



**Ecole Doctorale Sciences de la Matière, du
Rayonnement et de l'Environnement**
Spécialité Géosciences, Ecologie, Paléontologie, Océanographie

Université de Lille

Laboratoire d'Océanologie et de Géosciences
UMR LOG 8187
Equipe Télédétection et Hydrodynamique

Etude expérimentale et modélisation
stochastique des fluctuations de la vitesse (vent
et courant) et de la puissance électrique.

Thèse de doctorat présentée par **Olmo DURÁN MEDINA**

Soutenue publiquement le 5 décembre 2016 devant le jury composé de :

Directeur de thèse	François SCHMITT	DR CNRS
Co-directeur de thèse	Rudy CALIF	MCF HDR Université des Antilles
Rapporteurs	Elie RIVOALEN	PR INSA Rouen
	Daniel SCHERTZER	PR Ecole des Ponts ParisTech
Examineurs	Luminita DANAILA	PR Université de Rouen
	Grégory GERMAIN	Cadre Ifremer HDR
Invités	Alexei SENTCHEV	PR ULCO
	Enrico CALZAVARINI	MCF Université de Lille

**Ecole Doctorale Sciences de la Matière, du
Rayonnement et de l'Environnement**
Spécialité Géosciences, Ecologie, Paléontologie, Océanographie

Université de Lille

Laboratoire d'Océanologie et de Géosciences
UMR LOG 8187
Equipe Télédétection et Hydrodynamique

Etude expérimentale et modélisation
stochastique des fluctuations de la vitesse (vent
et courant) et de la puissance électrique.

Thèse de doctorat présentée par **Olmo DURÁN MEDINA**

Soutenue publiquement le 5 décembre 2016 devant le jury composé de :

Directeur de thèse	François SCHMITT	DR CNRS
Co-directeur de thèse	Rudy CALIF	MCF HDR Université des Antilles
Rapporteurs	Elie RIVOALEN	PR INSA Rouen
	Daniel SCHERTZER	PR Ecole des Ponts ParisTech
Examineurs	Luminita DANAILA	PR Université de Rouen
	Grégory GERMAIN	Cadre Ifremer HDR
Invités	Alexei SENTCHEV	PR ULCO
	Enrico CALZAVARINI	MCF Université de Lille

*A mi familia que me ha dado fuerza y a mi madre Celia Medina
Nava[†], tu recuerdo vive en nosotros.*

«L'aventure repose sur la richesse
des liens qu'elle établit,
des problèmes qu'elle pose,
des créations qu'elle provoque ».
-Antoine de Saint-Exupéry

Remerciements

Tout d'abord, j'aimerais exprimer mon énorme gratitude envers mon directeur de thèse, Dr. François G. Schmitt. Je te suis reconnaissant de m'avoir donné l'opportunité, parmi tant d'autres candidats, de travailler sur cette thèse sur les énergies renouvelables. J'ai grandement apprécié ta disponibilité, tes explications et ta patience, ainsi que la transmission de ta rigueur scientifique, que j'ai voulu retranscrire dans l'ensemble de mes travaux. Je te remercie également pour tous les moments que nous avons pu passer à discuter, bien évidemment de mon thème de recherche, mais aussi de beaucoup d'autres sujets, qu'ils soient professionnels ou personnels.

Mes remerciements sont également adressés au Dr. Rudy Calif, mon codirecteur de thèse, qui m'a encadré durant ces trois années. Je te suis reconnaissant du temps que tu as passé à m'expliquer les codes pour la correcte application des méthodes stochastiques. J'ai pu mettre en pratique les différentes stratégies de résolution pour mener cette thèse à son terme. Merci pour tous les conseils qui ont contribué à ma formation et qui m'ont permis d'évoluer dans le domaine des énergies renouvelables. Merci également de m'avoir accueilli au sein de ton laboratoire en Guadeloupe.

A tous les deux, j'espère que cette thèse sera à vos yeux le reflet fidèle de tout le travail que nous avons engagé ensemble ainsi que de tout ce que vous m'avez enseigné au cours de ces trois années de recherche.

Je tiens également à remercier l'université de Lille qui a financé ces travaux de recherche sur les énergies renouvelables, qu'elle considère comme un enjeu d'avenir. Mes remerciements vont aussi à l'ensemble du personnel du Laboratoire d'Océanologie et Géosciences (LOG). Merci au personnel de la Station Marine de Wimereux, pour leur accueil et leur disponibilité, et plus particulièrement à Lionel Denis, Sébastien Lefebvre, Valérie Plouvin, Philippe Notez, Evelyne Termote, Katia Butelle et Dominique Menu.

Je tiens à remercier sincèrement mon jury de thèse d'avoir pu faire le déplacement et de me faire l'honneur de participer à ma soutenance de thèse. Je remercie spécialement le Pr. Elie Rivoalen et le Pr. Daniel Schertzer, qui ont accepté d'être les rapporteurs de mes travaux. Mes remerciements s'adressent également aux membres du jury : Pr. Luminita Danaila, Dr. Grégory Germain, Dr. Alexei Sentchev et Dr. Enrico Calzavarini. Merci également au Dr.

François Bruno qui a participé à mon comité de thèse mais qui n'a pas pu assister à la présentation de celle-ci.

Je souhaite remercier Grégory Germain et Benoît Gaurier qui ont été un socle important dans la réalisation de cette thèse, grâce à l'apport de leurs compétences dans la partie hydrolienne. Je suis conscient de la chance que j'ai eue d'avoir pu collaborer avec vous au sein du laboratoire Ifremer. Votre rigueur, vos directives et vos conseils m'ont beaucoup aidé à me remettre continuellement en question. J'ai pu développer un sens pratique nécessaire à l'application des connaissances produites en laboratoire pour les transposer dans des conditions réelles d'exploitation. J'en profite également pour remercier M. Jean Valery et M. Thomas Bacchetti pour leur expertise technique lors des campagnes de mesures réalisées dans le bassin d'essai de l'Ifremer.

Quant à la partie éolienne de cette thèse, elle est le résultat de la collaboration avec les compagnies françaises d'énergie éolienne, InnoVent et WPD. Les données de vent et puissance utilisées sont issues d'éoliennes commerciales actuellement en fonctionnement et ont été gracieusement fournies par ces compagnies dans le but d'appliquer nos méthodes et de tester nos modèles de prévision. Cette collaboration a été le fruit de multiples échanges, discussions, mails et de rencontres avec les responsables d'exploitation. A ce titre, nous remercions M. Stanislas Verhasselt, M. Reunan Mourmant et M. Mustafa Sadallah de l'entreprise InnoVent, ainsi que M. Rémi Casteras et M. François Taraud de l'entreprise WPD. Votre apport a été un atout important pour le bon développement de ce travail de recherche.

Ce travail de thèse a été réalisé grâce au constant soutien de nombreuses personnes que j'ai pu rencontrer : merci à Alexei Sentchev de me donner l'opportunité de participer au projet Intereg Protide. Merci à Yongxiang Yuang de m'avoir permis de maîtriser la méthode EMD ainsi que ses dérivés (TDIC et EMD-HSA), à Eric Goberville de m'avoir aidé sur MATLAB. Merci à Renosh Pannimpullath Remanan et à Jonathan Derot d'avoir été là en tant que mes aînés doctorants de François Schmitt, de m'avoir expliqué les méthodes stochastiques et merci de votre compagnie : en effet, en plus du travail on a partagé des bons moments dans le laboratoire.

Viennent s'ajouter à cette liste mes amis et collègues du laboratoire LOG et Ifremer qui ont fait partie de ma vie, tant au bureau qu'en dehors, tout au long de ces années. Merci encore à Anne-Hélène, Maxime, Delphine, Fabien,

Stéphane, Lola, Carolina, Céline, Martin, Astrid, Sylvain, Bachar, Cyrielle et Xochitl. J'ajoute également mes amis des Hauts-de-France et plus particulièrement Aurore, Rémi, Damien, Cyrille, Safia, Olivia et Valentine. J'ai fait beaucoup de grandes rencontres durant ces années de thèse et je m'excuse envers ceux que je n'ai pas pu citer. Sachez néanmoins que je pense bien à vous et je n'oublie pas ce que vous avez pu apporter à ma vie de doctorant.

J'ai une immense gratitude envers tous les anciens professeurs qui m'ont donné ce dont j'avais besoin pour réussir à atteindre ces sommets. Vous avez contribué indirectement à la réussite de cette thèse. Bien que cette liste ne soit pas exhaustive, je souhaite remercier M. Pellé, Mme Harmand, M. Delacourt, M. Renaud, M. Dalbin, M. Etchaide et Mme. Prost.

No existen palabras para agradecer todo el apoyo y cariño que me dio mi familia. Gracias a mi señor padre Pino Durán Escamilla y a mis queridos hermanos Pino Durán Medina y Arce Durán Medina. Estoy aquí gracias a ustedes.

Pour finir, je remercie ma compagne Laureen, qui, en plus de m'avoir supporté durant ces années, m'a également donné toute la motivation, le temps et la compréhension incessante dont j'ai eu grand besoin pour passer la ligne d'arrivée. Ce marathon nous a demandé beaucoup de souffle et je veux partager cette réussite avec toi puisque tu as été une véritable clé de voûte pour la construction de ce projet. Ton soutien a également pris forme au sein de cet écrit : en effet, un œil attentif pourra sans doute s'apercevoir de ton bon travail à la réalisation des quelques graphes inclus dans cette thèse. Et pour ta famille, Fabienne, Pascal et Romain, je vous dis un grand merci pour vos encouragements.

L'expression "Brasser de l'air" pourra avoir une nouvelle signification à la suite de ces travaux.

Résumé par chapitre

Chapitre 1

Ce chapitre est consacré à l'introduction générale de ce sujet de recherche qui concerne les fluctuations dans les énergies renouvelables. On définit notamment la problématique des fluctuations de puissance issues d'un système de production éolien ou hydrolien. On réalise en particulier un bref contexte historique du paradigme énergétique français. Les objectifs de la thèse sont également présentés.

Chapitre 2

Le chapitre 2 est un recueil de théories et méthodologies utilisées dans l'étude de la turbulence pleinement développée. Nous effectuons une approche statistique. A ce sujet, on se situe dans le cadre des cascades d'énergie multifractale et les lois empiriques exposées dans les travaux de Kolmogorov et ses continuateurs.

Les définitions des outils classiques d'analyse de données stochastiques sera utile pour la compréhension de ce travail de thèse. Nous développons ces outils et les condition d'applicabilité sans pour autant entrer dans les détails ou les démonstrations qui ont été établis dans d'autres ouvrages. On cherche à faciliter la lecture par l'introduction de la terminologie utilisée pour décrire les phénomènes liés à la turbulence. On définit notamment les échelles de la turbulence, les modèles multifractals et les outils statistiques et dynamiques tels que les fonctions de structures nécessaires à l'interprétation de l'interaction d'un fluide et d'une turbine hydrolienne (chapitre 3) ou éolienne (chapitre 4) lors de la production d'énergie.

Chapitre 3

L'étude des effet de la turbulence sur la production de puissance mécanique générée par un modèle d'hydrolienne a été le sujet de ce chapitre. Cette hydrolienne a été testée dans un bassin d'houle et courant où les conditions expérimentales étaient bien contrôlées. La vitesse était maintenue constante, cette vitesse a été mesurée à deux emplacements : en aval et en amont de l'hydrolienne placé au centre du bassin de courant. La puissance a été mesurée en simultané. Deux taux de turbulence ont été considérées sur la section d'entrée (3 et 15%) et deux vitesse de rotation TSR.

L'analyse spectrale des données de vitesse a mis en évidence une loi de puissance en $-5/3$ caractéristique de la turbulence pleinement développé d'après les travaux de Kolmogorov. Cette loi n'est pas observée pour un faible taux de turbulence. Cette loi de puissance spectrale est également observée pour tous les spectres de vitesse situés dans le sillage de l'hydrolienne dont celui ayant un faible taux de turbulence (3 %). Ces invariances d'échelle sont présentes sur une gamme d'échelle de plus de 3 décades dont le rapport d'échelle est $\lambda = 500$, rare dans la bibliographie scientifique. Cette performance est atteinte en raison de la durée d'enregistrement (3 h) et de la haute fréquence d'acquisition ($f > 700$ Hz.). Le spectre des données de puissance générée ne suit pas cette loi d'échelle en $-5/3$. La puissance présente au contraire 2 pics caractéristiques : la fréquence de rotation de l'hydrolienne $f_0 = 1,4$ Hz. uniquement visible pour un faible taux de turbulence et un harmonique à $3f_0$. Le facteur 3 s'explique par les trois pales de cette turbine.

La caractérisation des échelles de la turbulence a montré dans le cas amont, que les structures tourbillonnaires de grande taille sont détruites par le nid d'abeille. Dans le sillage, plus le taux de turbulence est important, plus l'échelle intégrale est importante à la différence du cas amont. Pour ce dernier cas, les données de vitesse en aval de l'hydrolienne sont plus intermittente que celles en amont en raison du sillage générée par les pales.

Les méthodes de corrélation indiquent une forte dépendance de deux séries sur les basses fréquence. Si l'hydrolienne tourne à son point de fonctionnement (TSR=4), la corrélation est plus importante et montre un cohérence proche de l'unité sur une plus longue gamme fréquentielle. A l'opposé, cette dépendance est nulle sur les hautes fréquences. La transition entre ces zones est caractérisée par l'apparition d'une zone d'anti-corrélation sur les des échelles locales des modes correspondants à ces fréquences caractéristiques. Il en résulte une séquence de corrélations positives et négatives également sur les échelles locales qui produit une corrélation nulle sur les échelles globales.

Chapitre 4

Ce chapitre est centré sur l'analyse des effet du vent sur la production d'énergie venant de trois éoliennes situées à trois emplacement différents. Ces données dont la fréquence d'acquisition est de 10 min ont été enregistrées simultanément. La densité de probabilité expérimentale des données de vitesse

est asymétrique et présente des fluctuations importantes. Les ajustement de la distribution de type Gaussian, de Weibull et de Rayleigh sont mauvais et plus particulièrement sur les valeurs extrêmes, loin de la valeur centrale. La distribution de la puissance montre cependant une loi de puissance bien respectée sur une gamme de puissances loin de la puissance de démarrage (où la vitesse du vent est suffisante pour produire de l'électricité) et la puissance nominale. L'éolienne Nordtank est l'exception.

D'autre part, la courbe de puissance a été estimée expérimentalement. Elle indique une bonne estimation de la puissance en fonction de la vitesse sans considérer l'ensemble des composants de l'éolienne. Il a été mis en évidence les zones de production d'énergie générée à partir de la vitesse du vent. Cette courbe montre en échelle log-log une loi de puissance de l'ordre de 3,03 et 3,3 pour les éoliennes WPD et InnoVent respectivement. L'éolienne Nordtank montre une sous-estimation de cette loi avec 2,4, très inférieure à la valeur théorique égale à 3. Nous avons proposé un nouvel outil pour l'estimation de cette fonction de transfert. Cet outil utilise la densité de probabilité conditionnelle et indique la probabilité d'obtenir une puissance maximale obtenue à partir d'une vitesse de vent donnée. Cette méthode génère une courbe de puissance analogue à celle obtenue par la méthode des classes bien que les zones de production sont mieux définies.

De plus, l'analyse spectrale affiche une invariance d'échelle en $-5/3$ avec un rapport d'échelle $\lambda = 100$. Cette loi de puissance spectrale est observée pour les fluctuations de vitesse et de puissance dans le cas des éoliennes commerciales. Les spectres de puissance de l'éolienne Nordtank montrent au contraire une loi d'échelle $\beta > 5/3$ avec une pente de puissance $\beta \approx 2$. Cette éolienne possède une boîte de vitesses à la différence des éoliennes InnoVent et Nordtank ce qui peut expliquer cette différence. Le spectre montre deux pics caractéristiques. Le premier à $f_0 = 1,33$ Hz. et un harmonique à $3f_0$ où le facteur 3 indique le nombre de pales de cette turbine.

Par ailleurs, l'analyse de l'intermittence met en évidence l'amplification des fluctuations de la vitesse du vent en sortie d'une éolienne. En effet, les fluctuations de puissance générées par ce système sont plus intermittentes. Cette observation est uniquement valable pour les éoliennes commerciales WPD et InnoVent en raison de l'invariance d'échelle observée sur l'analyse spectrale. L'analyse des corrélations multifractales a été pour sa part uniquement appliquée aux données de l'éolienne Nordtank. La perte de cohérence observée

sur les basses fréquences a été analysé par la méthode CIDT. On a retrouvé une dynamique similaire à celle observé pour le cas hydrolien. L'apparition de bouffées de corrélation nulle sur les échelles locales s'étend ensuite aux grandes échelles. La séquence entre corrélations positives et nulles, à la fréquence caractéristique considérée, produit en effet la perte de corrélation globale de chaque mode résultant de la décomposition modale empirique.

Deux méthodes de prévision sont présentées. Elles sont basées sur l'hypothèse de distribution log-normale des incréments de puissance d'une part, et sur la mémoire d'échelle des données de puissance. La méthode log-normale (LN) dépend de la qualité de l'ajustement de la distribution des incréments. Celle-ci donne un mauvais ajustement des valeurs extrêmes, ce qui produit une sur-estimation de la puissance. A cela s'ajoute la complexité de prédire le signe des incréments. La méthode de prédiction de type mémoire d'échelle (mBf), montre une sous estimation de la puissance. Ceci se produit probablement en raison du caractère mono-fractal du modèle qui ne correspond pas à la physique des fluctuations de la puissance. En effet, celles-ci présentent un caractère multifractal. Cette méthode a l'avantage cependant de prédire la tendance de la courbe de puissance, les fluctuations ascendantes et descendantes et ceci même s'il existe des valeurs manquantes. La méthode mBf est plus performante que la méthode LN d'après les indicateurs d'erreur.

Table des matières

1	Introduction	1
1.1	Présentation Générale	1
1.2	Historique de l'énergie en France	2
1.3	Objectifs de la thèse	5
1.4	L'importance de l'échelle	7
2	Théorie et Méthodologie	11
2.1	La turbulence	11
2.1.1	Définition de la turbulence développée, homogène et isotrope	11
2.1.2	Les équations de Navier-Stokes et le nombre de Reynolds	12
2.1.3	Les cascades d'énergie et les lois empiriques	14
2.2	L'étude de l'auto-similarité	27
2.2.1	Propriétés de l'auto-similarité	27
2.2.2	Le mouvement Brownien fractionnaire (mBf)	28
2.2.3	La loi multi-échelle, les multifractals et les fonctions de structure	30
2.3	Les modèles multifractals	32
2.3.1	Le modèle log-normal et les paramètres H et μ	32
2.3.2	L'intermittence et la théorie des cumulants dans le cadre log-normal	33
2.3.3	Le modèle log-stable	34
2.4	Outils statistiques et dynamiques	35
2.4.1	La fonction de densité de probabilité	35
2.4.2	Les distributions de Weibull et Rayleigh	36
2.4.3	La densité conditionnelle	36
2.4.4	L'énergie spectrale de Fourier	37
2.4.5	La corrélation croisée et la cohérence γ_{xy}	38
2.5	Analyse multi-échelle et multifractale en termes de temps-amplitude fréquence	40
2.5.1	La méthode de décomposition-modale empirique (DME)	40
2.5.2	L'analyse spectrale d'Hilbert (HSA) et la Transformée d'Hilbert-Huang (HHT)	42
2.5.3	La corrélation intrinsèque et dépendante du temps (CIDT)	43

3	Application à l'énergie hydrolienne	47
3.1	L'énergie des courants	47
3.1.1	Introduction	47
3.1.2	La particularité de l'hydrolien	49
3.2	Conditions expérimentales	50
3.2.1	Bassin d'essai à houle et courant IFREMER	51
3.2.2	Mesure de l'écoulement en amont et en aval	52
3.2.3	Modèle réduit d'une hydrolienne horizontale	57
3.2.4	Synthèse des données	62
3.3	Caractérisation de l'écoulement	64
3.3.1	Analyse spectrale et lois de puissance	65
3.3.2	Propriétés scalaires et caractérisation multi-échelle	70
3.3.3	Intermittence de l'écoulement amont et aval	73
3.4	Corrélation entre la vitesse du courant et la puissance mécanique 78	
3.4.1	Corrélation croisée entre l'écoulement et la turbine hydrolienne	79
3.4.2	Corrélation multi-échelle : la méthode CIDT	82
3.5	Perspectives	89
4	Application à l'énergie éolienne	93
4.1	La complexité atmosphérique	93
4.2	Le défi de la prévision à court terme	96
4.3	Présentation des données	97
4.3.1	Données InnoVent	98
4.3.2	Données WPD	99
4.3.3	Données Nordtank	101
4.3.4	Synthèse des données issues de turbines éoliennes	103
4.4	Comportement des éoliennes	104
4.4.1	La fonction de transfert	105
4.4.2	Lois de puissance	105
4.4.3	Fonction de probabilité de vent et la puissance	111
4.4.4	Densité de probabilité conditionnelle de la puissance conditionnée au vent	115
4.5	Analyse spectrale des données de vent et production	120
4.5.1	Quelques antécédents d'analyses spectrales	120
4.5.2	Analyse spectrale	122
4.6	Analyse des corrélations : Eolienne Nordtank	126
4.6.1	Cohérence entre l'entrée et la sortie du système	127
4.6.2	Triangles de corrélation multi-échelle	128

TABLE DES MATIÈRES

vii

4.7	Analyse de l'intermittence et les propriétés multifractales	131
4.7.1	Calcul des paramètres d'intermittence des éoliennes Di- rect Drive	132
4.7.2	Modélisation de la fonction $\zeta(q)$	134
4.8	Les modèles de prévision	139
4.8.1	Introduction aux modèles existants	139
4.8.2	L'estimation de l'erreur	143
4.8.3	Prévision par le modèle multifractal lognormal	143
4.8.4	Prévision par analogie avec un modèle fBm	148
Conclusion générale		161
Annexes		169
A	Outils numériques, le processeur de calcul MATLAB	169
B	Théorie des cumulants	170
C	Hydrolienne verticale in situ	172
C.1	Introduction du projet Interreg Protide	172
C.2	Mesure de l'écoulement	173
C.3	Mesure de puissance générée par le prototype d'hydrolienne	174
C.4	Analyse spectrale et Cohérence	177
D	Densité de probabilité Nordthank	180
E	Méthode CDIT	181
F	Photos de la campagne de mesures réalisée à l'Ifremer en avril 2014	186
Bibliographie		189

Introduction

1.1 Présentation Générale

Cette thèse a été financée par le ministère de l'éducation nationale et a été effectuée au sein de l'université de Lille au laboratoire d'Océanologie et Géosciences (LOG UMR 8187) de Wimereux. Ce travail veut répondre à la nécessité de comprendre l'intermittence des énergies renouvelables (comprendre ici intermittence par l'irrégularité de la production de ce type d'électricité). Cette irrégularité provoque une gestion compliquée des réseaux de distribution d'électricité. Bien que l'énergie éolienne ou l'énergie marine renouvelable des courants marins soient des sources d'énergie d'avenir, le principal problème de l'implantation massive de ces énergies renouvelables est l'existence des fortes fluctuations de la production d'électricité. Cette faiblesse est souvent pointée du doigt par les autorités politiques dû aux problèmes qu'impliquent un tel développement, notamment sur les problèmes de distribution. Le modèle des énergies renouvelables est un modèle énergétique et économique décentralisé qui est géré par un large nombre d'acteurs tels que des petits producteurs, des associations ou des entreprises gérant des multiples unités de production. En France, ce modèle est en opposition directe avec le modèle énergétique actuel de centralisation de la production et distribution de l'énergie gérée par le triangle : Electricité de France (EDF), la Direction générale de l'énergie et des matières premières (DGEMP) et le Commissariat à l'énergie atomique et aux énergies alternatives (CEA). Le paradigme énergétique dont nous avons hérité est la conséquence d'une succession de choix politiques et économiques d'après guerre mis en place durant les 70 dernières années. Afin de donner un contexte historique à cette recherche, nous évoquons sommairement ces choix qui constituent le paradigme énergétique français. Ce contexte historique représente pour moi, un chercheur de nationalité mexicaine, un point de départ et une motivation supplémentaire pour mon travail de recherche.

1.2 Historique de l'énergie en France

La France a une particularité internationale énergétique où l'énergie nucléaire produit 76.3% de l'énergie consommée d'après le réseau de transport de l'électricité (RTE) dans son rapport de 2015 (cf. figure 1.2). Ce choix commence dans les années d'après-guerre, le gouvernement cherche rapidement à rétablir une visibilité internationale à la France et le projet de développement et d'indépendance énergétique est l'un des étendards de cette politique. La maîtrise de l'atome est perçue à l'époque comme un signe de puissance, de prestige technologique dont Pierre et Marie Curie, puis Irène et Frédéric Joliot-Curie ont fait les premières avancées en France. Le premier réacteur électronucléaire à usage civil de type UNGG (uranium naturel graphite gaz) voit ainsi le jour à Chinon, en Indre-et-Loire en 1957 et c'est jusqu'en 1969 que EDF préconisera les réacteurs à eau pressurisés ou REP, actuellement présents dans l'ensemble des centrales françaises. Du côté des énergies renouvelables, l'hydroélectricité occupe déjà une place significative avec l'usine marémotrice de la Rance conçue avant l'essor de l'atome, ce qui peut expliquer son développement grâce à des investissements colossaux pour sa construction. C'est en 1967 que le barrage de la Rance en Ille-et-Vilaine (Bretagne) entre en fonctionnement. Cette énergie est également forte en symboles : celui de la reconstruction (financée en partie par le plan Marshall) et surtout celui du génie français puisque la Rance restera la plus puissante du monde pendant plus de 44 ans (jusqu'en 2011 à l'ouverture de la centrale de Sihwa Lake en Corée du sud). Cette énergie néanmoins atteint ses limites à la fin des années 60 en raison de la limite des sites géographiquement potentiels pour son usage (27% de l'énergie produite en 1970). De plus, entre 1960 et 1970 deux prototypes d'éoliennes installées l'une à Saint-Rémy-des-Landes (Manche) et l'autre à Nogent-le-Roi (Eure-et-Loire) échouent à convaincre le secteur suite à des défaillances techniques seulement après quelques semaines de test. L'échec d'une troisième éolienne sur l'île d'Ouessant en 1980 provoque la perte de crédibilité de cette technologie et l'abandon d'un quelconque projet de développement de ce type d'énergie [Evrard, 2013].

L'urgence de devenir un pays énergiquement indépendant devient manifeste après le premier choc pétrolier en 1974. Le gouvernement décide d'instaurer l'option du "tout nucléaire", matérialisé par un vaste programme électronucléaire de construction nommé "plan Messmer" du nom du Premier ministre de l'époque Pierre Messmer de 1972 à 1974. Ce plan prévoit la construction de 16 réacteurs puis d'environ 4 réacteurs par an, nombre basé sur des calculs de

1.2. Historique de l'énergie en France

prospective des besoins en énergie pour les décennies à venir. Cette politique sera mise en place par les fleurons de l'industrie française : Electricité de France (EDF), le Commissariat à l'énergie atomique (CEA), la Franco-Américaine de Constructions Atomiques (Framatome) pour le développement des réacteurs et la Compagnie générale des matières nucléaires (Cogema) pour gérer les combustibles nucléaires. La fusion de Framatome, Cogema et CEA industrie fera par la suite apparaître la compagnie AREVA en 2001¹. La France compte aujourd'hui 58 réacteurs répartis sur 19 centrales nucléaires qui sont pour la plupart issues d'une politique de rapide développement. Le changement de politique dans le domaine sera en partie la conséquence du doute concernant la sûreté de cette énergie suite aux catastrophes survenues à Three Mile Island en 1979 (Pennsylvanie, Etats Unis) ou à Tchernobyl en 1986 (URSS, actuelle Ukraine). Un nouveau choc pétrolier en 1980 relance le débat dû à une surproduction d'électricité sortie du nucléaire.

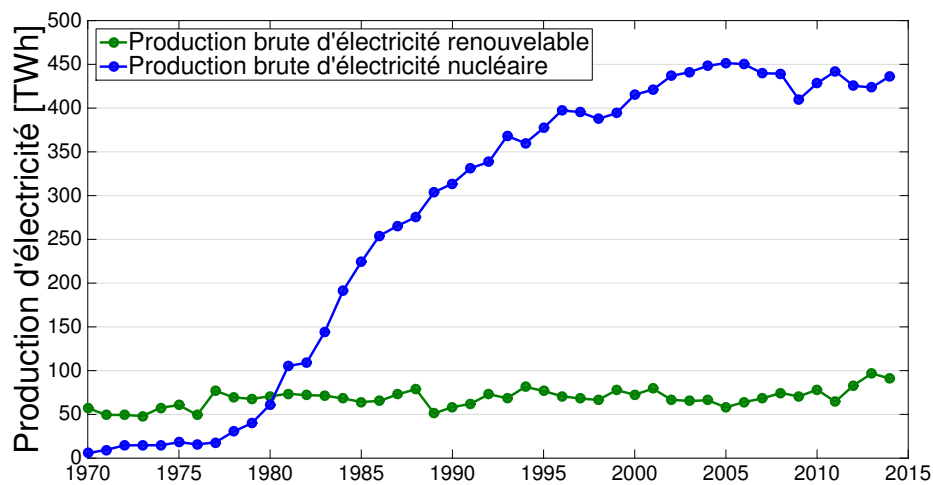


FIGURE 1.1 – La production d'électricité en France depuis 1970. La production nucléaire de l'hexagone augmente considérablement après le premier choc pétrolier en 1974 d'après le plan Messmer. Les énergies renouvelables restent globalement en dessous du seuil des 100 TWh, majoritairement grâce à l'énergie hydraulique (par barrage) mais connaissent une légère progression depuis les années 2010 avec l'éolien, le photovoltaïque, l'hydrolien et autres. Sources : Commissariat général au développement durable et l'Observation et des Statistiques (SOeS) du ministère de l'Environnement, de l'Energie et de la Mer.

1. <http://www.vie-publique.fr/politiques-publiques/politique-nucleaire/chronologie/>

CHAPITRE 1 – INTRODUCTION

La déclaration de Rio en 1992 et le protocole de Kyoto en 1997 sont dans ce contexte une étape pour l'évolution des pratiques politiques internationales en matière d'énergie. En 2008 les directives européennes dressent le projet du "trois fois vingt" : réduire de 20% les émissions de gaz à effet de serre par rapport à leurs niveaux de 1990, porter la part des énergies renouvelables à 20% de la consommation et réaliser 20% d'économies d'énergie². Malgré la création d'une nouvelle génération de réacteurs nommées EPR (Réacteur Présuré Européen pour ses sigles en anglais) dont les premières installations prototype sont à Olkiluoto (Finlande) et à Flamanville (France), la catastrophe de Fukushima en 2011 remet une nouvelle fois en cause l'infailibilité du nucléaire et sa place dans la production d'énergie. Le "tout nucléaire" est le résultat d'un consensus général des années 1960 parmi les gaullistes et communistes, par la majorité de droite et de gauche ainsi que les syndicats du secteur de l'énergie. La France est dans l'incapacité de tourner le dos à 50 ans de consensus énergétique. Néanmoins, la lutte contre le changement climatique et la réduction des émissions à effet de serre fait évoluer ce consensus, le contraint et le transforme. Une preuve récente de cette priorité est l'adoption du texte international issu de la Conférence des parties (COP 21) en 2015 à Paris qui commence un nouveau chapitre dans les choix économiques et politiques en matière d'énergie, prévoyant l'abandon des énergies primaires fossiles tels que le charbon et le pétrole, pour donner plus de visibilité aux énergies renouvelables et à une diminution à 50% de l'énergie nucléaire en France. Ces choix sont néanmoins des vœux pieux qui demanderont à être confirmés par les faits dans les années à venir.

Bien que ce résumé ne soit pas exhaustif, celui-ci peut nous faire comprendre le regain de notoriété des énergies renouvelables grâce à leur maturité économique, aux progrès technologiques et donc à leur compétitivité. Grâce à l'évolution de ce paradigme énergétique, en 2015 la production éolienne continue sa croissance et a enregistré une production maximale dépassant les 5.500 MW tous les mois de l'année. La puissance solaire raccordée en France métropolitaine représente un parc solaire installé de 6.200 MW. Le parc hydraulique reste de son côté, stable depuis la fin des années 1980. La figure 1.2 résume l'état actuel de la consommation d'énergie en France.

2. Rapport d'information numéro 1260 déposé par la commission chargée des affaires étrangères et enregistré à la présidence de l'Assemblée Nationale le 18 novembre 2008.

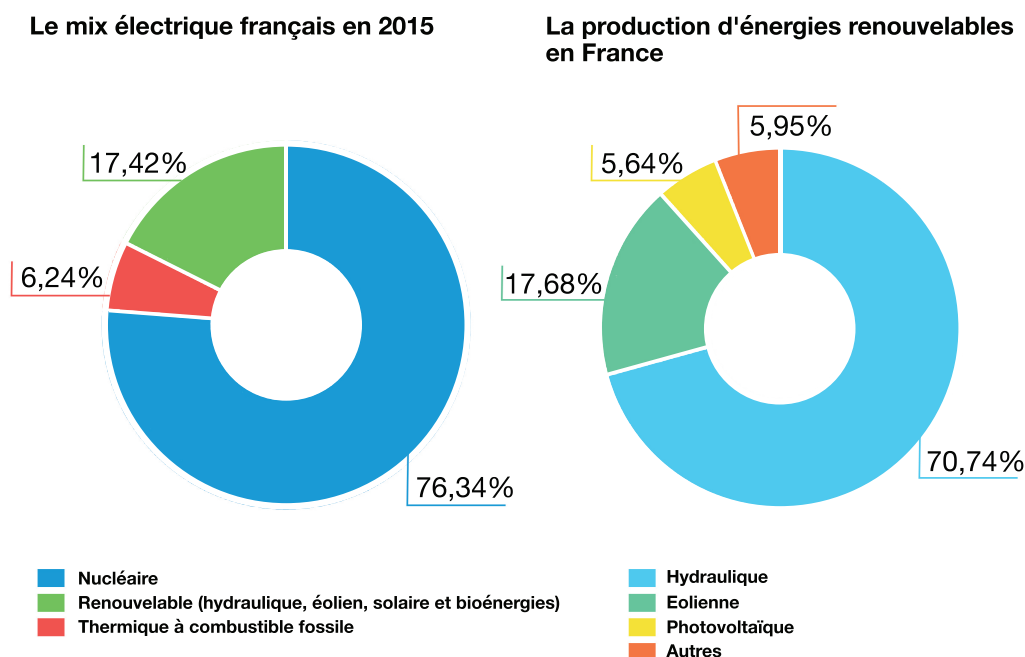


FIGURE 1.2 – La répartition des filières dans le mix énergétique français en 2015 (la part de chaque filière dans la production d'énergies renouvelable de ce mix). L'énergie nucléaire représente 76,34% de l'énergie consommée en France. La part de 17,42% des énergies renouvelables est dominée par l'énergie hydraulique qui demeure stable dû aux sites géologiques exploitables limités. L'éolien représente la deuxième source de ce type d'énergie. Adapté de : RTE et L'Observ'ér, Le baromètre 2015 des énergies électriques renouvelables en France

1.3 Objectifs de la thèse

Les objectifs de cette thèse peuvent être simplement introduits par l'explication de ses mots clés. Il faut d'abord relever le mot stochastique, synonyme d'aléatoire. La plupart des mesures que nous effectuons dans la nature ont une propriété erratique et sont difficilement prévisibles. Ces mesures peuvent être décrites mathématiquement par des processus stochastiques. Les processus stochastiques sont présents dans la quasi totalité des observations effectuées dans notre environnement. Dans le cas de la météo par exemple, on peut citer la température, l'humidité ou la pluviométrie. Afin de les étudier nous utilisons des outils de probabilités et statistiques inspirés du domaine de la turbulence. Cette thèse est centrée sur deux types de processus stochastiques : la vitesse du vent et celle des courants marins.

CHAPITRE 1 – INTRODUCTION

Lorsque nous réalisons des mesures de vitesse, nous constatons des fluctuations qui leur sont intrinsèques. Dans le cas du vent par exemple, ces fluctuations sont aperçues à l'échelle humaine sous forme de bourrasques qui correspondent à un soudain changement de la vitesse du vent. Ici il y a bien une notion d'échelle dans l'étude des fluctuations, que nous traiterons plus loin. Le vent et les courants marins sont deux sources d'énergie inépuisables de notre planète, que nous pouvons récupérer et transformer sous forme d'énergie qui nous est profitable. Cette énergie provient en grande partie de l'énergie émise par le soleil (environ 2% de l'énergie solaire reçue à la surface de la Terre se transforme en énergie éolienne naturelle). La puissance électrique sera ainsi générée à partir d'aérogénérateurs ou d'hydrogénérateurs, aussi appelées éoliennes ou hydroliennes, qui captent l'énergie cinétique liée au mouvement du vent et des courants marins mais également les fluctuations inhérentes à leur vitesse. L'électricité ainsi produite a par conséquent, un caractère très fluctuant et également intermittent. Comprenons ici "intermittent" en opposition à une énergie continue sortie du nucléaire par exemple. Il s'agit en effet d'une des principales contraintes lors de la production d'énergie renouvelable du fait de l'intermittence même de la ressource. L'origine de ces fluctuations peut être expliquée par un terme manquant dans l'intitulé de la thèse mais qui est implicite dans le mot vitesse : la turbulence.

La turbulence fait partie de notre quotidien, que ce soit dans les "turbulences" dans les avions de ligne ou les arabesques de la fumée des cigarettes. Dès que la vitesse d'un fluide comme le vent ou les courants atteint un certain seuil, la turbulence se développe intrinsèquement et c'est elle qui donne cet aspect non prévisible au vent et aux courants marins. Bien que nous disposions d'équations et de modèles mathématiques pouvant décrire en partie ce phénomène, la turbulence reste un problème ouvert, non-résolu du fait du caractère chaotique et non-linéaire des équations qui la décrivent. L'étude de la turbulence sera en effet un élément principal traité dans cette thèse.

Il s'agira donc d'étudier dans ce travail de thèse les fluctuations des mesures stochastiques de la vitesse du vent et des courants marins provoquées par la turbulence. Pour cela, il est nécessaire de développer des outils de traitement spécifique à ce type de données. Cette étude s'élargit aux fluctuations de puissance d'un système d'éolienne ou d'hydrolienne afin de créer un modèle statistique capable de prédire les pics de puissance électrique générée en sortie d'un tel système.

1.4. L'importance de l'échelle

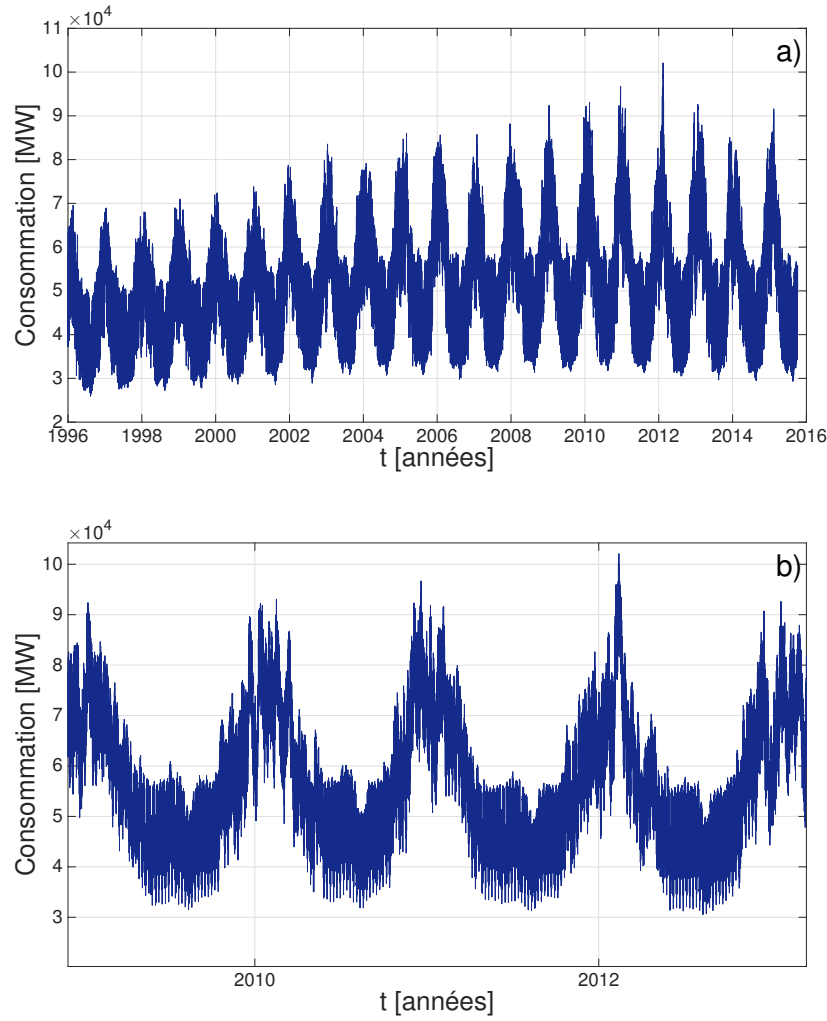


FIGURE 1.3 – La consommation d'électricité en France depuis 1996 (figure a). On observe des fluctuations périodiques annuelles. En effectuant un zoom entre les années 2010 et 2012 (figure b), on aperçoit d'autres fluctuations qui correspondent à des temps périodiques mensuels, journaliers, horaires, etc. Source : RTE France.

1.4 L'importance de l'échelle

Nous avons mentionné précédemment la notion d'échelle, qui sera déterminante pour notre étude. En effet, les fluctuations dépendent de l'échelle considérée, que ce soit de temps ou d'espace. Dans l'exemple du vent suivant l'échelle de temps, celles-ci peuvent se manifester comme une simple brise jusqu'à devenir un typhon. Ces fluctuations peuvent être caractérisées par un temps t qui leur est propre.

CHAPITRE 1 – INTRODUCTION

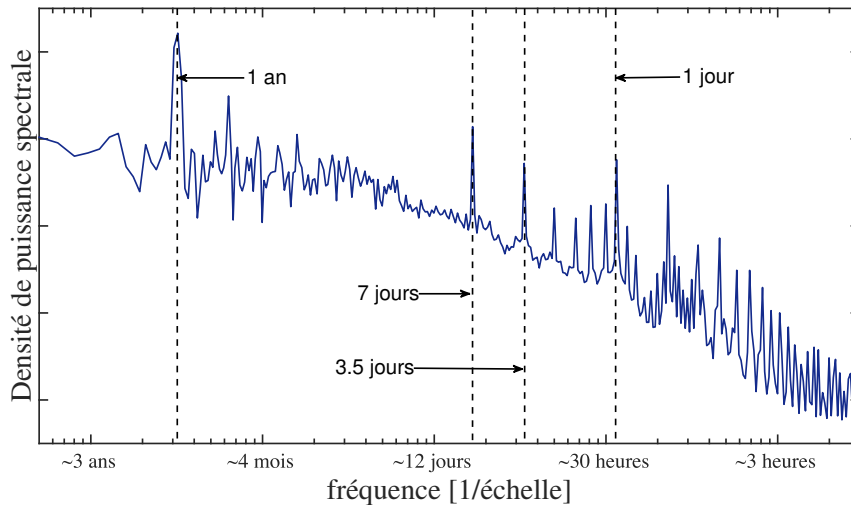


FIGURE 1.4 – Les fluctuations de la consommation d’énergie sont représentées dans l’espace spectral et mettent ici en évidence une série de pics par le temps de 1 jour, 3,5 jours, 7 jours, 1 an.

La figure 1.3a montre la consommation d’électricité en France depuis 1996³. On peut distinguer un mouvement périodique dans les fluctuations de la consommation qui a un temps caractéristique annuel. Ces fluctuations annuelles montrent les changements saisonniers entre la demande énergétique hivernale où la demande est maximale en raison du chauffage et entre la demande estivale où la demande est minimale. Ces fluctuations sont elles-mêmes accompagnées d’autres fluctuations avec un temps caractéristique différent ; comme l’illustre un grossissement de la figure 1.3a (cf. figure 1.3b). A une échelle journalière, ces fluctuations peuvent être dues aux périodes jour/nuit de 24h, aux fluctuations dues au temps de travail de 8h, parmi bien d’autres. D’un autre côté, il peut y avoir d’autres fluctuations avec une période de répétition plus longue qu’une année : il peut s’agir par exemple d’un hiver plus doux ou même d’un événement sportif tous les quatre ans qui peut générer un pic de consommation.

Afin de mieux illustrer cette notion d’échelle, nous travaillerons dans l’espace spectral (cf. section 2.4.4) qui donne une observation directe de ces temps caractéristiques. Nous travaillons en utilisant la fréquence $f = 1/t$. Les temps caractéristiques des fluctuations peuvent être mis en évidence dans l’espace spectral comme le montre l’outil appelé densité spectrale de puissance, repré-

3. http://clients.rte-france.com/lang/fr/visiteurs/vie/vie_stats_conso_inst.jsp

1.4. L'importance de l'échelle

senté sur la figure 1.4. Chacun des pics de la courbe indiquent une fréquence caractéristique f (analogue au temps caractéristique t) que l'on peut lire sur l'axe horizontal. Cet axe balaie un intervalle de temps allant de quelques secondes à plusieurs années.

De façon similaire, nous cherchons à dresser des spectres des données comme celle représenté sur la figure 1.4 en représentation log-log. La densité spectrale de puissance, aussi appelé le spectre, est en quelque sorte la signature énergétique de la mesure avec ses propriétés et la théorie qui la définit. Cet exemple peut illustrer la complexité des processus stochastiques qui peuvent imbriquer des phénomènes comprenant des temps caractéristiques différents. De la même manière, la turbulence a un caractère multi-échelles c'est-à-dire, ce phénomène évolue sur une large gamme d'échelles temporelles mais également spatiales. Nous chercherons à étudier ces propriétés dans cette thèse.

Théorie et Méthodologie

2.1 La turbulence

2.1.1 Définition de la turbulence développée, homogène et isotrope

La turbulence est régie par des équations complexes appelées équations de Navier-Stokes. Celles-ci décrivent un problème non-linéaire, chaotique et ouvert puisque ces équations n'ont pas aujourd'hui de solution. L'institut de mathématiques Clay offre un prix d'un million de dollar à celui ou celle qui pourra les résoudre. Avant d'introduire le formalisme mathématique, nous réalisons une approche qualitative de ce qu'est la turbulence en physique et d'une partie des hypothèses qui nous permettent d'appliquer ces équations.

Prenons un quelconque fluide comme l'eau, celui-ci est composé d'un nombre fini de volumes élémentaires. Ce volume élémentaire a une masse volumique ρ [en $kg.m^{-3}$] qu'on suppose non-compressible. Il possède également un coefficient de viscosité dynamique ν [en $Pa.s$] qui caractérise la capacité d'un fluide à s'écouler. Ce coefficient dépend également de la température. Dans l'étude d'un écoulement, ce coefficient sera déterminant, notamment lorsque la vitesse de ce fluide atteint un certain seuil. A cette vitesse, un mouvement aléatoire tourbillonnaire se génère dans le fluide. La turbulence sera ainsi obtenue lorsque les vitesses sont grandes (pour un grand nombre de Reynolds) on appelle le régime "*turbulence développée*".

L'étude de la turbulence développée requiert l'analyse des propriétés moyennes de ces mouvements tourbillonnaires. Le problème est de déterminer analytiquement ces propriétés. On parlera de *turbulence homogène* lorsque ces propriétés seront indépendantes de la position du fluide. A cela s'ajoute une deuxième hypothèse, celle de l'isotropie. La *turbulence isotrope* conserve ses propriétés dans toutes les directions de l'axe de référence. La turbulence développée, homogène et isotrope est un des plus simples modèle de la turbulence dont les propriétés moyennes de la vitesse et la pression sont invariantes

CHAPITRE 2 – THÉORIE ET MÉTHODOLOGIE

dans l'espace et dans toutes les directions. Une telle turbulence est un modèle idéalisé. En effet, la turbulence rencontrée dans plusieurs domaines comme l'ingénierie, la médecine, la biologie parmi d'autres, c'est une turbulence plus complexe que la turbulence homogène et isotrope, c'est-à-dire, que les propriétés de la vitesse et de pression changent avec la position lorsque la paroi est proche.

Ce modèle nous donne des clés pour éclairer des aspects physiques de la turbulence. Cette simplification nous permet de comprendre des phénomènes intéressants mais avec une analyse mathématique qui reste incomplète [Batchelor, 1953]. Dans la suite, on montrera le formalisme mathématique des équations de Naviers-Stokes.

2.1.2 Les équations de Navier-Stokes et le nombre de Reynolds

Les équations de Navier-Stokes appliquées à un fluide incompressible sont :

$$\frac{\partial \mathbf{v}}{\partial t} + (\mathbf{v} \cdot \nabla) \mathbf{v} = -\frac{1}{\rho} \nabla p + \nu \nabla^2 \mathbf{v} \quad (2.1)$$

où $\mathbf{v}$ est la vitesse du fluide, $\nabla^2 \equiv \partial^2 / \partial x_i^2$, t le temps, p la pression, ρ la densité, $\nu = \mu / \rho$ la viscosité cinématique [Bernard and Wallace, 2002]. Elles ont été établies par Claude-Louis Navier [1785-1836] et George Gabriel Stokes [1819-1903] au 19e siècle. Elles décrivent le mouvement d'une particule contenue dans un fluide, soumise aux forces d'inertie, de pression, de viscosité. La figure 2.1 montre l'application de ces forces sur une particule du fluide située au point M.

Chaque particule du fluide est soumise à un terme de pression $-1/\rho \nabla p$ et d'advection $(\mathbf{v} \cdot \nabla) \mathbf{v}$ qui rend l'équation fortement non-linéaire et un terme lié à la diffusion visqueuse $\nu \nabla^2 \mathbf{v}$. La prédominance d'un par rapport à l'autre définira le régime de turbulence. On distingue ces régimes à travers le nombre de Reynolds défini par Osborne Reynolds [1842-1912] :

$$Re_L = \frac{|(\mathbf{v} \cdot \nabla) \mathbf{v}|}{|\nu \nabla^2 \mathbf{v}|} = \frac{\mathbf{v}/L}{\nu/L^2} = \frac{v_L L}{\nu} \quad (2.2)$$

Ce nombre est sans dimension. La longueur caractéristique L est une échelle caractéristique du système étudié et v_L est la vitesse caractéristique correspondant à cette échelle. La turbulence développée est caractérisée par un très grand nombre de Reynolds ($Re_L \gg 1$), c'est-à-dire que l'advection prédo-

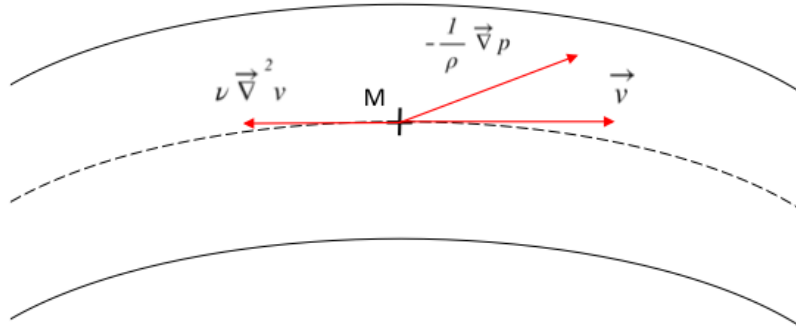


FIGURE 2.1 – La particule au point M d'un fluide Newtonien a un volume élémentaire dV . On obtient l'équation de Navier-Stokes par l'application de la deuxième loi de Newton ($\sum \vec{F} = m\vec{a}$) à l'ensemble des volumes dV de ce fluide.

mine face aux termes de dissipation visqueuse. Ce régime inertiel dépend de l'échelle L . L'échelle pour le système "atmosphère" par exemple, peut avoir plusieurs milliers de kilomètres donnant un nombre de Reynolds $Re_L > 10^{12}$ (avec $\nu_{air} = 10^{-5} \text{ m}^2\text{s}^{-1}$). Par ailleurs, l'échelle pour laquelle $Re = 1$ est appelé l'échelle de Kolmogorov η aussi appelée l'échelle de viscosité. La définition de cette échelle sera rappelée dans la section 2.1.3.

Les équations de Navier-Stokes sont déterministes. Cela veut dire que pour des conditions initiales données, il n'y aura qu'une seule solution. Les simulations numériques sont assez utiles et donnent une visualisation de la turbulence mais sont impossibles à réaliser numériquement pour des grands nombres de Reynolds. A l'opposé, on est facilement capable d'atteindre des grandes valeurs de Re dans les expériences en turbulence développée. Cette complexité des fluctuations de la vitesse générées dans le régime turbulent peut être étudiée avec une approche expérimentale. L'objectif de cet approche est de réaliser une caractérisation qualitative de l'ordre de grandeur de ces fluctuations. Les lois qui en résultent sont donc empiriques et compatibles avec les équations de Navier-Stokes sous certaines hypothèses. On parlera du modèle des cascades d'énergie.

2.1.3 Les cascades d'énergie et les lois empiriques

La cascade de Richardson

Imaginons un fluide statique, celui-ci nécessite de l'injection d'une énergie soumise à une échelle L afin de générer un écoulement ayant une vitesse v_L . Cette énergie est transportée par l'écoulement sous forme d'énergie cinétique. C'est dans les termes non-linéaires d'advection de l'équation 2.1 que le transfert d'énergie cinétique s'effectue dans un régime inertiel ($Re \gg 1$) pour ensuite être dissipée sous forme de chaleur par le terme de dissipation visqueuse. Cette dissipation par frottement visqueux se réalise par définition pour des nombres de Reynolds faibles et donc à une petite échelle. Ce transfert énergétique a été imagé dans un poème du scientifique anglais Lewis F. Richardson [1881-1953] qui peut être traduit comme suit :

"Les gros tourbillons ont des petits tourbillons
Qui se nourrissent de leur célérité,
Et les petits tourbillons, de plus petits en ont,
Et c'est ainsi jusqu'à la viscosité."

La cascade d'énergie de Richardson [Richardson, 1922] est une idée qui illustre la façon dont l'énergie transite des grandes aux petites échelles. Ce transfert s'interrompt lorsque le frottement visqueux n'est plus négligeable à des très petites échelles. La figure 2.2 illustre ce poème, les flèches représentent le transfert de l'énergie cinétique qui se déplace d'échelle en échelle, de tourbillon en tourbillon. Ce schéma n'est pas à prendre littéralement, en effet les grands tourbillons peuvent être accompagnés des petits tourbillons.

La théorie de Kolmogorov

A.N. Kolmogorov mit en équations ces idées intuitives exposées par L. Richardson. Il s'est intéressé à cet échange d'énergie et notamment à la diffusion thermique dans les petites échelles. Son apport le plus célèbre est une relation fondamentale appelée K41.

Nous avons précédemment présenté l'échelle de Kolmogorov η pour $Re = 1$. Cette échelle représente l'échelle de l'ordre des millimètres à partir de laquelle l'énergie se dissipe sous forme de chaleur. L'échelle ℓ considérée se situe entre cette échelle de dissipation et une échelle d'injection L , nommé ainsi car c'est à cette échelle que l'énergie qui génère l'écoulement est injectée¹. Nous obtenons

1. Cette échelle est également connue comme l'échelle intégrale.

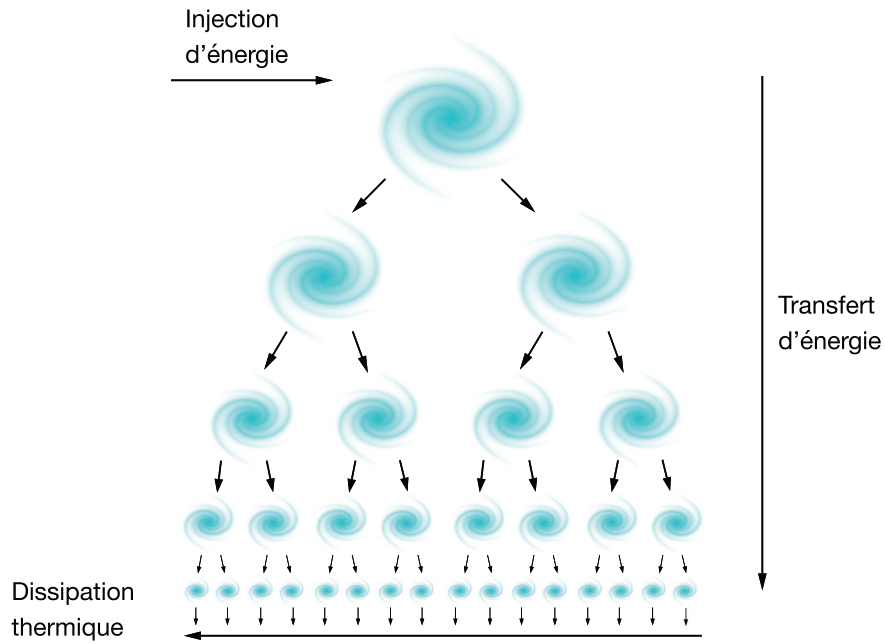


FIGURE 2.2 – Les grandes structures tourbillonnaires se divisent en petits tourbillons. Il y a de la conservation de l'énergie cinétique jusqu'à arriver aux petits tourbillons. Cette énergie se transforme enfin en énergie calorifique dû aux frottements visqueux sur les très petites échelles.

une hiérarchie avec $L \gg \ell \gg \eta$ pour un écoulement de vitesse v_ℓ (cf. figure 2.2). Dans la turbulence pleinement développée, la cascade d'énergie se réalise sur une plage appelée la zone inertielle de transfert d'énergie. Dans cette zone libre d'une énergie directe (loin de l'échelle d'injection $\ell \ll L$) et libre de dissipation visqueuse ($\ell \gg \eta$), le flux d'énergie Π_ℓ de la cascade partant de l'échelle ℓ est telle que :

$$\Pi_\ell \sim \frac{v_\ell^2}{t_\ell} \sim \frac{v_\ell^3}{\ell} \quad (2.3)$$

Avec $t_\ell \sim \ell/v_\ell$, le temps associé à l'échelle ℓ appelé également "temps de retour"². Ce temps caractéristique d'une structure tourbillonnaire de taille ℓ correspond au temps avant lequel il y a une distorsion significative de cette structure et de ses composantes [Frisch, 1995].

Le flux d'énergie Π_ℓ est indépendant de L , est supposé homogène dans

2. De la traduction anglosaxonne "eddy turnover time" ou bien "circulation time."

CHAPITRE 2 – THÉORIE ET MÉTHODOLOGIE

l'espace et est équivalent aux taux de transfert d'énergie aussi appelé ε :

$$\Pi_\ell \sim \frac{v_\ell^3}{\ell} \sim \varepsilon \quad (2.4)$$

L'analyse dimensionnelle entre $\varepsilon [L^2T^{-3}]$ et les grandeurs $\ell [L]$, $\nu [L^2T^{-1}]$, $v [LT^{-1}]$ restent bien homogènes. On obtient une relation reliant les fluctuations moyennes de la vitesse δv au taux de transfert d'énergie entre les différentes échelles.

$$\delta v = \varepsilon^{1/3} \ell^{1/3} \quad (2.5)$$

L'équation 2.5 est la relation fondamentale mise en évidence par Kolmogorov en 1941, connue classiquement comme K41.³ A partir de cette équation, nous pouvons déduire la relation entre le nombre de Reynolds Re à l'échelle ℓ et le rapport d'échelle ℓ/ν :

$$Re_\ell = \frac{v_\ell \ell}{\nu} = \frac{v_\ell}{v_\eta} \frac{\ell}{\eta} = \left(\frac{\ell}{\eta} \right)^{4/3} \quad \text{pour } Re_\eta = 1, \nu = v_\eta \eta \quad (2.6)$$

Finalement, l'échelle de Kolmogorov η à partir de laquelle la viscosité devient non-négligeable est :

$$\eta \sim \left(\frac{\nu^3}{\varepsilon} \right)^{1/4} \quad (2.7)$$

La relation K41 met en évidence deux aspects de la turbulence développée : l'invariance d'échelle dans la zone inertielle $\eta \ll \ell \ll L$ et l'isotropie locale dans cette zone, c'est-à-dire, il y a des interactions entre les échelles proches de ℓ_n .

Plus tard, Kolmogorov obtient une relation exacte issue des équations de Navier-Stokes pour le troisième moment statistique des fluctuations longitudinales, la relation connue comme K41 s'écrit :

$$\langle \Delta V_\ell^3 \rangle = -\frac{4}{3} \varepsilon \ell \quad (2.8)$$

Les travaux qui suivent ceux de Kolmogorov s'intéressent au taux de transfert d'énergie ε notamment dans l'espace spectral. L'élève de Kolmogorov, Alexandre M. Obukhov [1918-1989] propose en effet la même année, une approche similaire à celle de K41 dans le plan spectral de Fourier.

3. Bien qu'au début Kolmogorov a énoncé les cascade d'énergies comme étant intuitif, il s'est bien inspiré des idées de Richardson qui datent de 1922.

Obukhov, Batchelor & Townsend, Yaglom et la dissipation ε ⁴

En 1941, Obukhov étudie le spectre d'énergie du nombre d'onde k de la vitesse dans l'espace spectral défini dans 2.4.4. Le spectre d'énergie des fluctuations de vitesse (associé au nombre d'onde k) s'écrit [Obukhov, 1941] :

$$E_v(k) = C\varepsilon^{2/3}k^{-\beta} \quad (2.9)$$

Avec $C \approx 1.5$ (donné plus tard expérimentalement), $k = 2\pi/\ell$ et $\beta = 5/3$. L'équation 2.9 relie la densité spectrale de puissance avec le nombre d'onde et la dissipation. C'est une loi de puissance en $-5/3$ très connue et une extension de la relation K41. Celle-ci a été vérifiée expérimentalement dans de multiples domaines : dans les conditions atmosphériques [Gurvitch, 1960], océaniques [Grant et al., 1962], ou en laboratoire [Gagne, 1980]. La figure 2.3 illustre la cascade de Kolmogorov-Obukhov dans l'espace de Fourier. Le spectre suit une loi de puissance dans la zone inertielle.

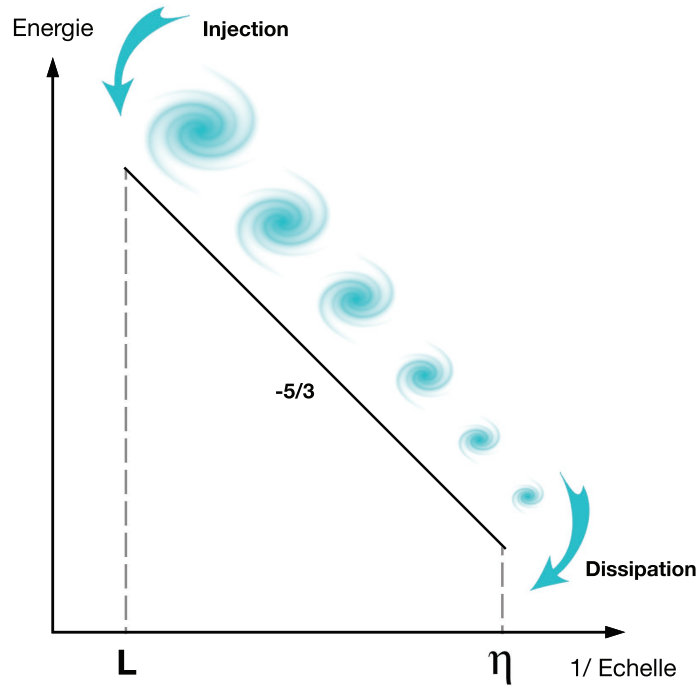


FIGURE 2.3 – Représentation de la cascade d'énergie et des échelles associées dans l'espace spectral de Fourier.

4. L'approche utilisée dans cette section est inspirée de Frisch (1995) et surtout de Schmitt & Huang (2016)

CHAPITRE 2 – THÉORIE ET MÉTHODOLOGIE

Ce modèle nécessite l'hypothèse d'une turbulence homogène et isotrope (cf. section 2.1.1). Les propriétés statistiques sont donc conservées à toutes les positions et dans toutes les directions. La loi d'échelle suppose que les fluctuations de vitesse δu entre deux points distant de ℓ ne dépendent en moyenne que de la dissipation ε et de ℓ . Cependant, les travaux qui suivent ceux de Kolmogorov mettront en évidence une certaine limitation à cette théorie. La dissipation à petite échelle semblait être un processus aléatoire donnant des valeurs différentes selon la position de mesure en opposition aux hypothèses précédemment énoncées d'une valeur ε assez stable localement. Cela a été mis en évidence par les travaux de Batchelor & Townsend [Batchelor and Townsend, 1949] qui ont constaté expérimentalement :

- Le terme de dissipation ε a des fortes variations et ne tend pas vers une valeur constante, la valeur de ε semble être inégalement distribuées dans l'espace⁵.
- Si la valeur de vitesse d'onde k_L augmente, les fluctuations de la mesure de vitesse semblaient tendre à un état proche du "tout ou rien" : les variations de vitesse sont intermittentes⁶.
- Plus le rapport d'échelles ℓ/η est important (cf. équation 2.6), plus le terme de dissipation ε a des fortes variations.

Kolmogorov et Oboukhov ont tenu compte de ces remarques⁷ et ont proposé un nouveau modèle lors d'une conférence en 1961 à Marseille [Obukhov, 1962], [Kolmogorov, 1962]. Afin de tenir compte de l'intermittence, la dissipation moyenne à petite échelle Π_ℓ a été introduite :

$$\Pi_\ell = \int_{B_\ell(x)} \epsilon(x') dx' \quad (2.10)$$

avec $B_\ell(x)$ étant un volume sphérique située à la position x de diamètre ℓ . Ils ont ensuite proposé l'hypothèse que cette quantité positive avait une loi de probabilité log-normale⁸ de variance σ_ℓ^2 :

5. "the basic observation which requires explanation is that activation of large wave-numbers is very unevenly distributed over space".

6. "as the wave-number is increased the fluctuations seem to tend to an approximate on-off, or intermittent, variation. (p. 252)"

7. Kolmogorov dans son article de 1961 et bien d'autres chercheurs, ont attribué cette remarque concernant la non prise en compte de l'intermittence à Landau (1953).

8. Kolmogorov ne donne plus d'information sur cette hypothèse, en effet celle-ci est introduite ainsi : "it is natural to suppose that when $L/\ell \gg 1$ the dispersion of the logarithm of ϵ has the asymptotic behaviour". Il a donné le crédit à Oboukhov pour cette idée. Ce dernier est plus précis puisqu'il indique que la distribution d'une quantité positive peut toujours être approchée par une distribution log-normale avec la bonne valeur pour les deux premiers moments (Oboukhov, 1962, p. 79).

$$\sigma_\ell^2 = A + \mu \log L/\ell \quad (2.11)$$

Où A est une constante dépendant de la macrostructure de l'écoulement, μ une constante universelle et L est l'échelle externe. Ce résultat peut être également établi de la façon suivante :

$$\Delta V_\ell \stackrel{d}{=} \Pi_\ell^{1/3} \ell^{1/3} \quad (2.12)$$

L'équation 2.12 est connue comme l'hypothèse de Kolmogorov de similarité raffinée, avec $\stackrel{d}{=}$ qui signifie l'égalité de la distribution. Cette relation peut être généralisée par les fonctions de structure d'ordre q de l'incrément de vitesse :

$$\langle |\Delta V_\ell|^q \rangle = S_q(\ell) \approx \ell^{\zeta(q)} \quad (2.13)$$

L'équation 2.13 donne une loi d'échelle linéaire $\zeta(q) = q/3$. Cette relation sera mieux abordée dans la section 2.2.3.

Parallèlement à cette théorie, en 1963, la recherche expérimentale est menée sur la structure dynamique de la dissipation. Gurvich and Zubkovskii ont estimé le spectre de Fourier de la dissipation, et montré qu'il suit une loi de puissance avec un exposant θ :

$$E_\epsilon(k) \sim k^{-\theta} \quad \text{avec } \theta \approx 0.6 \quad (2.14)$$

Cette relation correspond à un champ ayant des corrélations à longue portée :

$$\langle \epsilon(x) \epsilon(x+r) \rangle \approx r^{-(1-\theta)} \quad (2.15)$$

Ceci a été confirmé par la suite dans d'autres études expérimentales à partir de données issues d'un fil chaud de la vitesse du vent au-dessus de la mer [Pond and Stewart, 1965]. Ces résultats n'étaient pas explicitement contenus dans la nouvelle formulation de Kolmogorov K61 dans l'équation 2.11. Il y avait donc deux propositions pour la dissipation :

1. La théorie de Kolmogorov et Obukhov concernant les propriétés statistiques logarithmique de la dissipation moyenne.
2. Les résultats expérimentaux qui montrent une loi de puissance avec des corrélations à longue portée se manifestant sur les petites échelles de la dissipation.

CHAPITRE 2 – THÉORIE ET MÉTHODOLOGIE

Yaglom propose ainsi un modèle innovant en 1966 [Yaglom, 1966] qui concilie les deux propositions précédentes. Ce modèle restera pour les 60 années à venir, la base de tous les modèles discrets de cascades multifractales multiplicatives. Ce modèle est capable de générer une dissipation à petite échelle log-normale, ce qui restait une hypothèse que Kolgomorov et Obukhov ont présentée sans justification.

Le modèle de cascade multiplicative de Yaglom avait l'hypothèse d'une densité spectrale de puissance log-normale [Yaglom, 1966] bien que l'on sait maintenant que cette théorie peut être étendue à des modèles plus généraux. Ce modèle est multiplicatif et emboîté de façon récursive. Les fortes fluctuations résultent de l'hypothèse de multiplicativité et l'emboîtement génère des corrélations à longue portée qui donnent un aspect intermittent à ces grandes fluctuations.

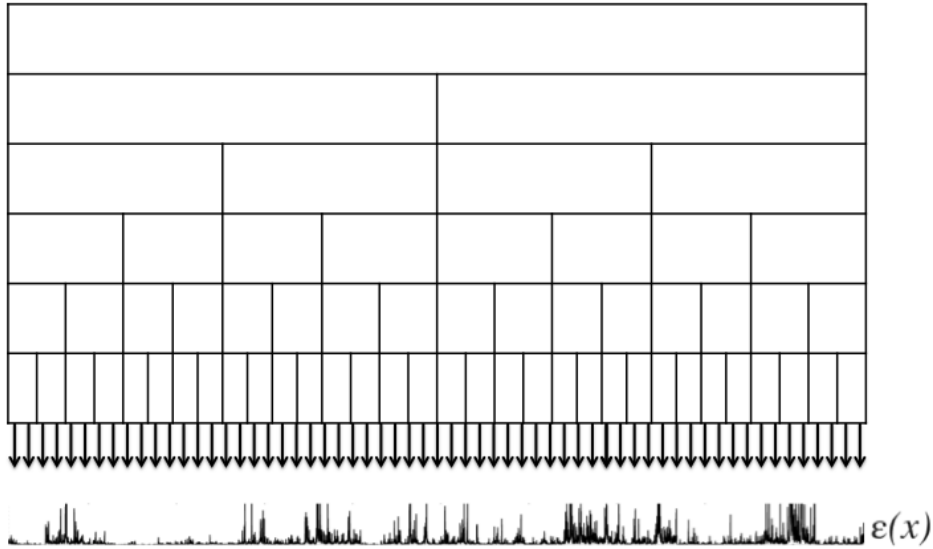


FIGURE 2.4 – Schéma d'une cascade multiplicative discrète.

La figure 2.4 illustre la manière dont ce modèle génère la dissipation ϵ avec les propriétés statistiques logarithmiques et ayant une loi de puissance. Chaque cellule correspond à un tourbillon comme on a vu sur la figure 2.2. Les cellules représentent en plus une variable aléatoire supposée positive, indépendante et

obéissant à une même loi (cf. section 2.3). La cellule au dernier étage de la figure 2.4 est associée à l'échelle d'injection L . A l'étage inférieur cette cellule se divise en deux puisque c'est un modèle discret, l'échelle associée est $L/2$. Dans ce raisonnement, l'échelle $L/2^p$ sera associée à l'étage numéro p pour un nombre p de cellules. Cette itération sera interrompue lorsque l'échelle de dissipation sera atteinte pour $\ell_0 = L/2^n$.

Afin d'atteindre l'échelle de dissipation, il a fallu passer par toutes les échelles intermédiaires d'après l'hypothèse d'interaction locale entre échelles dans la cascade. En tous points, la dissipation peut ainsi être écrite comme le produit de n variables :

$$\epsilon(x) = \prod_{i=1}^n W_{i,x} \quad \text{pour } 1 \leq x \leq 2^n \quad (2.16)$$

où $W_{i,x}$ est la variable aléatoire à la position $1 \leq x \leq 2^n$, à l'étage i . Sachant que par hypothèse, il n'y a pas de correlations entre deux étages différents, les variables aléatoires sont donc indépendantes et les moments statistiques de ϵ peuvent être décrits par :

$$\langle (\epsilon(x))^q \rangle = \left\langle \left(\prod_{i=1}^n W_{i,x} \right)^q \right\rangle \quad (2.17)$$

$$= \prod_{i=1}^n \langle (W_{i,x})^q \rangle \quad (2.18)$$

$$= \langle W^q \rangle^n \quad (2.19)$$

On introduit le rapport d'échelle $\lambda = L/\ell_0 = 2^n$ entre l'échelle d'injection et l'échelle de dissipation. On obtient une loi d'échelle pour les moments statistiques de la forme :

$$\langle (\epsilon(x))^q \rangle = C \lambda^{K(q)} \quad (2.20)$$

Avec C étant une constante et

$$K(q) = \log_2 \langle W^q \rangle \quad (2.21)$$

L'équation 2.20 est une propriété générique des champs multifractals obtenus par cascade multiplicative. Dans le cas d'une cascade discrète, les formes analytiques possible de $K(q)$ sont assez libres puisque la seule propriété qui est imposée à la variable aléatoire W est d'être positive. La fonction 2.20 montre que, pour des valeurs aléatoires non nulles, $K(q)$ est, à un facteur $\log 2$ près, la

CHAPITRE 2 – THÉORIE ET MÉTHODOLOGIE

seconde fonction caractéristique de Laplace de la variable aléatoire $\log W$ qui est une fonction convexe [Feller, 1968; Frisch, 1995].

Yaglom a également donné la manière d'estimer l'autocorrélation de ϵ [Yaglom, 1966]. L'autocorrélation $\langle (\epsilon(x)\epsilon(x+r)) \rangle$ peut être décomposée en un produit de variables aléatoires. Il faut estimer l'ancêtre commun qui en se divisant a donné naissance à deux variables situées à une distance r l'une de l'autre (cf. figure 2.5). En réalité, cette distance r est en moyenne proportionnelle au facteur d'échelle 2^p tel que $2^p \approx r$. Jusqu'à l'étape $n-p$, les variables aléatoires étaient identiques et à l'étape p il y a eu une bifurcation de chemins, ces variables sont donc indépendantes l'une de l'autre. L'autocorrélation décrite sous forme de produit de variables aléatoires est de la forme :

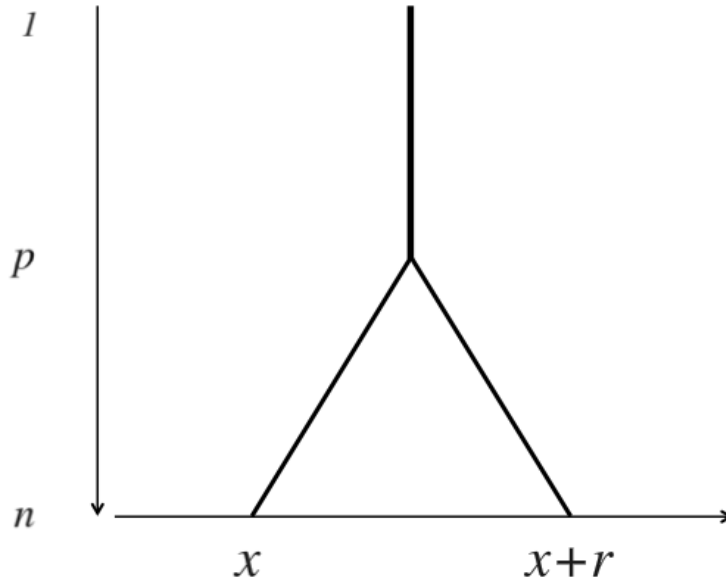


FIGURE 2.5 – Principe de génération de corrélation à longue portée : 2 points séparés par une distance r ont un ancêtre commun à l'étape p telle que $2^p \approx r$.

$$\langle (\epsilon(x)\epsilon(x+r)) \rangle = \left\langle \prod_{i=1}^n W_{i,x} \prod_{j=1}^n W_{j,x} \right\rangle \quad (2.22)$$

$$= \prod_{i=n-p}^n \langle W_{i,x} \rangle \prod_{j=n-p}^n \langle W_{j,x} \rangle \prod_{i=1}^{n-p} \langle W_{j,x}^2 \rangle \quad (2.23)$$

$$= \langle W \rangle^{2p} \langle W^2 \rangle^{n-p} \quad (2.24)$$

En utilisant l'équation 2.21, pour $\langle W^n \rangle = 2^{K(n)}$, et les relations $r = 2^p$ et $\lambda = 2^n$, on obtient :

$$\langle (\epsilon(x)\epsilon(x+r)) \rangle \approx \lambda^{K(2)} r^{2K(1)-K(2)} \quad (2.25)$$

Cette équation s'applique pour toute cascade dont la valeur du rapport d'échelle λ est constante ($\lambda > 1$). La dissipation à petite échelle ϵ est un processus stochastique ayant des corrélations à longue portée pour toute distance r dans la zone inertielle $L \gg r \gg \ell_0$.

Par ailleurs, les moments d'ordre q de l'hypothèse de similarité raffiné de Kolmogorov (cf. équation 2.12) donnent la relation :

$$\zeta(q) = \frac{q}{3} - K\left(\frac{q}{3}\right) \quad (2.26)$$

Avec $\zeta(q)$ défini dans l'équation 2.13 qui est une fonction caractérisant l'intermittence (cf. section 2.3). On obtient finalement l'autocorrelation de ϵ :

$$\langle (\epsilon(x)\epsilon(x+r)) \rangle \approx r^{-\mu} \quad (2.27)$$

Avec l'exposant d'intermittence μ qui correspond à $\mu = K(2)$. On obtient une relation reliant le spectre d'énergie E_ϵ de l'équation 2.14 à l'exposant μ de l'équation 2.27 :

$$E_\epsilon(k) \sim k^{-\theta} \quad \text{avec } \theta = 1 - \mu \quad (2.28)$$

Pour résumer l'ensemble de ces résultats, on peut lister les caractéristiques du modèle de Yaglom :

- Le modèle génère la dissipation ϵ .
- La dissipation ϵ est intermittente.
- La dissipation suit une loi d'échelle.
- La cascade multiplicative (discrète) a un rapport d'échelle $\lambda = 2^n$ avec $\lambda \gg 1$.

Dans le cadre de cette thèse, nous réalisons une approche expérimentale pour estimer une dissipation moyenne ϵ à partir de la densité spectrale de puissance dans l'espace de Fourier défini dans 2.4.4. Cette estimation nous permettra d'avoir un ordre de grandeur des échelles de la turbulence.

CHAPITRE 2 – THÉORIE ET MÉTHODOLOGIE

Les échelles de la turbulence développée

Dans le cadre de la turbulence pleinement développée, le spectre d'énergie des fluctuations de vitesse en fonction du nombre d'onde k de cette vitesse suit une loi de puissance en $-5/3$ (cf. équation 2.9). Cette loi de puissance donne les fluctuations temporelles et donc les temps caractéristiques de la turbulence dans le régime inertiel. Grâce à l'hypothèse de Taylor⁹ [Monin and Yaglom, 1971], on est capable de relier le domaine temporel de l'équation 2.9 au domaine spatial. On s'intéresse en particulier aux fluctuations spatiales des mesures réalisées à une position fixe de l'écoulement.

L'hypothèse de Taylor s'applique aux écoulements statistiquement stationnaires pour lesquels (dans le point de mesure) l'intensité de la turbulence u' est faible comparée à la vitesse moyenne $U = \langle u \rangle$ qui doit être prise dans la direction de l'écoulement [Pope, 2001]. L'efficacité de cette hypothèse dépend des propriétés du fluide et des statistiques mesurées. Pour une turbulence de grille réalisée en laboratoire $u'/\langle U \rangle \ll 1$, l'hypothèse s'est révélée correcte [Lumley, 1965]. Au contraire, l'hypothèse s'est montrée inappropriée pour les écoulements libres de cisaillement [Tong and Warhaft, 1995].

Ici, le nombre d'onde $k = 2\pi/\ell$ peut être relié à la fréquence par le biais de la vitesse moyenne et de l'hypothèse de Taylor $\langle U \rangle = \ell f$:

$$k = \frac{2\pi f}{\langle U \rangle} \quad (2.29)$$

L'analyse fréquentielle f est supposée équivalente à l'analyse de la variation de la vitesse avec le nombre d'onde k . En effet, cette équivalence s'applique pour une turbulence homogène tout au long d'une ligne dans la direction de l'écoulement [Batchelor, 1953]. On peut ainsi écrire la densité spectrale de puissance en fonction de la fréquence telle que :

$$E(f) = C' \epsilon^{2/3} f^{-5/3} \quad \text{avec } C' = C \left(\frac{\langle U \rangle}{2\pi} \right)^{5/3}. \quad (2.30)$$

Cette relation peut être utilisée pour estimer la dissipation ϵ . C_0 est l'intersection à l'origine de la pente obtenue expérimentalement dans le plan log-log de la densité spectrale de puissance (cf. figure 2.6) tel que $E(f) = C_0 f^{-5/3}$. Dans la zone inertielle, pour $\ell \in [L; \eta]$, la dissipation ϵ peut être définie par [Lien and D'Asaro, 2006; Thomson et al., 2012; Renosh et al., 2015] :

9. L'hypothèse de Taylor établi en 1938 est également connue avec le nom d'approximation de la turbulence "figée" (du terme anglo-saxon "frozen-turbulence approximation").

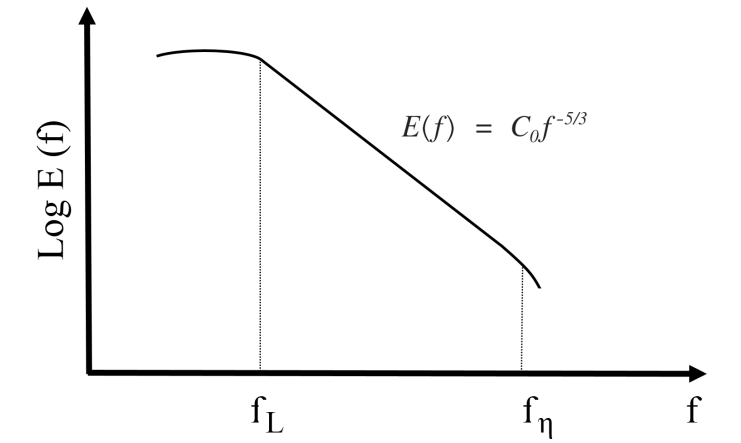


FIGURE 2.6 – Schéma de la cascade de Richardson-Kolmogorov entre l'échelle intégrale f_L et l'échelle de Kolmogorov f_η dans l'espace fréquentiel.

$$\epsilon = \left(\frac{C_0}{C}\right)^{\frac{3}{2}} \left(\frac{2\pi}{\langle U \rangle}\right)^{\frac{5}{2}} \quad (2.31)$$

C'est à partir de cette estimation de ϵ que nous pouvons également réaliser l'estimation des échelles spatiales caractéristiques des structures tourbillonnaires de la turbulence. L'échelle d'injection (ou intégrale) L est [Pope, 2001] :

$$L = \frac{u'^3}{\epsilon} \quad (2.32)$$

où $u' = \sqrt{\langle u - U \rangle^2}$ est la variance de la vitesse de l'écoulement turbulent au point de mesure, $u = u(t)$ est la valeur instantanée de la vitesse au point de mesure et $U = \langle u(t) \rangle$.

Une échelle temporelle est associée à l'échelle intégrale L définie par :

$$T = L/U \quad (2.33)$$

On rappelle enfin l'échelle de dissipation de Kolmogorov établie dans l'équation 2.7 : $\eta \sim (\nu^3/\epsilon)^{1/4}$ avec ν étant la viscosité cinématique.

On introduit l'échelle λ ou micro-échelle de Taylor du nom de G.I. Taylor

CHAPITRE 2 – THÉORIE ET MÉTHODOLOGIE

(1886-1975) qui a été le premier à la définir [Tennekes and Lumley, 1972] :

$$\lambda = \sqrt{\frac{15\nu}{\epsilon}} u' \quad (2.34)$$

Cette échelle n'est pas l'échelle la plus petite dans la turbulence développée, en effet $\lambda > \eta$. Cette échelle n'est pas non plus associée à une longueur caractéristiques de la turbulence comme on a pu voir dans la section 2.1.3. Un des avantages de cette échelle réside dans le calcul du nombre de Reynolds basé sur l'échelle de Taylor puisqu'il est plus facile à mesurer et à simuler sur ordinateur, notamment par des études DNS¹⁰ [Pope, 2001] :

$$Re_\lambda = \frac{u' \lambda}{\nu} \quad (2.35)$$

Les échelles ci-dessus énoncées permettent de donner un ordre de grandeur aux échelles spatio-temporelles caractéristique de la turbulence pleinement développée. Bien que l'estimation de la dissipation ϵ est réalisée à partir d'un seul point de mesure, les hypothèses d'homogénéité et d'isotropie de la turbulence étendent ces informations à l'ensemble de l'écoulement. Il est à remarquer que cette estimation ne tient pas compte du phénomène d'intermittence auquel ce paramètre est lui-même soumis comme on a pu le voir dans la section 2.1.3. Le paramètre moyen ϵ et les échelles qui en résultent obéissent cependant à la propriété scalaire de la zone inertielle des cascades d'énergie de Richardson-Kolmogorov (cf. équation 2.9).

L'étude expérimentale de l'intermittence s'effectue par l'intermédiaire d'outils tels que les fonctions de structure et la généralisations des moments statistiques d'ordre $q > 0$. Les variables aléatoires intermittentes qui obéissent aux lois d'échelle statistiques possèdent une propriété d'auto-similarité qui sera traitée dans la section suivante.

10. Pour ses sigles en anglais, Direct Numerical Simulation, le DNS est un outil informatique pour la modélisation dans le domaine de la mécanique et dynamique de fluides où les équations de Navier-Stokes (cf. section 2.1.2) sont résolues directement, sans utiliser un modèle de turbulence.

2.2 L'étude de l'auto-similarité

2.2.1 Propriétés de l'auto-similarité

Les lois d'échelle statistiques ont été observés dans des phénomènes naturels [Mandelbrot, 1982], l'invariance d'échelle de la turbulence en fait partie. L'étude de l'auto-similarité est l'étude de la forme la plus simple d'invariance d'échelle.

Pour un processus stochastique continu, $X = \{X(t), t \geq 0\}$, ce processus est dit auto-similaire si le signal vérifie la propriété suivante [Gao et al., 2007] :

$$X(\lambda t) \stackrel{d}{=} \lambda^H X(t) \quad t \geq 0 \quad (2.36)$$

avec $\lambda > 0$, $0 < H < 1$ et où $\stackrel{d}{=}$ signifie l'égalité de la distribution. Une série temporelle $X(t)$ qui obéit à l'équation 2.36 est dite auto-similaire puisque ses propriétés statistiques restent inchangées avec le signal $\lambda^H X(t)$ comme l'illustre la figure 2.7.

Le paramètre H est appelé le paramètre d'auto-similarité ou le paramètre de Hurst du nom du chercheur britannique Harold E. Hurst (1880-1978). Ce coefficient renseigne sur le degré de variabilité ($0 < H < 0.5$) ou de lissage (pour $0.5 < H < 1$) du signal. La valeur $H=1/2$ est une valeur particulière qui est obtenue pour le mouvement Brownien (BM), obtenu par intégration d'un bruit blanc gaussien.

Finalement, un moyen très utile de décrire un tel processus est par le biais de sa représentation spectrale dans l'espace de Fourier (cf. 2.4.4). La densité spectrale de puissance $S(f)$ pour $X(t)$ s'écrit :

$$S(f) \sim f^{-\beta} \quad (2.37)$$

avec

$$\beta = 2H + 1 \quad (2.38)$$

Ce processus est également quelque fois appelé un processus en $1/f$ où β est l'exposant spectral. Si le spectre d'un signal possède une loi de puissance sur une large gamme d'échelles, la loi est appelé loi d'échelles¹¹. En effet, l'équation K41 (cf. équation 2.6) est un processus en $1/f$ avec $\beta = 5/3$ ($1 < \beta < 3$

11. Le terme anglo-saxon pour loi d'échelle est "scaling".

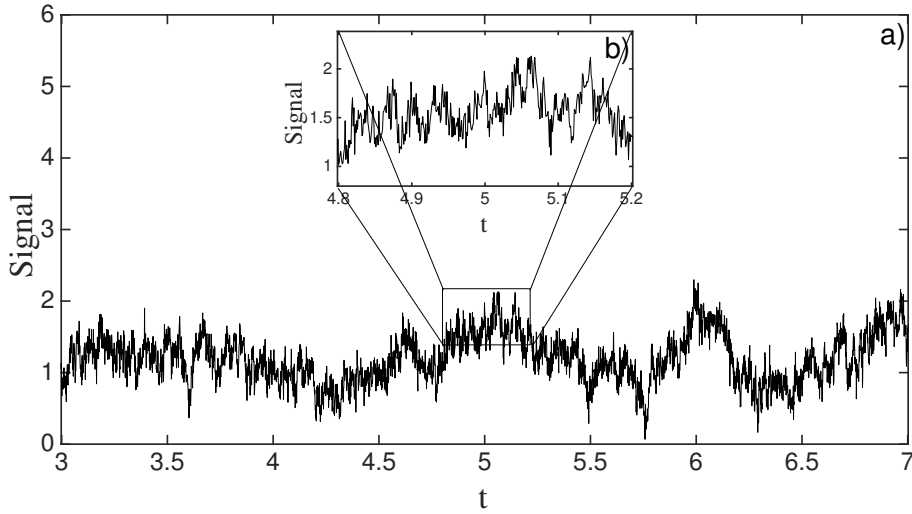


FIGURE 2.7 – Exemple d'un signal stochastique simulé (a) et un agrandissement du signal (b) qui montre les propriétés d'auto-similarité. Les propriétés statistiques du signal (a) sont conservées dans le signal (b).

dans le plan spectral). Cet exposant peut donner une indication sur le degré de stationnarité du signal étudié [Mandelbrot, 1982; Schertzer and Lovejoy, 1987; Marshak et al., 1994] :

- $\beta < 1$, le signal est stationnaire,
- $\beta > 1$, le signal est non stationnaire,
- $1 < \beta < 3$, le signal est non stationnaire avec des incréments stationnaires.

2.2.2 Le mouvement Brownien fractionnaire (mBf)

Les mouvement Brownien ont été mis en évidence par le botaniste Robert Brown et mis en équation par Albert Einstein. Ce mouvement est utile pour tester des modèles mathématiques puisque ses propriétés sont bien connues et qu'il est obtenu directement à partir d'un bruit gaussien. Cependant, le BM est un cas particulier pour un coefficient $H = 1/2$ d'un processus auto-similaire. Le mouvement Brownien fractionnaire (mBf)¹² est une généralisation du mouvement Brownien pour $0 < H < 1$. Ce mouvement a été introduit par Kolmogorov et a été étudié par l'équipe de Mandelbrot [Mandelbrot and Van Ness, 1968]. Il s'agit d'un processus mono-fractal classique qui dépend uniquement du coefficient H . Un processus $Z(t)$ décrit un mBf si la fonction

12. En anglais : "Fractional Brownian Motion (fBm)".

vérifie [Mandelbrot, 1982; Gao et al., 2007] :

$$Z(t) \stackrel{d}{=} Wt^H \quad \text{pour } t > 0 \quad (2.39)$$

où W est une variable aléatoire Gaussienne de moyenne nulle et de variance unitaire $\sigma = 1$. Le mBf est également un processus $1/f$ ayant une auto-similarité (cf. équation 2.36). Cette fonction est rapidement devenue un outil classique dans l'étude de multiples domaines.

De manière analogue, les modèles mathématiques seront calibrés par cette fonction dont les propriétés sont bien connues. Elle a également l'avantage de posséder une mémoire à longue portée, c'est un phénomène intéressant pour les modèles de prévision qui feront l'objet du chapitre 3. La figure 2.8 montre plusieurs exemples de mouvement fractionnaires Browniens simulés pour différentes valeurs de H . La méthode pour générer ces mBf est proposée dans [Wood and Chan, 1994].¹³

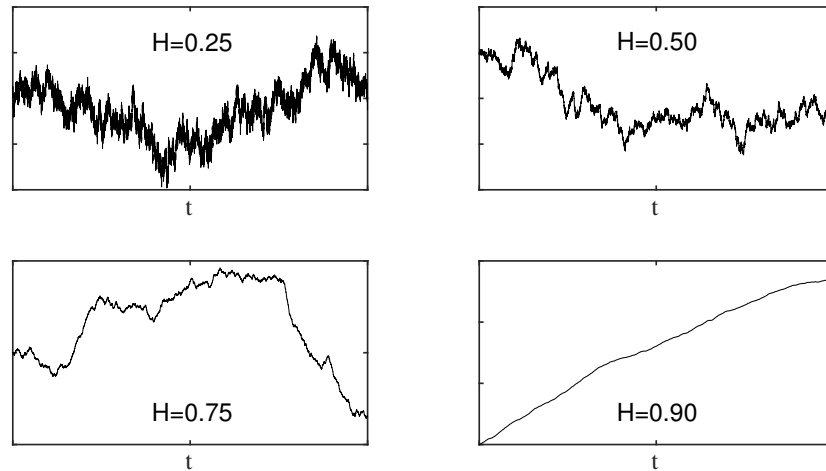


FIGURE 2.8 – Exemple de mouvements fractionnaires Browniens avec des différentes valeurs de H . On remarque que plus H est faible, plus le signal est variable.

13. Les mécanismes utilisés pour générer de tels mouvements sont multiples.

2.2.3 La loi multi-échelle, les multifractals et les fonctions de structure

La turbulence est un phénomène multi-échelle qui décrit des interactions parmi les différentes échelles spatio-temporelles dans la zone inertielle (cf. section 2.1.3). La loi multi-échelle¹⁴ permet de décrire de tels processus stochastiques et les fonctions de structure servent à caractériser ses propriétés statistiques.

Les fonctions de structure

Une variable aléatoire peut être caractérisée soit par sa densité de probabilité définie dans la section 2.4.1, soit par les moments statistiques d'ordre n . Si une variable discrète aléatoire $X(t)$ prend les valeurs $x_1, x_2, \dots$ et de probabilité $p_k = P\{X = x_k\}$ pour $k = 1, 2, \dots$, on définit les moments d'ordre n par [Balakrishnan and Nevzorov, 2004] :

$$m(n) = \langle X^n \rangle = \sum_k x_k^n p_k \quad \text{avec } n \text{ entier} \quad (2.40)$$

$\langle X \rangle$ est la valeur moyenne de X associé au moment d'ordre 1 ($m(1)$), la variance σ est associée au moment d'ordre 2 ($m(2)$), l'asymétrie au moment d'ordre 3 ($m(3)$), pour citer quelques exemples.

Dans le cadre de la turbulence pleinement développée, l'idée d'appliquer des moments statistiques des increments de la vitesse de l'écoulement $\Delta V_\ell(t)$ a été considéré par Kolmogorov en 1941 (cf. section 2.1.3). On considère $\Delta V_\ell = V(M) - V(M')$ qui correspond aux fluctuations de vitesse entre deux points (M et M') séparés de la distance ℓ . Les moments statistiques d'ordre n des fluctuations de la vitesse sont $\langle \Delta V_\ell^n \rangle$. Les moments statistiques appliqués aux increments ΔX d'un processus stochastique sont nommés fonctions de structure.

Pour toute échelle de temps τ dans la zone inertielle, avec les hypothèses d'isotropie et homogénéité propres à la relation K41 (cf. 2.9), les fonctions de structure sont la généralisation de ces moments pour toute valeur de $q \geq 0$ [Monin and Yaglom, 1971; Frisch, 1995] :

$$S_q(\tau) = \langle |\Delta V_\tau|^q \rangle \approx \tau^{\zeta(q)} \quad (2.41)$$

avec $\Delta V_\tau = |V(t + \tau) - V(t)|$. La valeur absolue permet de considérer des

14. En anglais : "Multiscaling".

valeurs non entières de q . Ces fonctions permettent de caractériser l'intermittence, c'est-à-dire, les fortes variations multi-échelle en raison de l'invariance d'échelle des moments de la forme $\tau^{\zeta(q)}$.

La fonction $\zeta(q)$ est la fonction des exposants qui détermine la nature du comportement de la loi de puissance de la fonction $S_q(\tau)$ considérée (cf. figure 2.9a). Si $\zeta(q)$ est non-linéaire et concave, ce comportement multi-échelle correspond à un processus multifractal. La connaissance du couple de valeurs $(q, \zeta(q))$ donne une caractérisation complète de l'intermittence, pour toutes les échelles et pour toutes les intensités (cette propriété sera abordé dans la section 2.3.1). En effet, plus la fonction $\zeta(q)$ est concave, plus le processus est intermittent [Frisch, 1995; Schertzer et al., 1997]. La non-linéarité de cette fonction appliqué à la turbulence a été confirmé expérimentalement [Anselmet et al., 1984; Benzi et al., 1993; Schmitt et al., 1994].

A partir des fonctions de structure, on peut également compléter la théorie de la section 2.2 :

- Le paramètre de Hurst (cf. équation 2.36) correspond à $\zeta(1) = H$.
- L'exposant β (cf. équation 2.37) correspond à $\zeta(2) = \beta - 1$.
- Les processus mono-fractals comme, par exemple le mBf (cf. 2.2.2), sont caractérisés par une fonction linéaire du type $\zeta(q) = qH$.

Un exemple d'application des fonctions de structure est considéré pour les débits de la Seine et du Wimereux dont les débits moyens sont respectivement $563 \text{ m}^3/\text{s}$ et $1,04 \text{ m}^3/\text{s}$. Ceci est illustré sur la figure 2.9a) dans une représentation log-log. La figure 2.9b) représente les fonction $\zeta(q)$ extraites des fonctions de structure, pour les données de débit de la Seine et du Wimereux. Ces fonctions $\zeta(q)$ sont comparées à une fonction linéaire de la fonction $\zeta(q) = qH$ caractérisant un processus mono-fractal. Le débit de la Seine présente un comportement multi-échelle et donc multifractal. En effet, la courbe des exposants $\zeta(q)$ correspondante, est concave en comparaison avec la fonction linéaire du mfB : le débit a un caractère intermittent. D'un autre côté, la fonction $\zeta(q)$ du débit du Wimereux est également concave mais elle sature pour des moments $q > 0,5$. Le débit de la Seine est beaucoup plus important que celui du Wimereux et par conséquent, les variations du débit de ce dernier sont plus facilement affectés par les conditions météorologiques. Plus les moments q sont élevés, plus il faut des points de mesure pour estimer avec précision les moments d'ordre supérieur [Huang et al., 2009]. Les modèles permettant

CHAPITRE 2 – THÉORIE ET MÉTHODOLOGIE

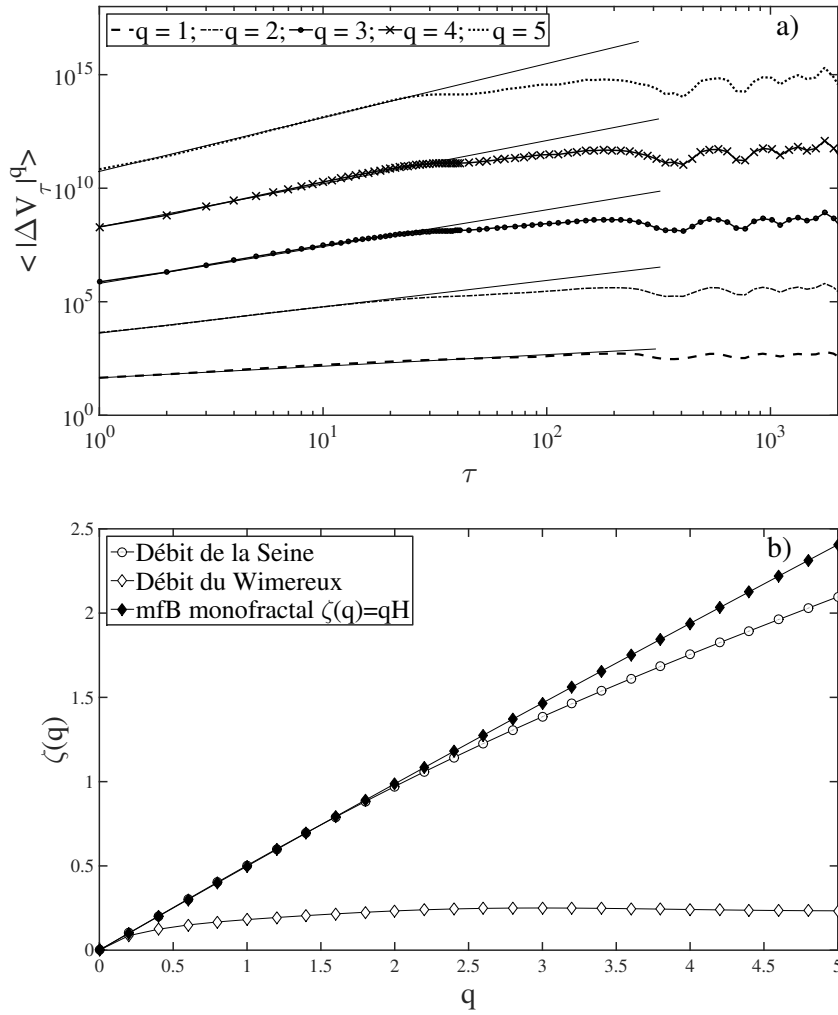


FIGURE 2.9 – a) Loi d'échelle du débit de la Seine qui varie en fonction de l'échelle de temps τ et du moment $q \geq 0$ considéré. b) La fonction $\zeta(q)$ liée au débit de la Seine est concave : la mesure a un caractère intermittent. La fonction $\zeta(q)$ du débit du Wimereux sature pour des moments $q > 1$, les données sont très bruitées dû au faible débit de ce fleuve.

d'approximer les particularités de cette fonction sont le sujet de la section suivante.

2.3 Les modèles multifractals

2.3.1 Le modèle log-normal et les paramètres H et μ

Un moyen simple de modéliser la fonction $\zeta(q)$ est par une loi log-normale. Komogorov a été le premier à modéliser le caractère non-linéaire de la fonction

des exposants qui devient une fonction quadratique de la forme [Kolmogorov, 1962] :

$$\zeta(q) = \frac{q}{3} + \frac{\mu}{18} (3q - q^2) \quad (2.42)$$

Cette expression est construite pour le champ de vent en turbulence, et permet d'avoir $\zeta(3) = 1$. Une expression générale de la fonction des exposants peut être établie en connaissant les valeurs $\zeta(0) = 0$ et $\zeta(1) = H$, la fonction $\zeta(q)$ peut également s'écrire :

$$\zeta(q) = qH - \frac{\mu'}{2} (q^2 - q) \quad (2.43)$$

où μ' est choisi tel que $\mu' = 2H - \zeta(2)$. Le paramètre μ' est le paramètre d'intermittence $0 \leq \mu' \leq 1$, plus il est important et plus la série temporelle considérée sera intermittente (cf. la définition de μ à l'équation 2.27). Le modèle log-normal de la fonction des exposants peut également s'exprimer avec les cumulants. L'approche des cumulants a été appliquée dans le cadre de la turbulence pleinement développée [Schmitt, 2007a]. Cette approche permet d'exprimer la distribution log-normale en fonction des paramètres d'intermittence H et μ' .

2.3.2 L'intermittence et la théorie des cumulants dans le cadre log-normal

Soit τ une échelle de temps associée à la variable aléatoire $X(t)$. On suppose que ΔX_τ suit une loi log-normale. On a :

$$z = \log |\Delta X_\tau| = \log |X(t + \tau) - X(t)| \quad (2.44)$$

Dans le cadre des cumulants (voir annexe B), l'équation 2.44 devient :

$$\langle |\Delta X_\tau|^q \rangle = \langle e^{qz} \rangle = \exp \left[A_\tau q + 1/2 B_\tau q^2 \right] \quad (2.45)$$

avec A_τ, B_τ de la forme [Gardiner et al., 1985] :

$$\begin{cases} A_\tau = \langle \log |\Delta X_\tau| \rangle = \langle z \rangle \\ B_\tau = \langle z^2 \rangle - z^2 = \langle (z - A_\tau)^2 \rangle \end{cases} \quad (2.46)$$

L'ajustement log-normal (cf. équation 2.58) s'exprime ensuite :

$$p_{LN} \{ \tau | x \} = \frac{1}{x \sqrt{2\pi A_\tau}} \exp \left[-\frac{(\log(x) - A_\tau)^2}{2B_\tau} \right] \quad (2.47)$$

CHAPITRE 2 – THÉORIE ET MÉTHODOLOGIE

On obtient la dépendance d'échelle τ de la forme suivante :

$$\begin{cases} A_\tau = a_0 + a_1 \log(\tau) \\ B_\tau = b_0 - b_1 \log(\tau) \end{cases} \quad (2.48)$$

A partir de 2.48 et 2.45, on obtient :

$$\begin{cases} \langle |\Delta X_\tau|^q \rangle = \exp[A_\tau q + 1/2 B_\tau q^2] \\ = \exp[(a_0 + a_1 \log \tau) q + 1/2 (b_0 - b_1 \log \tau) q^2] \\ = \exp\left(a_0 q + \frac{b_0}{2} q^2\right) \tau^{a_1 q - \frac{b_1}{2} q^2} \\ = f(q) \tau^{g(q)} \end{cases} \quad (2.49)$$

Avec

$$\begin{cases} f(q) = \exp\left(a_0 q + \frac{b_0}{2} q^2\right) \\ g(q) = a_1 q - \frac{b_1}{2} q^2 \end{cases} \quad (2.50)$$

Finalement, pour une échelle de temps τ on considère $g(q) = \zeta(q)$ (cf. équation 2.43) alors on obtient l'équivalence :

$$\begin{cases} a_1 = H + \frac{\mu}{2} \\ b_1 = \mu \end{cases} \quad (2.51)$$

2.3.3 Le modèle log-stable

Le modèle log-normal peut être généralisé en introduisant un nouveau degré de liberté avec le paramètre multifractal α issue des loi stables de Lévy [Lévy, 1937]. Le modèle résultant porte le nom de Multifractal Universel [Schertzer and Lovejoy, 1987]. En pratique ses auteurs considèrent le modèle multifractal universel comme étant le modèle log-stable [Kida, 1991] avec une divergence de moments pour $q > q_D$ mais nous n'aborderons pas ceci ici. La fonction des exposants $\zeta(q)$ s'écrit dans le cadre général :

$$\zeta(q) = qH - \frac{C_1}{\alpha - 1} (q^\alpha - q) \quad (2.52)$$

avec $\zeta(1) = H$ et $0 \leq \alpha \leq 2$. Le coefficient C_1 détermine l'intermittence moyenne du processus stochastique.

La forme quadratique log-normale est retrouvé pour $\alpha = 2$ et pour $\alpha = 0$ le

processus correspondant est mono-fractal. Le paramètre α détermine donc un degré de multifractalité c'est-à-dire l'inhomogénéité qui augmente avec l'ordre des moments statistiques [Schertzer and Lovejoy, 1992; Seuront and Schmitt, 2005; Lovejoy and Schertzer, 2013].

2.4 Outils statistiques et dynamiques

2.4.1 La fonction de densité de probabilité

On a précédemment mentionné (cf. section 2.2.3) qu'une variable aléatoire peut être définie soit par les moments statistiques, soit par sa loi de probabilité. La fonction probabilité $p(x)$ est une fonction telle que $p(x) \geq 0$ et qui vérifie la relation :

$$\int_{-\infty}^{+\infty} p(x)dx = 1 \quad (2.53)$$

avec $p(-\infty) = p(+\infty) = 0$. On appelle la fonction F :

$$F(x) = P(X \leq x) = \int_{-\infty}^x p(x)dx \quad (2.54)$$

la fonction de repartition de x . La probabilité pour qu'une variable aléatoire X se situe dans un intervalle quelconque $[a, b]$ avec $a < b$, est donc définie par :

$$P(a < X \leq b) = \int_a^b p(x)dx \quad (2.55)$$

Une propriété de la densité de probabilité¹⁵ est d'être reliée aux moments statistiques $\langle X^n \rangle$ (cf. 2.2.3). En effet [Gao et al., 2007] :

$$\langle X^n \rangle = \int_{-\infty}^{+\infty} x^n p(x)dx \quad (2.56)$$

Il existe des lois de probabilité classiques pour décrire la distribution d'une variable aléatoire, pour citer quelques exemples : les loi de distribution normale (eq. 2.57), la loi log-normale (eq. 2.58), loi de poisson (eq. 2.59) ou la loi de exponentielle (eq. 2.60) [Evans et al., 2000] :

$$p(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{\left(\frac{-(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right)} \quad (2.57)$$

$$p(x) = \frac{1}{x\sigma\sqrt{2\pi}} e^{\left(\frac{-(\log x - \mu)^2}{2\sigma^2}\right)} \quad (2.58)$$

15. En anglais : Probability Density Fonction (PDF).

$$p(x) = Ae^{-bx} \quad (2.59)$$

$$p(x) = \lambda e^{-\lambda x} \quad (2.60)$$

2.4.2 Les distributions de Weibull et Rayleigh

Dans le domaine de l'énergie éolienne, sujet du chapitre 4, deux distributions sont courantes pour caractériser la vitesse du vent U : la distribution de Rayleigh et Weibull.

La distribution de Rayleigh utilise la vitesse moyenne du vent U comme seul paramètre. Ce modèle est le plus simple pour représenter la distribution pour représenter le vent. La densité de probabilité associée est [Manwell et al., 2010] :

$$p(u) = \frac{\pi}{2} \left(\frac{u}{\langle U \rangle^2} \right) \exp \left[-\frac{\pi}{4} \left(\frac{u}{\langle U \rangle} \right)^2 \right] \quad (2.61)$$

La distribution de Weibull requiert deux paramètres (k, c) . Le paramètre $k > 0$ est un facteur de forme et c un paramètre d'échelle. Ces paramètres dépendent de la moyenne $\langle U \rangle$ et de la variance σ_U . La densité de probabilité est :

$$p(u) = \left(\frac{k}{c} \right) \left(\frac{u}{c} \right)^{k-1} \exp \left[-\left(\frac{u}{c} \right)^k \right] \quad (2.62)$$

Pour $1 \leq k \leq 10$, une approximation de k et c est [Justus et al., 1978] :

$$k = \left(\frac{\sigma_U}{\langle U \rangle} \right)^{-1.086} \quad (2.63)$$

$$c = \frac{\langle U \rangle}{\Gamma(1 + 1/k)} \quad (2.64)$$

Les deux distributions sont souvent proposées pour ajuster la loi de probabilité du vent turbulent, mais elles n'ont aucune base théorique.

2.4.3 La densité conditionnelle

La densité de probabilité d'une variable aléatoire X_1 peut être définie à partir de la densité de probabilité d'une autre variable X_2 . Cet outil est notamment utilisé lorsque une variables est dépendante de l'autre. On suppose que

le couple de variables aléatoires (X_1, X_2) ont une fonction de densité continue f et que la densité marginale f_1 de X_1 est strictement positive. On considère la probabilité conditionnelle de l'événement $X_2 \leq \eta$ tel que $\xi < X_1 \leq \xi + h$:

$$P\{X_2 \leq \eta | \xi < X_1 \leq \xi + h\} = \frac{\int_{\xi}^{\xi+h} \int_{-\infty}^{\eta} f(x, y) dx dy}{\int_{\xi}^{\xi+h} f_1(x) dx} \quad (2.65)$$

En divisant le numérateur et le dénominateur par h , ainsi lorsque $h \rightarrow 0$, le côté droit tend vers :

$$U_{\xi}(\eta) = \frac{1}{f_1(\xi)} \int_{-\infty}^{\eta} f(\xi, y) dy \quad (2.66)$$

Pour une valeur ξ fixe, il s'agit d'une fonction de distribution en η avec une densité égale à :

$$u_{\xi}(\eta) = \frac{1}{f_1(\xi)} f(\xi, y) \quad (2.67)$$

On appelle u_{ξ} , la densité conditionnelle de X_2 telle que $X_1 = \xi$ est définie par [Feller, 1968] :

$$P\{X_2 | X_1 = \xi\} = \frac{1}{f_1(\xi)} \int_{-\infty}^{\infty} y f(\xi, y) dy \quad (2.68)$$

La dépendance d'une variable par rapport à l'autre sera appliquée par exemple, pour la dépendance entre le vent et la puissance générée par une éolienne.

2.4.4 L'énergie spectrale de Fourier

Soit une variable aléatoire continue $x(t)$, la transformé de Fourier permet d'exprimer cette variable en fonction de sa fréquence $f = 1/t$. Le passage du domaine temporel au domaine fréquentiel se réalise par la relation [Batchelor, 1953; Monin and Yaglom, 1971; Tennekes and Lumley, 1972] :

$$\hat{x}(f) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) e^{-i2\pi ft} dt \quad (2.69)$$

Le spectre d'énergie $E(f)$ est défini comme le module au carré d'une transformation de Fourier de la variable $x(t)$:

$$E(f) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \left| \int_{-\infty}^{\infty} e^{-2\pi ft} x(t) dt \right|^2 \quad (2.70)$$

L'analyse spectrale est une approche utile pour prévoir l'énergie associée à chaque fréquence. Plus précisément, $E(f)$ est une densité d'énergie où f est la

CHAPITRE 2 – THÉORIE ET MÉTHODOLOGIE

fréquence et $E(f)df$ est la part de la variance du signal original dont la gamme de fréquences appartiennent à la bande de fréquence df .

Le processeur de calcul MATLAB (cf. annexe A) estime le spectre d'énergie à partir de la transformée de Fourier rapide, également connue comme la méthode FFT¹⁶. Cette transformation nécessite cependant un échantillonnage des données avec un pas de temps régulier.

2.4.5 La corrélation croisée et la cohérence γ_{xy}

Corrélation Croisée

Soient $x(t)$ et $y(t)$ deux variables aléatoires de même longueur. La corrélation croisée ρ entre ces deux variables est définie par :

$$\rho(\tau) = \frac{\langle x(t) y(t + \tau) \rangle}{\sigma_x \sigma_y} \quad (2.71)$$

La variable τ est le décalage du temps et $\langle . \rangle$ représente la moyenne statistiques. Dans certains de nos travaux, nous utilisons la notation $R = \max |\rho(\tau)|$ pour identifier la zone qui a le maximum de cross-corrélation.

Cette méthode donne une corrélation globale entre deux variables sans tenir compte des variations locales qui la composent. Ces variations peuvent être mises en évidence dans l'espace de Fourier pour chaque processus stochastique. Afin de comparer deux spectres d'énergie $E(x)$ et $E(y)$, nous utilisons le co-spectre et en particulier la cohérence γ_{xy} .

Le co-spectre et la cohérence

Le co-spectre correspond à la transformée de Fourier (cf. section 2.4.4) appliquée à la covariance. La cohérence¹⁷ est calculé à partir du co-spectre. Ce coefficient indique la degré de corrélation entre deux series temporelles $x(t)$ et $y(t)$. Cette fonction est définie telle que [Bendat and Piersol, 2011] :

$$\gamma_{xy}^2 = \frac{|E_{xy}(f)|^2}{E_{xx}(f) E_{yy}(f)} \leq 1 \quad (2.72)$$

avec E_{xy} étant le co-spectre entre $x(t)$ et $y(t)$ et pour toute fréquence f , $0 \leq \gamma^2 \leq 1$. Les coefficients E_{xx} and E_{yy} sont les respectifs densités spectrales de puissance. Pour un système linéaire idéal avec une seule entrée $x(t)$

16. Pour ses sigles en anglais : Fast Fourier Transform.

17. En anglais : Mean Square Coherency.

2.4. Outils statistiques et dynamiques

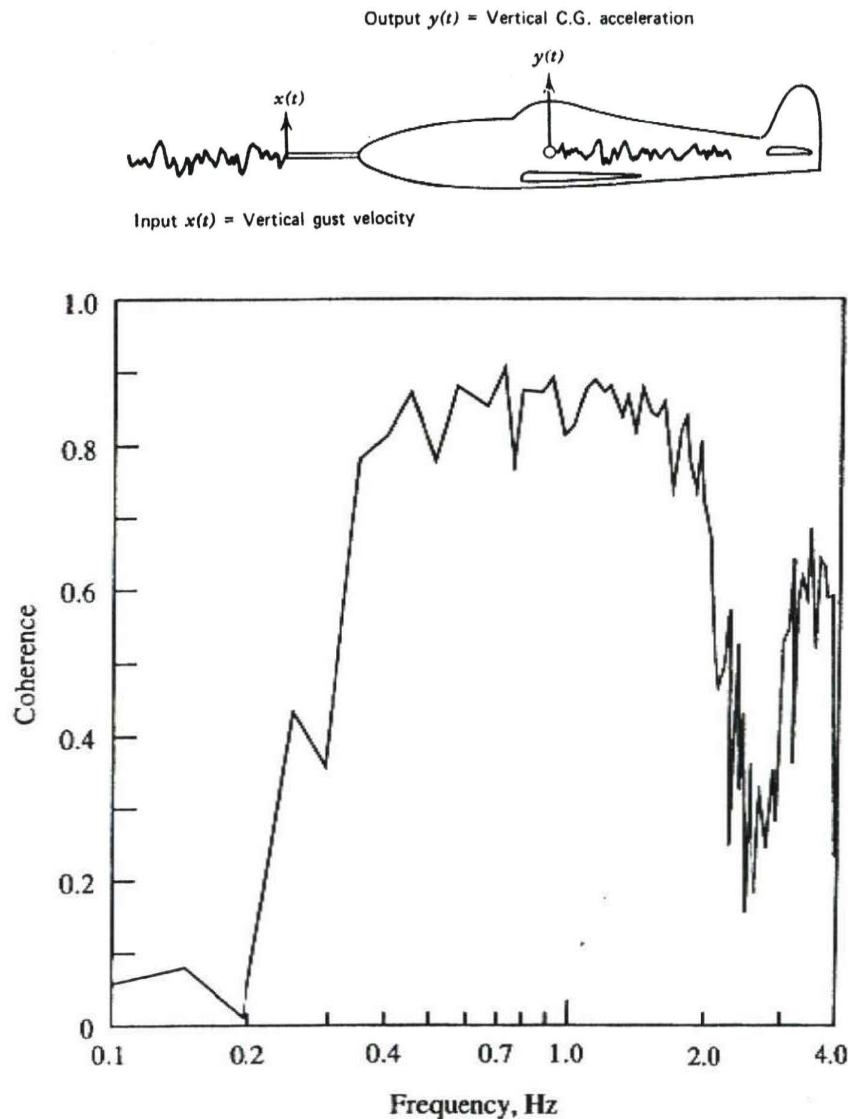


FIGURE 2.10 – On mesure en sortie l'accélération verticale du système "avion" soumis à des rafales verticales en entrée. La cohérence montre une relation entre les deux variables dans une gamme fréquentielle $[0.4; 2.0]$ Hz. Ailleurs, la cohérence est faible dû à d'éléments externes indépendants de la vitesse du vent ou au bruit [Bendat and Piersol, 2011].

et une seule sortie $y(t)$, la cohérence sera égale à 1. Si la cohérence $\gamma^2 = 0$ alors cela signifie que $x(t)$ et $y(t)$ sont sans doute deux variables indépendantes. Si la fonction de cohérence se situe entre 0 et 1, plusieurs conclusions sont possibles :

- Il y a du bruit dans les mesures.
- Le système relatif à $x(t)$ et $y(t)$ n'est pas linéaire.
- $y(t)$ est une sortie conséquence d'une entrée $x(t)$ aussi bien que d'autres

possibles entrées existantes.

Un exemple d'application illustré par la figure 2.10 [Bendat and Piersol, 2011] sera considéré. Soit un avion se déplaçant à travers une atmosphère turbulente. La variable $x(t)$ correspond à la vitesse des rafales verticales et la variable $y(t)$ représente l'accélération verticale. La cohérence spectrale résultante montre une forte cohérence γ de l'ordre de 0.8 à 0.9 dans la gamme spectrale $[0.4; 2.0]$ Hz. En dehors de cette gamme, la cohérence diminue. Les basses fréquences où la cohérence est faible, indiquent d'autres entrées autres que $x(t)$, probablement des charges dues aux manoeuvres du pilote. Pour les hautes fréquences, la faible cohérence peut s'expliquer en partie par les caractéristiques de filtre passe-bas de la réponse de l'avion face à la turbulence. Il peut y avoir en plus du bruit généré par le système de mesures ou des bruits propres à la mesure.

2.5 Analyse multi-échelle et multifractale en termes de temps-amplitude fréquence

En plus des fonction de structure [Monin and Yaglom, 1971], il existe d'autres méthodes d'analyse multi-échelles. On peut citer la méthode de décomposition en coefficients issus de la transformation en ondelettes dominantes¹⁸ [Lashermes et al., 2008] ou la méthode de décomposition modale empirique. L'application de cette dernière méthode dans le cas de la turbulence développée a été le sujet d'une thèse doctorale de Yongxiang Huang soutenu en 2009 [Huang, 2009]. Les programmes réalisés dans le cadre de cette thèse ont été utilisés dans ce travail de thèse, des informations supplémentaires sont également disponibles dans l'ouvrage publié récemment [Schmitt and Huang, 2016].

2.5.1 La méthode de décomposition-modale empirique (DME)

La décomposition modale empirique (DME)¹⁹ ou la transformée d'Hilbert-Huang (HHT) est une méthode d'analyse datant d'il y a près de 20 ans. D'abord proposé par Norden Huang [Huang et al., 1998], elle est particulièrement adaptée aux séries temporelles non-linéaires et non-stationnaires comme c'est le cas de la turbulence. L'idée est de considérer un signal multi-composant comme

18. En anglais : Wavelet leaders.

19. En anglais : Empirical Mode Decomposition (EMD).

2.5. Analyse multi-échelle et multifractale en termes de temps-amplitude fréquence

la superposition de différentes oscillations mono-composantes. La méthode décompose donc le signal d'origine en somme d'oscillations appelés fonctions modales ou modes, chaque mode ayant une échelle et fréquence caractéristique. L'échelle caractéristique de chaque mode correspond à la distance moyenne entre deux maximums (minimum) successifs [Huang et al., 1998]. Les fonctions modales intrinsèque (FMI)²⁰ illustrés dans la figure 2.11 ont les propriétés suivantes :

- La différence entre le maximum local et le nombre de traversée du zero doit être zero ou un.
- La moyenne glissante de la somme de l'enveloppe définie par les maxima locaux et l'enveloppe définie par les minima locaux est nulle.

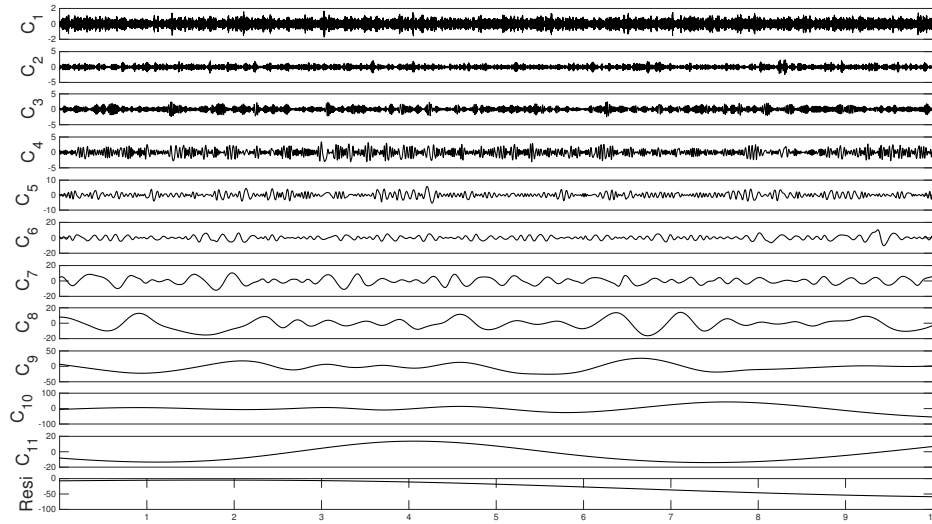


FIGURE 2.11 – Exemple de décomposition modale effectuée à partir du mouvement brownien. Les modes C_1 à C_{11} vont de la haute fréquence à la basse fréquence.

La décomposition est réalisée de manière itérative jusqu'à l'obtention d'un dernier FMI et d'un résidu $r_n(t)$ qui ne vérifie les propriétés précédemment citées. Le signal original $x(t)$ peut donc être récrit comme étant la somme des fonction modales plus le résidu soit :

$$x(t) = \sum_{i=1}^{n-1} C_i(t) + r(t) \quad (2.73)$$

20. En anglais : Intrinsic Mode Functions (IMFs).

La décomposition modale a été réalisée de façon empirique, c'est-à-dire que les limites de cette procédure sont mal maîtrisées [Huang et al., 2003b]. Cette méthode a eu beaucoup de succès, et à l'heure actuelle plus de 8000 articles ont cité l'article d'origine. La méthode a été appliquée en océanologie [Schmitt et al., 2009], en biologie [Huang and Schmitt, 2014], en finance [Huang et al., 2003a] et en turbulence [Huang et al., 2008]. Les détails de la procédure pour appliquer la méthode HHT-EMD peuvent être consultées dans [Huang, 2009].

2.5.2 L'analyse spectrale d'Hilbert (HSA) et la Transformée d'Hilbert-Huang (HHT)

Après avoir effectué la DME, il est possible d'appliquer l'Analyse Spectrale d'Hilbert (HSA pour ses sigles en anglais) à chaque mono-composante modale (FMI). On estime la transformée de Hilbert de C_i :

$$\hat{C}_i(t) = \frac{1}{\pi} P \int_0^{+\infty} \frac{C_i(s)}{t-s} ds \quad (2.74)$$

où P représente la valeur du principe de Cauchy [Huang et al., 1998]. Ensuite, le signal analytique correspondant à chaque mode peut être construit de la façon suivante :

$$z(t) = C_i(t) + j\tilde{C}_i(t) \quad (2.75)$$

avec $j^2 = -1$. Dans ce cadre, z peut être également écrit :

$$z(t) = A(t)e^{j\varphi(t)} \quad (2.76)$$

où $A(t) = |z| = \sqrt{C_i^2(t) + \tilde{C}_i^2(t)}$ est l'amplitude locale et la phase est $\varphi(t) = \arctan(\tilde{C}_i(t)/C_i(t))$. La fréquence locale est définie par $\omega(t) = \frac{1}{2\pi}\varphi'(t)$.

La combinaison de la décomposition (DME) et de l'analyse spectrale (HSA) est une méthode temps-amplitude-fréquence aussi connue du nom de la Transformée d'Hilbert-Huang (HHT pour ses sigles en anglais). Cette transformation peut être considérée comme une généralisation de la transformée de Fourier (cf. section 2.4.4) parce que cette approche permet une modulation amplitude-fréquence simultanée pour tous les moments statistiques. La densité spectrale de Hilbert est définie par :

$$H(\omega, t) = A^2(\omega, t) \quad (2.77)$$

où $H(\omega, t)$ représente la valeur locale de l'énergie spectrale dans une re-

2.5. Analyse multi-échelle et multifractale en termes de temps-amplitude fréquence

présentation temps-fréquence. On peut définir la densité de probabilité jointe $p(\omega, A)$ de la fréquence (ω_i) et de l'amplitude (A_i) à partir de la série d'origine pour l'ensemble des modes. On définit ainsi la densité spectrale marginale de Hilbert :

$$h(\omega) = \int_0^T H(\omega, t) dt \quad (2.78)$$

où T est la période de temps considérée pour calculer le spectre. Cette approche est similaire à celle de Fourier et peut être interprétée comme étant l'énergie associée à chaque fréquence modale. Afin de comparer la densité spectrale de Hilbert à celle de Fourier, on réécrit le spectre marginal de Hilbert comme l'intégrale de la pdf jointe $p(\omega, A)$ fois A^2 :

$$h(\omega) = \int_0^\infty p(\omega, A) A^2 dA \quad (2.79)$$

La transformée de Fourier correspond à un moment statistique de deuxième ordre $q = 2$. Si on veut généraliser cette relation, on remplace la pdf jointe $p(\omega, A)$ fois A^q pour les moments statistiques d'ordre $q \geq 0$ [Huang et al., 2008] :

$$L_q(\omega) = \int_0^\infty p(\omega, A) A^q dA \quad (2.80)$$

La figure 2.12 illustre la comparaison entre les deux méthodes spectrales.

Finalement, dans le cas de l'invariance d'échelle, il existe une loi d'échelle qui peut être établie de la forme :

$$L_q(\omega) = \omega^{-\xi(q)} \quad (2.81)$$

où $\xi(q)$ correspond à l'exposant de Hilbert de cette loi d'échelle qui est analogue à la fonction des exposants $\zeta(q)$ de la section 2.2.3 avec [Huang et al., 2008; Schmitt and Huang, 2016] :

$$\zeta(q) = \xi(q) - 1 \quad (2.82)$$

2.5.3 La corrélation intrinsèque et dépendante du temps (CIDT)

La méthode de corrélation dépendante et intrinsèque du temps (CIDT)²¹ est une méthode appartenant au cadre de la décomposition modale DME. La méthode CIDT permet de quantifier la corrélation entre deux fonctions mo-

21. En anglais : Time Dependent Intrinsic Correlation Analysis (TDIC).

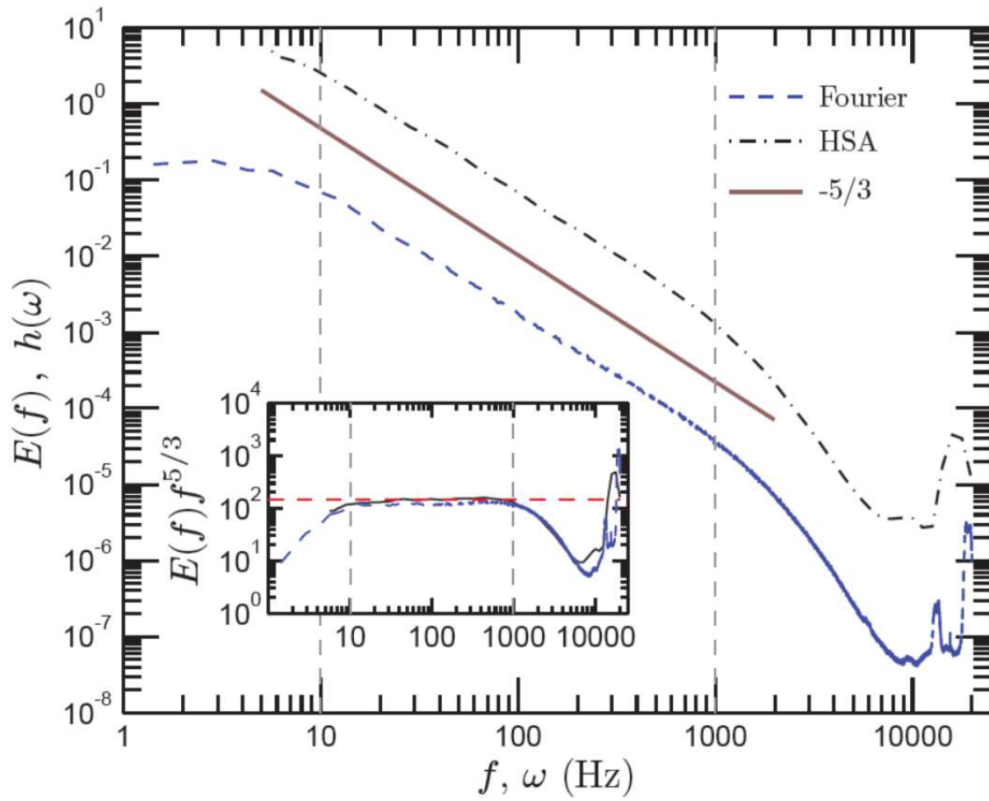


FIGURE 2.12 – Comparaison entre les spectres de Fourier (ligne pointillée) et de Hilbert (en ligne pointillée mixte). On observe la similarité de l'invariance d'échelle pour les deux courbes [Huang et al., 2008].

dales appartenant à deux séries temporelles distinctes. Chaque fonction modale possède un temps caractéristiques moyen t_m qui doit être du même ordre de grandeur afin de les comparer dans un espace amplitude-fréquence. La présentation et la validation de cette méthode ainsi que d'autres exemple d'analyse effectués sur des séries obtenues par simulation sont présentés dans [Chen et al., 2010a]. La méthode a également été appliqué récemment dans le domaine de l'océanographie [Huang and Schmitt, 2014; Derot et al., 2016].

Considérons 2 séries temporelles $S^1(t)$ and $S^2(t)$:

$$S^p(t) = \sum_{i=1}^{n-1} C_i^p(t) + r_n^p(t); \quad p = 1, 2 \quad (2.83)$$

où $C_i^p(t)$ est l'ième fonction modale (FMI) de $S^p(t)$ et $r_n^p(t)$ correspond au résidu. La période instantanée de chaque FMI $C_i^p(t)$ est notée T_i^p . A chaque temps caractéristique t_k , la taille de la fenêtre glissante est calculé à partir de :

2.5. Analyse multi-échelle et multifractale en termes de temps-amplitude fréquence

$$t_w^n = [t_k - nt_d/2; t_k + nt_d/2] \quad (2.84)$$

où n est un nombre réel positif tel que $t_k - nt_d/2 \geq \min(t)$ et $t_k + nt_d/2 \leq \max(t)$ [Chen et al., 2010a]. Contrairement aux traditionnelles fenêtres glissantes, ici t_w s'adapte à la série car la fenêtre dépend de la période t_d :

$$t_d = \max(T_i^1(t_k), T_i^2(t_k)) \quad (2.85)$$

où t_d est la période instantanée de deux FMI, les variables T_i^1 and T_i^2 correspondent aux périodes instantanées qui assurent qu'au moins un cycle est inclus lors de l'application de la corrélation. Finalement, la corrélation intrinsèque dépendante du temps (CIDT) de chaque paire de modes (FMI) est définie pour tous les temps t_k :

$$R_i(t_k^n | t_w^n) = \text{Corr}(C_i^1(t_w^n) C_i^2(t_w^n)) \quad \text{pour chaque } t_k. \quad (2.86)$$

La précision de cette méthode nécessite un temps non négligeable pour estimer la taille de la fenêtre t_w qui s'adapte en fonction de la période. Néanmoins, il s'agit d'un outil d'analyse multi-échelle puissant.

La méthode CIDT donne un aperçu amplitude-fréquence de chaque temps caractéristique modal. La figure 2.13 montre un triangle exemple de l'application de la méthode CIDT. L'axe des abscisses correspond à la position temporelle T (en secondes), l'axe des ordonnées montre l'échelle considérée modulable par le biais de la fenêtre glissante t_w (en secondes) où les corrélations peuvent être observées. La valeur $R_i(t_k | t_w) = 1$ correspond à une corrélation positive (surface en rouge), les maxima ou les minima des deux signaux considérés sont en phase par exemple pour $T = 60$. D'un autre côté, $R_i(t_k | t_w) = -1$ (surface en bleue) est une anti-corrélation c'est-à-dire que le maximum d'un signal est en phase avec le minimum de l'autre ou vice-versa ($T = 25$). La valeur $R_i(t_k | t_w) = 0$ donne une zone de corrélation nulle illustrée par une surface en vert. Un test statistique de Student est réalisé sur les deux modes avant d'appliquer la méthode, lorsque le test est négatif on obtient des zones en blanc [Chen et al., 2010a; Huang and Schmitt, 2014].

Pour résumer, la corrélation croisée (cf. section 2.4.5) donne une information sur la corrélation globale entre deux série temporelles, la méthode de cohérence (cf. 2.72) donne une représentation fréquentielle de la corrélation.

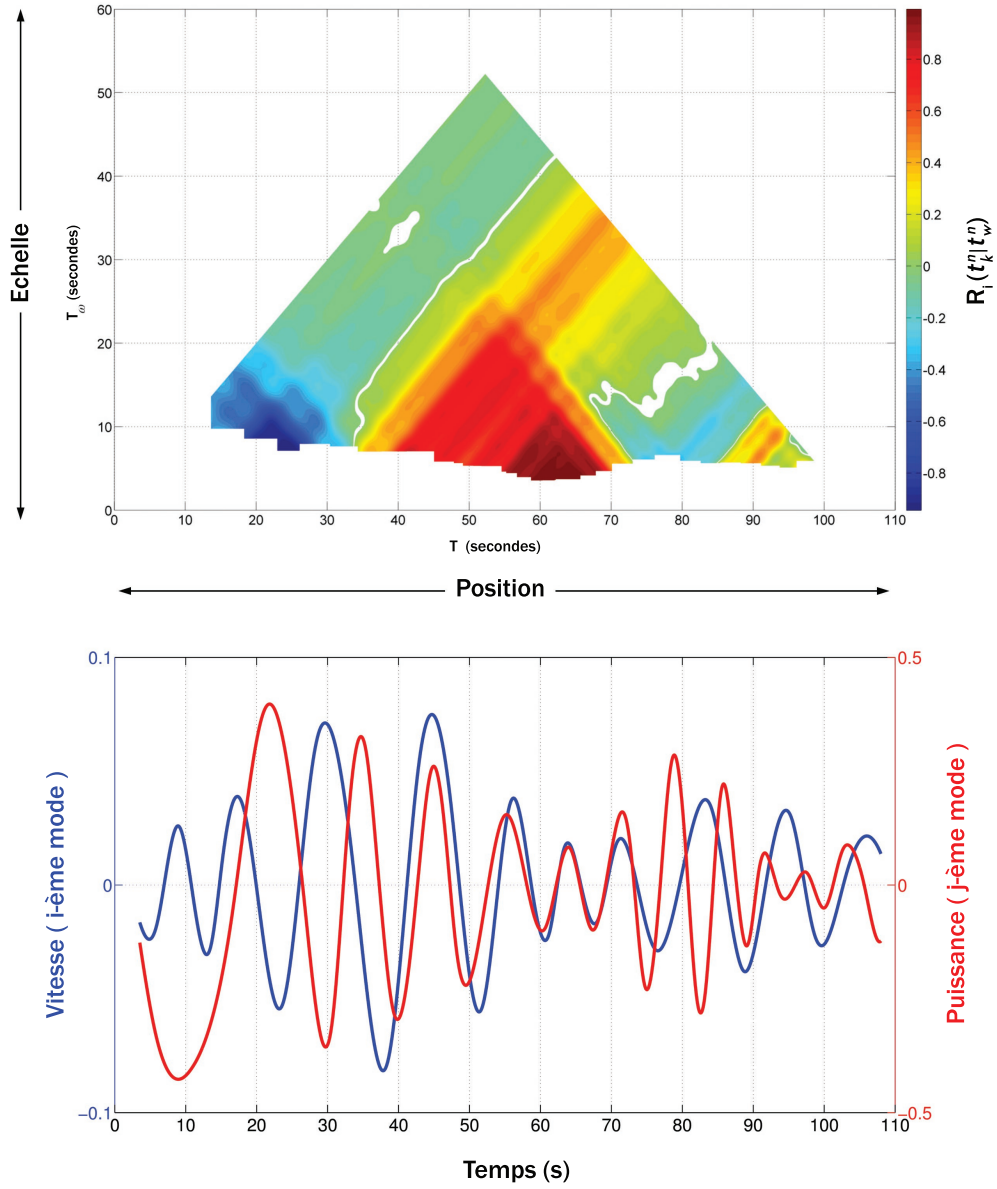


FIGURE 2.13 – Exemple de triangle CIDT. L’existence de corrélation positive ou négative entre deux modes FMI peut être observée avec le code couleurs.

Application à l'énergie hydraulienne

3.1 L'énergie des courants

3.1.1 Introduction

Dans l'Union Européenne, les états membres ont fixé l'objectif d'atteindre les 100 GW d'énergie générée à partir de sources houlomotrices et des sources marémotrices à l'horizon de 2050¹. Bien que ces objectifs fixent la route à suivre, les technologies existantes aujourd'hui n'ont pas encore atteint un niveau de perfectionnement en terme de fiabilité, de faisabilité et de survivabilité dans un environnement très éprouvant comme est le milieu marin. Les politiques et des mécanismes de financement européen ont suscité la créations d'une centaine de nouvelles entreprises qui cherchent à développer ces technologies. Les travaux de recherche concentrent leurs efforts pour la proposition de nouvelles solutions pour atteindre ces objectifs; des solutions qui pourront établir un véritable marché d'énergie marémotrice. Dans ce sens, on estime que l'Europe pourra parvenir à installer d'ici 2020, 57 MW d'énergie marémotrice et 26 MW d'énergie houlomotrice [Magagna and Uihlein, 2015].

Un exemple est la création en 2011 d'un consortium regroupant des établissements provenant de 12 pays pour mieux coordonner les projets de recherche et développement des énergies marines renouvelables (EMR). Le but du projet MaRINET² est de regrouper des infrastructures, des laboratoires, des institutions et des chercheurs spécialisés et de faciliter l'accès à ces ressources grâce à un programme d'accès transnational³. Cette initiative dédiée à la recherche avait pour but d'accélérer la mise en service à court terme des énergies marines renouvelables dans les conditions réelles d'exploitation [Maisondieu and Healy, 2015].

1. Le texte a été publié en 2009 dans le programme "National Renewable Energy Action Plans (NREAPs)".

2. The Marine Renewable Infrastructure Network.

3. Transnational Access programme (TA).

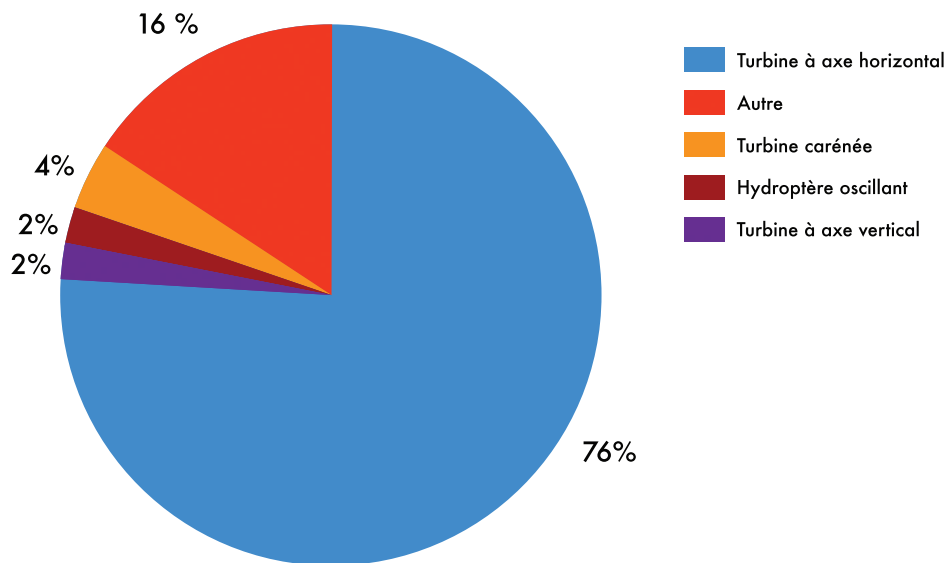


FIGURE 3.1 – Distribution de la recherche en énergie marémotrice. Source adaptée de Magagna and Uihlein [2015].

Parmi les technologies d'exploitation marémotrice, les turbines tri-pales à axe horizontal sont parmi les plus répandues et étudiées comme l'illustre la figure 3.1. L'énergie hydrolienne (ou hydrocinétique) est l'énergie obtenue de la force des courants qui transforme l'énergie cinétique du courant en énergie électrique. Le rotor d'une turbine immergée est en effet actionné par le passage d'eau entre les pales par un moment angulaire. En mer, les courants peuvent avoir des origines différentes :

- La marée.
- Les courants de surface générés par le vent.
- Les gradients de température et de salinité.
- La turbulence.

La production d'énergie hydrolienne nécessite des vitesses de courant supérieures à 2 m/s au flot et au jusant dans les conditions moyennes de vive-eau. La pleine connaissance des marées donne à cette énergie l'avantage d'avoir un caractère prédictible ainsi qu'une (relativement) faible variation saisonnière. Verticalement, les courants présentent un profil complexe souvent modélisé en

loi de puissance (cf. section 2.60). Ils varient à la fois en intensité et en direction en fonction de la hauteur dans la colonne d'eau [Multon et al., 2011]. Des travaux sur le potentiel de la ressource d'énergie des courants permettent d'établir d'ores et déjà des cartes pour l'implantation d'hydroliennes. Un récent exemple de l'estimation de ce potentiel est la carte 3D de l'énergie disponible en mer d'Iroise. Celle-ci a été établie à partir de l'utilisation de radars à très haute fréquence validés par des profils de vitesse ADCP [Thiébaud and Sentchev, 2015].

La technologie hydrolienne fait actuellement l'objet de tests en Europe où il existe des efforts d'homogénéisation des protocoles de test pour la validation de résultats [Maisonduieu and Healy, 2015; Gaurier et al., 2015]. L'Hexagone compte deux emplacements traversés par des très puissants courants. Le premier au Fromveur (Finistère) où une hydrolienne d'une puissance d'un mégawatt (1 MW) fournit déjà une partie de l'électricité au réseau insulaire d'Ouessant depuis fin 2015. Le deuxième emplacement se situe au Raz Blanchard (Manche)⁴. Son potentiel énergétique est l'un des plus élevés en Europe, environ 7.4 TWh [Bahaj and Myers, 2004]. Des fermes pilotes devront y être testées. Il existe actuellement des modèles qui réalisent la prévision sur la capacité de production d'énergie hydrolienne dans ces îles de la Manche [Batten et al., 2008]. Deux autres turbines seront également connectées à Paimpol (Côtes-d'Armor). Certains parmi les principaux acteurs industriels de ce développement sont en France : EDF-Energies nouvelles, DCNS, Alstom (avec General Electric), OpenHydro et Engie. D'après le Syndicat des Energies Renouvelables (SER), la France compterait un potentiel hydrolien entre 5 et 6 GW.

3.1.2 La particularité de l'hydrolien

L'énergie hydrolienne est une technologie alternative relativement récente en comparaison à l'énergie éolienne. Le développement de cette dernière a énormément profité des avancées sur l'instrumentation météorologique et des données satellites pour la quantification de l'énergie contenue dans le vent. Le milieu marin montre dans ce sens, une contrainte supplémentaire en raison de la difficulté de quantifier correctement l'énergie contenue dans ce milieu. Il y a une énorme difficulté à cartographier les courants moyens en raison de l'opacité du fluide dans le milieu naturel. On peut également ajouter des contraintes supplémentaires telles que la présence de vie marine végétale ou animale (le

4. Les anglophones l'appellent "The Alderney Race" (du nom anglais d'Aurigny).

fooling), la salinité qui provoque une oxydation prématurée ou même l'irrégularité des courants dans certaines zones qui rendent difficile l'installation d'une hydrolienne. L'ensemble de ces conditions mettent à l'épreuve la faisabilité et la fiabilité de l'installation d'une ferme hydrolienne comme on le fait actuellement dans le cas éolien.

Bien que le principe de fonctionnement de la technologie hydrolienne soit le même que les turbines éoliennes, l'installation d'une hydrolienne implique des défis technologiques supplémentaires concernant l'appareillage de mesure ou l'analyse des résultats dont les caractéristiques sont mal connues. Un exemple de l'implantation, l'exploitation et l'analyse de données d'une hydrolienne in situ se trouve dans l'annexe C. Le projet Interreg PROTIDE est en effet un exemple concret de la difficulté d'application des méthodes d'analyse stochastiques sur une hydrolienne de type verticale installée sur l'Escaut à Temse en Belgique.

Les conditions du milieu marin ont imposé des difficultés particulières pendant l'installation de ce prototype et des capteurs de mesures : la fixation des capteurs dans un fort courant, les mouvements d'ondulations générés par le courant sur le ponton où l'appareillage était installé et la faible autonomie en batterie de l'équipement de mesure. On peut également mentionner la problématique de la compréhension des phénomènes observés lors de l'analyse des données de cette hydrolienne. Nous avons remarqué par exemple, la présence de pics soudains de puissance disposés régulièrement sur des faibles échelles de temps qui ne relèvent pas de la physique du milieu.

Ces contraintes montrent la nécessité de réaliser des essais en conditions contrôlées. Ces études en amont s'avèrent primordiales pour le développement de cette énergie dans l'avenir. Nous présentons dans la section suivante, le laboratoire où de telles expériences ont été réalisées.

3.2 Conditions expérimentales

Les mesures de la turbulence et de la production d'une maquette d'hydrolienne ont été réalisées par l'équipe du bassin d'essai de Ifremer, sous la responsabilité de Grégory Germain et Benoît Gaurier. Nous les remercions ici pour cette collaboration, ainsi que tous leurs collaborateurs. Le travail ici présenté a été le sujet d'un article de conférence [Durán Medina et al., 2015] et d'un article actuellement soumis (cf. Publications).

3.2.1 Bassin d'essai à houle et courant IFREMER

Dans le cadre de notre travail, une maquette d'hydrolienne a été testée dans le bassin d'essai à houle et courant d'IFREMER à Boulogne-sur-Mer (Nord-Pas-de-Calais). Nous présentons ici ce bassin d'essai et ses caractéristiques.

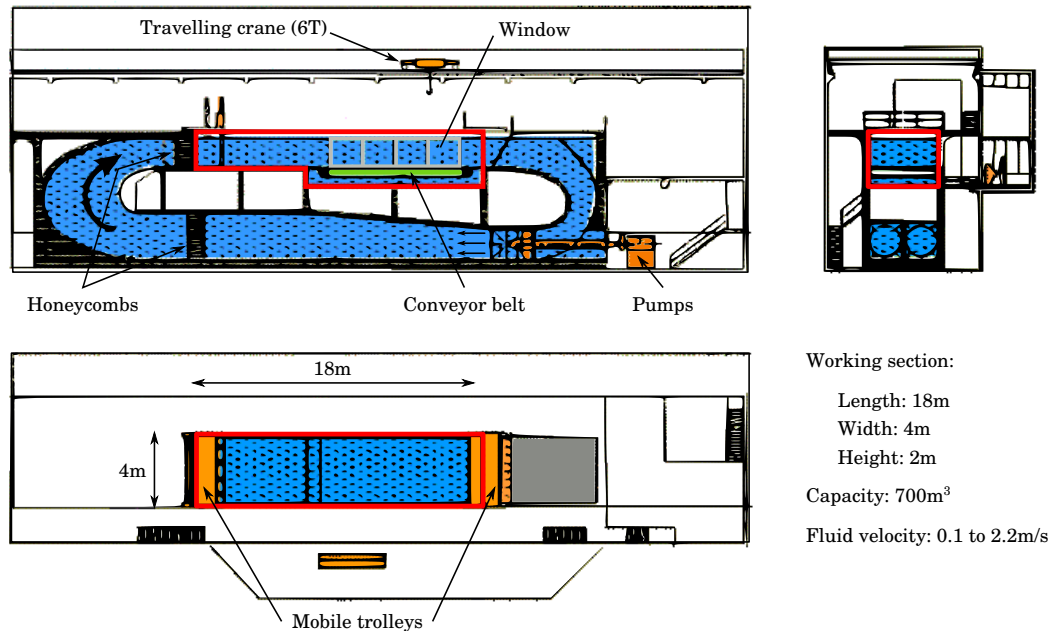


FIGURE 3.2 – Présentation du bassin d'essai à houle et courant d'IFREMER. Source : [Gaurier et al., 2015].

L'Institut Français de Recherche pour l'Exploitation de la Mer (IFREMER) est un établissement public à caractère industriel et commercial (EPIC) placé sous la tutelle conjointe des ministères de l'Enseignement supérieur et de la Recherche et de l'Environnement, de l'Énergie et de la Mer. Le laboratoire hydrodynamique de Boulogne-sur-Mer a les installations pour mener des projets de recherche et de développement dans un canal hydrodynamique de surface libre. Les campagnes de mesure et des tests de l'hydrolienne exposés dans ce travail de thèse ont été effectués en avril 2014.

Le bassin a une longueur utile de 12 m et une section d'essais de 4 m de large par 2 m de profondeur [Mycek et al., 2014] comme l'illustrent les figures 3.2 et 3.3. Le bassin peut générer un écoulement homogène dans une gamme de vitesse en amont entre 0.1 et 2.2 m/s et un taux de turbulence compris entre 3 et 20%. Les conditions contrôlées du bassin permettent d'atteindre un

CHAPITRE 3 – APPLICATION À L'ÉNERGIE HYDROLIENNE

grand nombre de Reynolds avec des échelles de maquette relativement grande et ainsi un effet plus important de la turbulence, ce qui permet par exemple, d'étudier le comportement de la turbine hydrolienne dans ces conditions [Maganga et al., 2010; Milne et al., 2013].

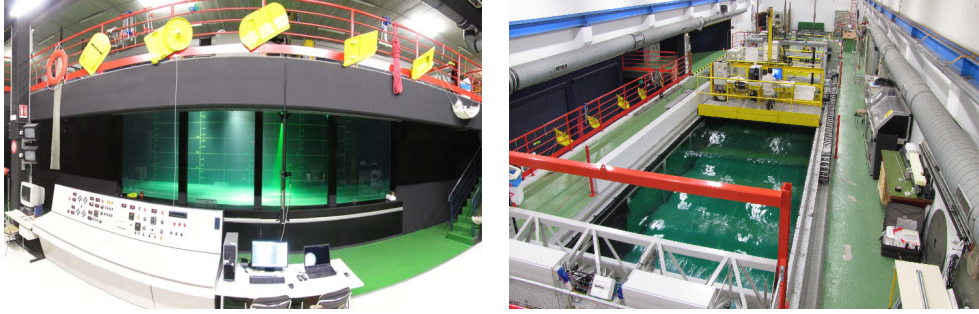


FIGURE 3.3 – La longueur utile du bassin d'essai peut être visualisée dans l'image de gauche. A droite, une vue de dessus du bassin. Crédits photo : Ifremer.

3.2.2 Mesure de l'écoulement en amont et en aval

L'écoulement turbulent a été mesuré avec un système de mesure 2D par vélocimétrie laser à effet Doppler (LDV)⁵ dans le plan $x0y$ [Maganga et al., 2010; Gaurier et al., 2015]. Le dispositif laser mesure la vitesse longitudinale u suivant l'axe x , et la vitesse transversale v de l'axe y . Ici, $y = 0$ représente l'axe de l'hydrolienne. Dans cette étude, la vitesse moyenne de l'écoulement incident a été imposé à 0.8 m/s avec deux taux de turbulence : 3% généré avec un nid d'abeille dont la section de chaque alvéole est de 2 cm^2 (cf. photos en annexe F), et 15% sans cette grille en amont (cf. figure 3.4). Ces paramètres expérimentaux ont été choisis afin de travailler dans des conditions similaires à celle d'une étude antérieure effectuée avec la même hydrolienne [Mycek et al., 2014]. Le taux de turbulence imposé dans l'écoulement I_∞ est défini sur le plan 2D comme suit :

$$I_\infty^{2D} = 100 \frac{\sqrt{\frac{1}{2} [\sigma^2(u_\infty) + \sigma^2(v_\infty)]}}{U_\infty} \quad (3.1)$$

où la vitesse moyenne de l'écoulement incident est notée U_∞ et les valeurs

5. LDV ou "Laser Doppler Velocimetry" de ses sigles en anglais.

3.2. Conditions expérimentales

$\sigma^2(u_\infty)$ et $\sigma^2(v_\infty)$ sont respectivement les variances des séries temporelles $u_\infty(t)$ et $v_\infty(t)$. Le taux de turbulence (TT) peut également être vérifié dans les mesures de la vitesse à l'aide de l'équation :

$$TT(\%) = \frac{u'}{U} \quad (3.2)$$

avec $u' = \sqrt{\langle u - U \rangle^2}$ et $U = \langle u(t) \rangle$ (le symbole $\langle \cdot \rangle$ représente la moyenne temporelle).

Deux campagnes de mesures ont été réalisées. Premièrement, le système LDV a été placé en amont de l'hydrolienne à une distance de quatre fois son diamètre D comme l'illustre le point M sur la figure 3.4. Deuxièmement, le système a été mis dans le sillage de la turbine aux points (P,N) à une distance égale au cas amont ($4D$). Les données de vitesse acquises à très haute fréquence ont été synchronisées avec la mesure de puissance mécanique générée par l'hydrolienne. En plus des mesures à très haute fréquence, l'enregistrement des données a été réalisé pendant une longue durée d'acquisition d'environ 3 heures. Ces conditions permettent une meilleure caractérisation de la turbulence ainsi qu'une bonne précision des propriétés statistiques et dynamiques des fluctuations de la puissance en sortie de la machine.

Une particularité du système LDV est l'irrégularité de la fréquence d'acquisition qui est comprise en moyenne entre 800 et 900 Hz. En effet, la vitesse turbulente est estimée à partir de chaque particule traversant un volume de mesure créée à l'intersection de deux faisceaux lasers, la vitesse est estimée par effet Doppler lorsqu'une particule est détectée dans le volume de mesure. La figure 3.7 montre un exemple de cette irrégularité pour un taux de turbulence mesurée $I_\infty = 13.94\%$ et une vitesse moyenne $U_\infty = 0.7955 \text{ m/s}$ (cf. tableau 3.4). On peut observer la similarité apparente de ces mesures avec le mouvement brownien fractionnaire (mBf) introduit dans la section 2.2. La vitesse de l'écoulement possède en effet des propriétés d'autosimilarité.

En s'intéressant à la densité de probabilité $p(x)$ des temps entre deux mesures de courant, on trouve que les inter-temps $x = \delta t$ suivent une loi exponentielle en échelle log-lin (cf. figure 3.8) extrêmement bien respectée :

$$p(x) = ce^{-\frac{x}{T}} \quad (3.3)$$

CHAPITRE 3 – APPLICATION À L'ÉNERGIE HYDROLIENNE

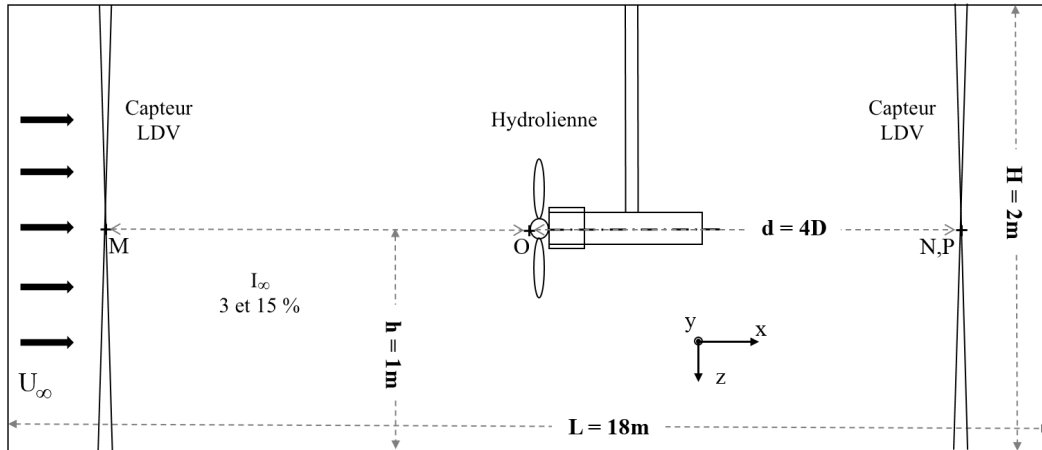


FIGURE 3.4 – Schéma de principe regroupant les deux campagnes de mesure sur une même figure. La vue de côté du dispositif montre l'hydrolienne immergée au milieu du bassin pour éviter des effets de bords. Le système LDV a été placé en amont (point M) et en aval (points (N,P)) de cette turbine à une distance de quatre fois le diamètre D de la turbine dans les deux cas. Le point P est localisé perpendiculairement à N à une distance $y = 0.5 D$ du centre du rotor sur l'axe y de référence.

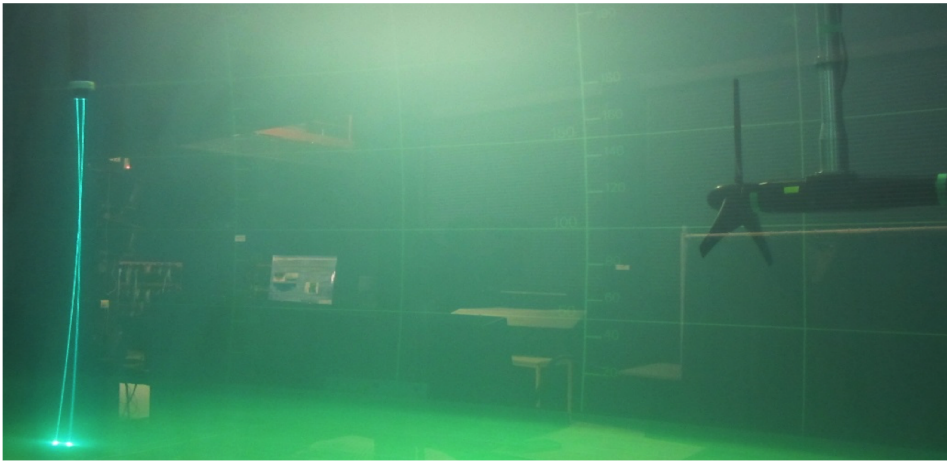


FIGURE 3.5 – Photo du montage expérimental pour le cas amont. Photo prise lors de la campagne de mesure.

Cette loi correspond à une distribution de Poisson (cf. éq. 2.59) des particules dans un écoulement turbulent dans le cas amont. Cette loi de probabilité des inter-temps δt met en évidence deux temps caractéristiques T_1 et T_2 (pour 3% et 15% respectivement). Ces temps correspondent approximativement aux valeurs moyennes des inter-temps $\langle \delta t_{3\%} \rangle = 15.39 \text{ ms}$ et $\langle \delta t_{15\%} \rangle = 18.93 \text{ ms}$.

3.2. Conditions expérimentales

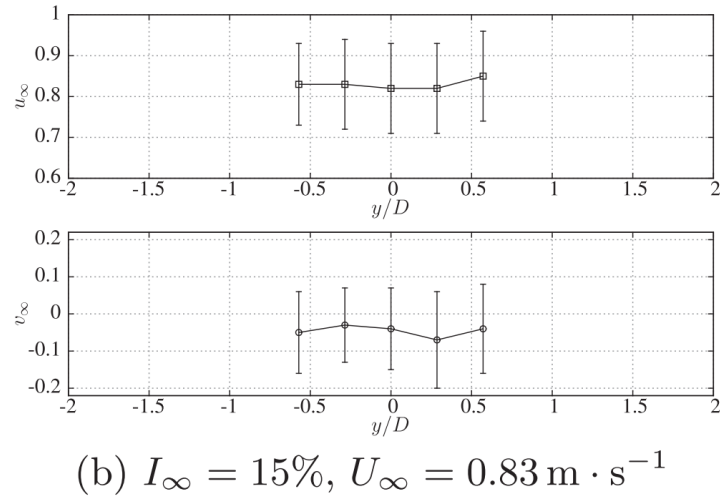
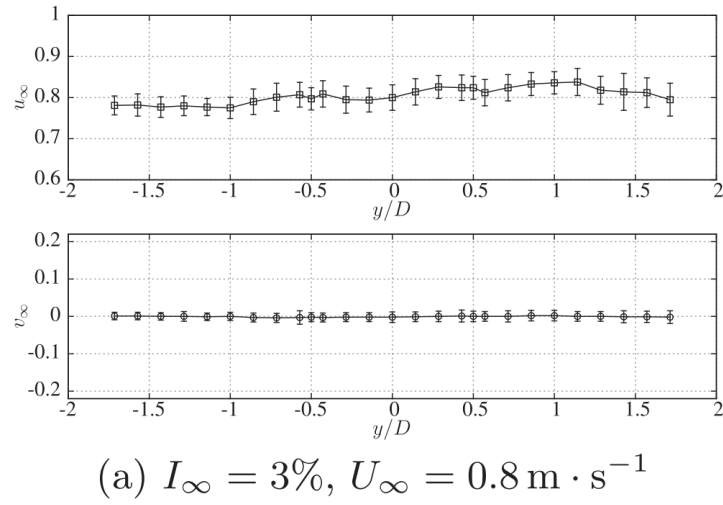


FIGURE 3.6 – Profils de vitesses à différents points de mesures amont. Plus le taux de turbulence est important, plus les variations des vitesses $u_\infty(t)$ et $v_\infty(t)$ sont importantes. Les symboles "carré" et "cercle" représentent les valeurs moyennes $\bar{u}_\infty$ et $\bar{v}_\infty$ respectivement. Les moustaches correspondent aux écart-type $\sigma(u_\infty)$ et $\sigma(v_\infty)$. Source : [Mycek et al., 2014].

La fonction de densité de probabilité issue de la vitesse mesurée par le système LDV peut être observée sur la figure 3.9. La figure 3.9a) représente la distribution de la vitesse au point M en amont de la turbine hydrolienne. On observe une dispersion plus importante sur les extrêmes pour un taux de turbulence plus important. D'autre part, en aval de l'hydrolienne au point N, les fonction de densités sont similaires pour les deux taux de turbulence bien que la symétrie ne soit pas respectée comme dans le cas amont. La loi de Gauss ne donne pas une bonne représentativité statistique du processus à l'exception

CHAPITRE 3 – APPLICATION À L'ÉNERGIE HYDROLIENNE

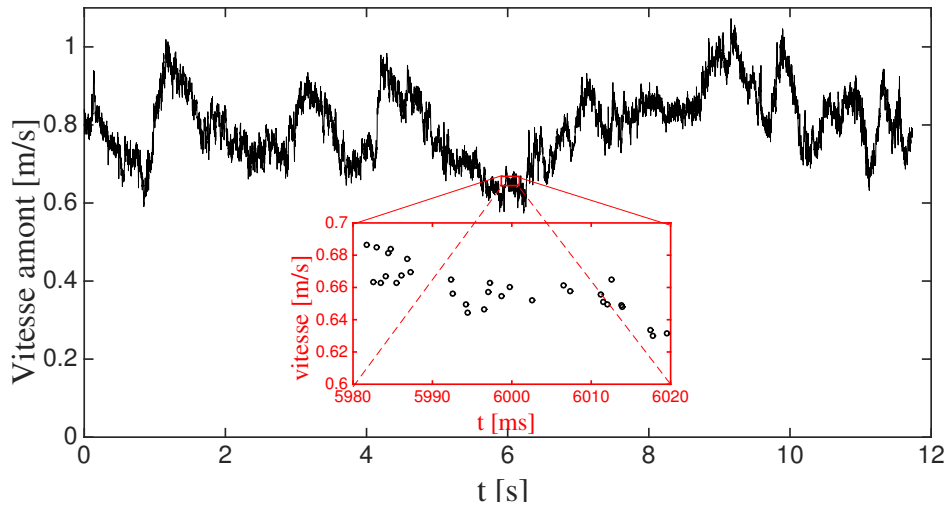


FIGURE 3.7 – Exemple de 12 secondes de mesure de la vitesse mesurée par le système LDV en amont avec $I_\infty = 15\%$ et $U_\infty = 0.8 \text{ m/s}$ imposés. Un zoom autour du temps $t=6 \text{ s}$ montre un espacement irrégulier des points mesurés conséquence de la méthode de mesure.

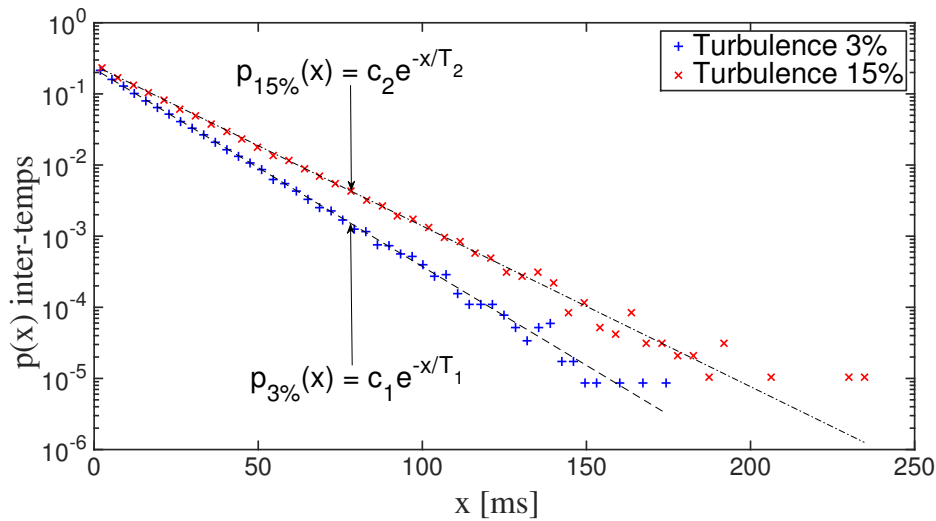


FIGURE 3.8 – La fonction de densité de probabilité $p(x)$ des inter-temps de la mesure LDV de la vitesse suit une Loi de Poisson. Pour le cas 3%, les coefficients de cette loi sont $T_1 = 15,62 \text{ ms}$ et $c_1 = 0.2254$, pour le cas 15%, on obtient $T_2 = 19,23 \text{ ms}$; $c_2 = 0.2516$.

des points centraux qui sont proches de la vitesse moyenne.

3.2. Conditions expérimentales

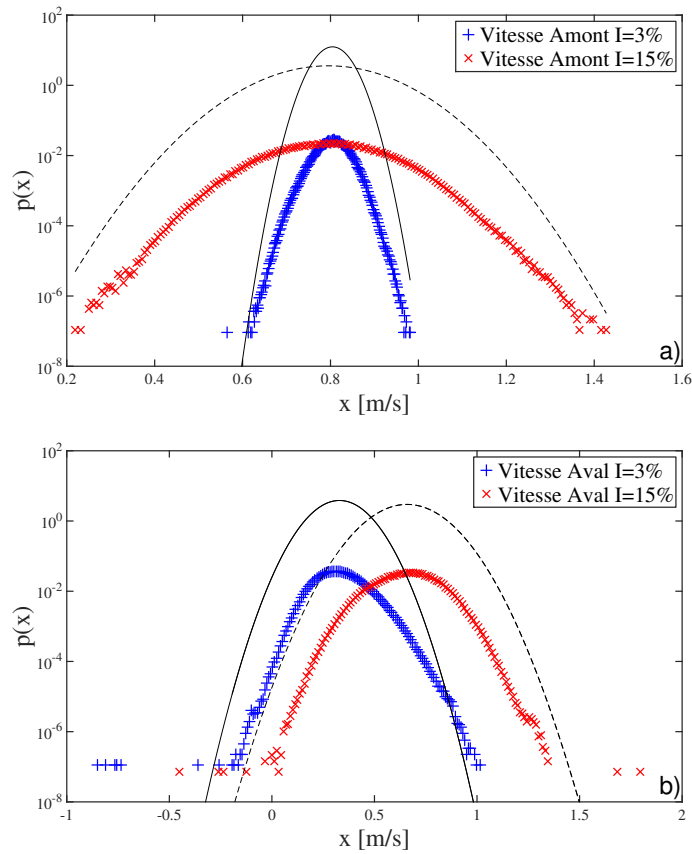


FIGURE 3.9 – a) Les distributions de la vitesse de l'écoulement incident pour deux taux de turbulence. b) Les distributions de vitesse en aval dans le sillage de la machine pour les deux taux de turbulence. La ligne continue et la ligne à trait discontinue représentent l'allure des courbes si ces distributions étaient Gaussiennes pour les taux 3% et 15% respectivement.

3.2.3 Modèle réduit d'une hydrolienne horizontale

La maquette d'hydrolienne tri-pale à axe horizontal a une échelle de 1/20 diamètre $D=0.7$ m (cf. photos en annexe F). Cette turbine a été immergée à un mètre du fond et à deux mètres des parois afin de considérer la turbulence homogène et isotrope loin des effets des bords et de surface du bassin (cf. figure 3.4). Nous mesurons en sortie le moment sur l'axe de rotation⁶ et la vitesse de rotation de cette turbine à une fréquence de 100 Hz synchronisé avec les mesures du courant. La synchronisation de deux mesures permettra d'étudier l'influence de la turbulence sur la turbine hydrolienne ainsi que sa performance à différentes vitesses de rotation du rotor. La turbine possède un moteur à courant continu (DC) en série avec une boîte de vitesses, un ballast

6. Le terme anglophone est "torque".

CHAPITRE 3 – APPLICATION À L'ÉNERGIE HYDROLIENNE

pour la stabilité et un système d'asservissement de la fréquence de rotation Ω_x . La mesure du couple sur l'axe moteur M_x est directe à travers un couplemètre rotatif insérée entre le rotor et le système de régulation de vitesse. Le coefficient de puissance⁷ est défini comme le rapport entre la puissance mécanique P absorbée par la turbine ramenée à la puissance cinétique P_∞ débitée par l'écoulement à travers une section circulaire de surface S (disque balayé par les pales) de l'écoulement en absence du rotor [Mycek et al., 2014; Multon et al., 2011] :

$$C_P = \frac{P}{P_\infty} = \frac{M_x \Omega_x}{1/2 \rho S U_\infty^3} = \frac{M_x \Omega_x}{1/2 \rho \pi r^2 U_\infty^3} \quad (3.4)$$

avec la puissance absorbée par la turbine P , la masse volumique du fluide ρ , la vitesse de l'écoulement U_∞ , la fréquence de rotation Ω_x et le couple moteur M_x se l'axe x de la turbine (cf. figure 3.4) et $r = 0.35$ m étant le rayon de l'hydrolienne.

Le coefficient de traînée est ensuite défini sachant que la puissance P dépend de la force de traînée F_x de l'écoulement sur le rotor $P = F_x U_\infty$:

$$C_T = \frac{F_x}{1/2 \rho \pi r^2 U_\infty^2} \quad (3.5)$$

Nous définirons ensuite le coefficient TSR (Tip Speed Ration)⁸ comme le rapport entre la vitesse en bout de pale de l'hydrolienne et la vitesse du courant incident (une vitesse de rotation adimensionnée) :

$$TSR = \frac{|\Omega_x| r}{U_\infty} \quad (3.6)$$

La performance d'une hydrolienne est en générale exprimée par les paramètres C_p , C_T en fonction de la vitesse adimensionnée TSR. La valeur de C_p détermine le rendement de la turbine. En effet, elle mesure le rapport entre la puissance absorbée par la turbine et la puissance cinétique contenue dans l'écoulement sur la section S balayée par le rotor. La figure 3.11 illustre l'évolution de la courbe de puissance pour deux taux de turbulence. On y différencie trois zones. Pour des faibles valeurs du $TSR \in [0; 3]$, les effets dynamiques de l'écoulement sont prépondérants. Les pales subissent un décrochage dynamique

7. Le coefficient C_p est également appelé rendement de la turbine.

8. Le coefficient TSR est également connu comme le paramètre d'avance ou la vitesse spécifique.

3.2. Conditions expérimentales

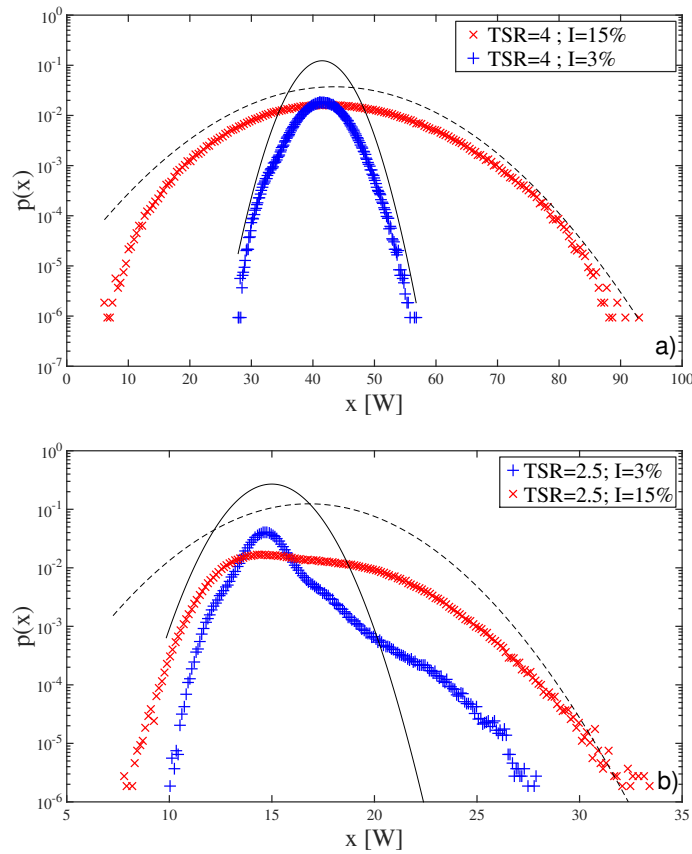
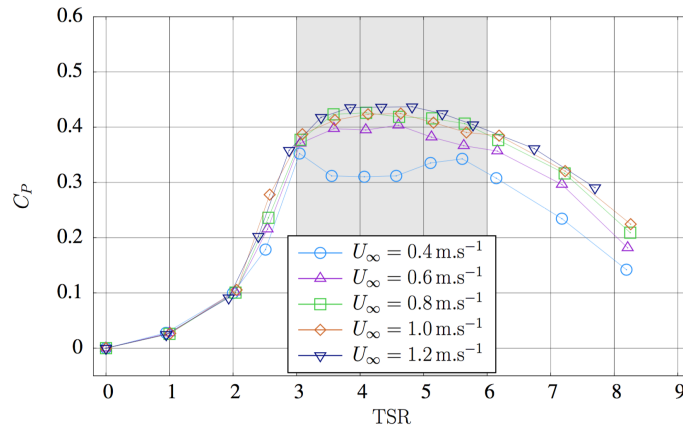
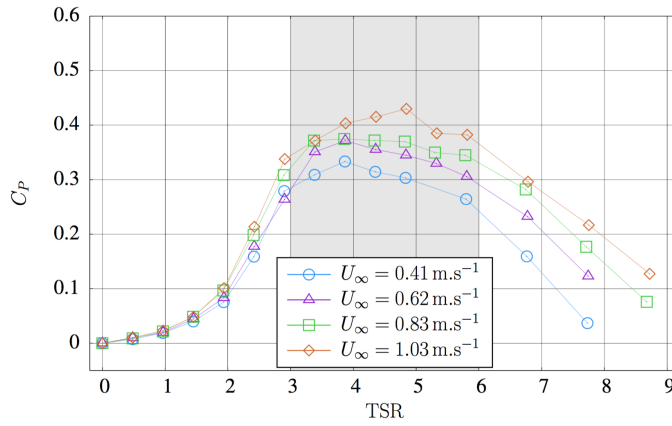


FIGURE 3.10 – a) Les distributions de la puissance pour $\text{TSR}=4$ dans le point de fonctionnement. b) Les distributions de puissance pour $\text{TSR}=2.5$ pour les deux taux de turbulence. La ligne continue et la ligne à traits discontinus représentent l'allure des courbe si ces distributions étaient Gaussiennes pour les taux 3% et 15% respectivement.

intense conduisant à des charges importantes sur celles-ci. Pour des valeurs importantes à un $\text{TSR} \in [6; 9]$, les effets de viscosité sont prépondérants sur la structure. Entre les deux régions à un $\text{TSR} \in [3; 6]$, il existe une zone de transition où un équilibre entre les efforts dynamiques et visqueux s'opère. C'est dans cette zone où le coefficient de puissance est maximale [Menchaca Roa, 2011]. La valeur $\max(C_p)$ correspond au point de fonctionnement optimal de l'hydrolienne.

Le coefficient de traînée C_T est également appelé C_x en raison de la force de traînée F_x qui s'exerce sur l'axe de référence x du rotor de la turbine. Ce paramètre quantifie pour sa part, la résistance exercée par la surface de section S balayée par l'hydrolienne. Elle varie en fonction de la forme de la nacelle, le

CHAPITRE 3 – APPLICATION À L'ÉNERGIE HYDROLIENNE

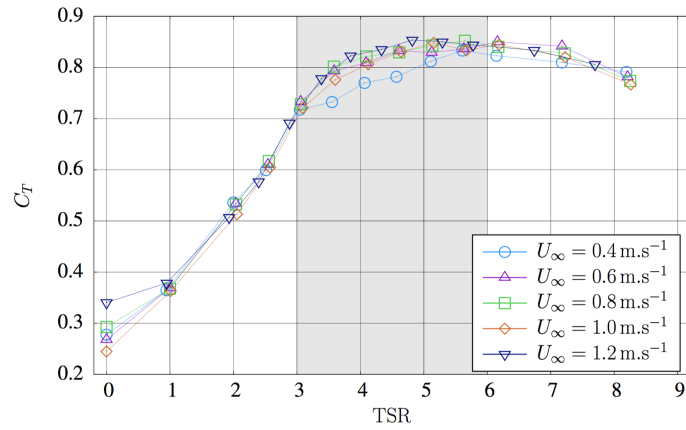
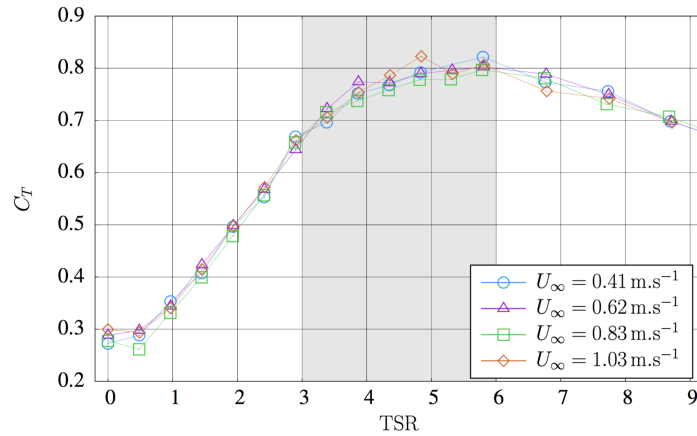
(a) $I_\infty = 3\%$ (b) $I_\infty = 15\%$ FIGURE 3.11 – Coefficient de puissance C_p en fonction du point de fonctionnement TSR. Source : [Mycek et al., 2014].

mât de mesure et le profil des pales⁹. La forme des courbes du coefficient de traînée (cf. figure 3.12) est similaire à celle du coefficient C_p . Elle présente les trois zones précédemment définies.

Le tableau 3.1 montre un ordre de grandeur des valeurs moyennes des coefficients C_p et C_T issues de la même hydrolienne mesurées dans quatre laboratoires dans le cadre du projet MaRINET (cf. 3.1.1). Le bassin d'IFREMER (à Boulogne-sur-mer) et le bassin CNR-INSEAN 1 (à Rome) sont des bassin de courant. Le bassin du Laboratoire d'Hydrodynamique Kelvin (à l'Université Strathclyde, Glasgow) et le bassin CNR-INSEAN 2 (à Rome) sont des bas-

9. Le profil de l'hydrolienne est NACA 63418 [Mycek et al., 2014].

3.2. Conditions expérimentales

(a) $I_\infty = 3\%$ (b) $I_\infty = 15\%$ FIGURE 3.12 – Coefficient de traînée C_T en fonction du point de fonctionnement TSR. Source : [Mycek et al., 2014].

sin de carène¹⁰ [Gaurier et al., 2015]. On observe des valeurs C_p très proches avec un écart d'environ ± 0.01 , de même les valeurs C_T ont un écart d'environ ± 0.02 . Ces essais montrent une similitude des résultats bien qu'il existe des légères différences en raison des effets d'échelle.

De plus, Bahaj et al. [2007] ont mis en évidence les écarts de ces deux coefficients entre les modèles numériques et ceux obtenus par l'expérimentation. Afin de vérifier ces modèles numériques, une comparaison entre ces coefficients a été réalisée avec la variation de l'angle d'attaque d'une hydrolienne. Plus l'angle d'attaque augmente, plus le coefficient de traînée maximum diminue de

10. Le terme anglophone est "towing tank".

CHAPITRE 3 – APPLICATION À L'ÉNERGIE HYDROLIENNE

TABLE 3.1 – Résultats statistiques des coefficients C_p et C_T . La moyenne μ et l'écart-type σ sont estimés avec une vitesse $U_\infty = 0,8\text{m/s}$ et un $\text{TSR}=3$.

Comparaison bassins d'essais. Source adaptée de : [Gaurier et al., 2015]				
Tank	C_p		C_t	
	μ	σ	μ	σ
IFREMER	0.363	0.018	0.816	0.025
CNR-INSEAN 1	0.363	0.01	0.853	0.021
KHL	0.365	0.008	0.845	0.023
CNR-INSEAN 2	0.373	0.006	0.837	0.016

$C_T \sim 1$ (0°) à $C_T \sim 0,41$ (13°). Le coefficient de puissance maximal diminue également de $C_p \sim 0,44$ (0°) à $C_p \sim 0,34$ (13°) à l'exception du cas à 5° . En effet l'hydrolienne a été conçue pour avoir son meilleur rendement pour un angle à 5° . Un coefficient maximal $C_p < 0,4$ a été également trouvé dans Chamorro et al. [2013].

A partir de ces coefficients, deux vitesses de rotations ont été imposées pour cette étude. En premier, $\text{TSR}=4$ qui correspond au point de fonctionnement nominale où le coefficient de puissance est maximum comme l'illustre la figure 3.11. Une deuxième vitesse de rotation se situe dans une zone transition à $\text{TSR}=2,5$ afin d'étudier la performance de la turbine dans cette zone. La figure 3.10 présente les fonctions de densité de probabilité pour les deux points de fonctionnement de la machine soumise à deux taux de turbulence différents. La symétrie sur la figure 3.10a est analogue à celle vue sur la figure 3.9a.

3.2.4 Synthèse des données

L'ensemble des données ici traités est synthétisé dans les tableaux 3.2 et 3.3. On rappelle que les deux mesures (vitesse et puissance) sont synchronisées pendant une durée d'enregistrement de 3 heures. Deux points de fonctionnement de l'hydrolienne ($\text{TSR}=2,5$ et 4) et deux taux de turbulence (TT) sont considérés (3 et 15%). La fréquence moyenne $\langle f \rangle$ en Hz est calculée à partir du temps moyen entre deux mesures. On peut apprécier notamment la longueur des données issues du système LDV dû à la longue acquisition de données et à la très haute fréquence d'échantillonnage. En effet, pour une moyenne d'environ 10 millions de points pour chaque paquet de données, ceci

3.2. Conditions expérimentales

impose un temps de calcul conséquent pour l'ensemble des analyses qui seront effectués. Cependant, les longues séries temporelles permettront d'avoir une meilleure estimation de leur propriété statistique et dynamique.

TABLE 3.2 – Tableau de synthèse des données de vitesse.

Données expérimentales : vitesse de l'écoulement							
LDV	$\langle U_\infty \rangle$	$\sigma(U_\infty)$	y	TSR	TT(%)	$\langle f \rangle [Hz]$	nb points
amont	0.8	0.032	0	4	3	1022	11.039.826
amont	0.79	0.121	0	4	15	852	9.200.764
amont	0.8	0.032	0	2.5	3	974	10.522.647
amont	0.79	0.111	0	2.5	15	895	9.662.544
aval	0.33	0.104	0	4	3	812	8.771879
aval	0.66	0.134	0	4	15	1273	13.752.090
aval	0.6	0.129	0.5D	4	3	933	10.079.312
aval	0.71	0.134	0.5D	4	15	807	8.713.629

TABLE 3.3 – Tableau de synthèse des données de puissance normalisée.

Données expérimentales : puissance de l'hydrolienne						
Couplmètre	$\langle C_p \rangle$	$\sigma(C_p)$	TSR	TT(%)	$\langle f \rangle$	nb points
amont	0.41	0.032	4	3	100	1.080.000
amont	0.45	0.11	4	15	100	1.080.000
amont	0.14	0.015	2.5	3	100	1.080.000
amont	0.17	0.03	2.5	15	100	1.080.000
aval	7.21	0.56	4	3	100	1.080.000
aval	0.84	0.21	4	15	100	1.080.000
aval	1.08	0.08	4	3	100	1.080.000
aval	0.67	0.16	4	15	100	1.080.000

Un exemple des données acquises est montrée en figure 3.13 d'une durée de 30 s. Les deux séries temporelles montrent une forte variabilité.

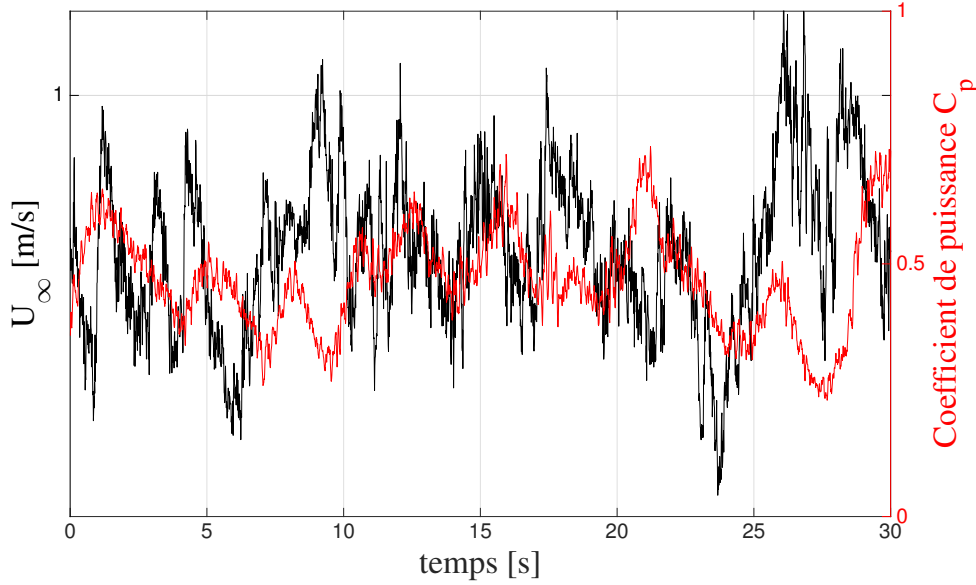


FIGURE 3.13 – Un échantillon de 30 secondes des données acquises en simultané de vitesse et puissance en amont de l'hydrolienne.

3.3 Caractérisation de l'écoulement

Depuis quelques années, la performance des hydroliennes dans un environnement turbulent a été le centre d'intérêt de nouvelles recherches en énergie marine renouvelable. Par exemple, Blackmore et al. [2015] ont mis en évidence l'influence du taux de turbulence sur le coefficient de la puissance et de poussée (cf. eq. 3.5 et 3.4). En effet, l'augmentation du paramètre I_∞ réduit les coefficients C_P et C_T . De plus, l'installation d'une grille en amont de l'hydrolienne augmente à l'inverse ces coefficients de puissance et de traînée puisqu'elle augmente l'échelle intégrale de la turbulence. Des simulations numériques ont également été réalisées sur plusieurs hydrolienne mises en série. Il a été montré qu'il existe une sous-estimation du déficit de vitesse dans le sillage numérique d'une telle turbine [Carlier et al., 2015].

Dans ce travail de thèse, nous effectuerons les analyses introduites dans le chapitre 1. On réalisera une estimation de la dissipation par une approche spectrale grâce à la transformée de Fourier¹¹ afin d'estimer par la suite les longueurs caractéristiques de la turbulence.

11. Fast Fourier Transform (FFT).

3.3.1 Analyse spectrale et lois de puissance

L'analyse spectrale des données issues du système LDV nécessite un traitement supplémentaire en raison de l'irrégularité de la fréquence d'acquisition. En effet, l'application de la transformée de Fourier nécessite que la variable aléatoire (la vitesse de l'écoulement) soit continue, c'est-à-dire que le pas de temps entre deux mesures doit être fixe (cf. chapitre 1 section 2.4.4). Il faut donc interpoler les données de vitesse. Cette problématique n'est pas présente dans le cas des mesures du couplemètre qui fournit des données échantillonnées régulièrement à 100 Hz. La figure 3.14 donne un premier aperçu du spectre de puissance réalisé avec deux méthodes d'interpolation appliquées aux données irrégulières issues du système LDV, la loi d'échelle est analogue dans les deux cas. Une interpolation linéaire a donc été effectuée sur les données de vitesse à un échantillonnage régulier de 0,01 s, soit 100 Hz pour correspondre aux données de puissance. Cette interpolation permettra de visualiser les faibles fluctuations des données en évitant d'allonger la série de données et d'obtenir la densité spectrale de puissance et d'obtenir le coefficient C_0 de l'équation 2.31 d'après la théorie de Kolmogorov.

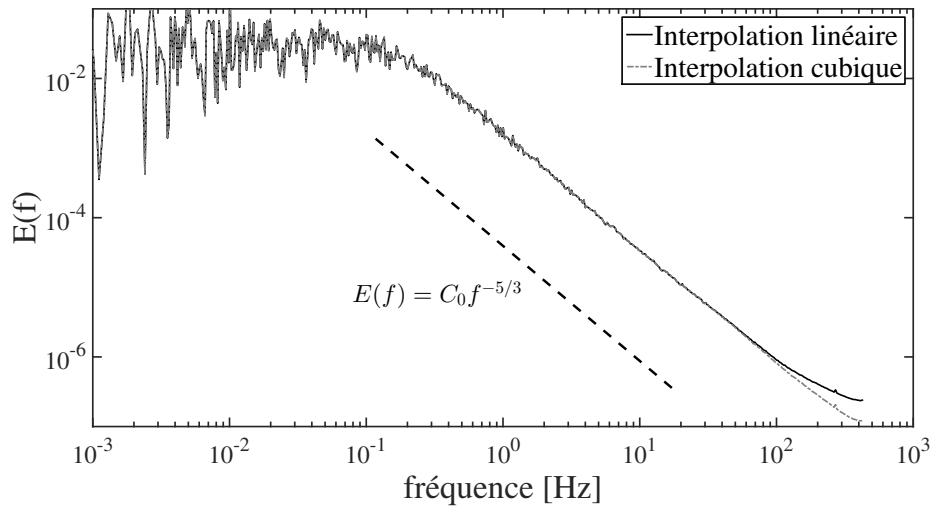


FIGURE 3.14 – Exemple de Spectre de Fourier réalisé après l'interpolation linéaire et cubique des données irrégulières du système LDV. La superposition des spectres obtenus à partir de deux méthodes d'interpolation donne un spectre similaire avec la même loi de puissance en $-5/3$, sauf pour les hautes fréquences. $TSR = 4$; $I_\infty = 15\%$

Dans le cadre de la turbulence pleinement développée, dans un écoulement

CHAPITRE 3 – APPLICATION À L'ÉNERGIE HYDROLIENNE

considéré homogène et isotrope, le spectre d'énergie des mesures LDV pour les deux taux de turbulence I_∞ , 15% et 3%, est présenté dans la figure 3.15a. La figure en échelle logarithmique montre la densité spectrale de puissance (DSP)¹² de la vitesse en amont et en aval de la turbine hydrolienne opérant à son point de fonctionnement TSR=4. Le spectre $E(f)$ décrit bien une loi de puissance en $-5/3$ (cf. section 2.1.3). La densité spectrale compensée par un facteur en $f^{5/3}$, présentée figure 3.15b) permet de mieux indiquer la gamme d'échelles qui décrit cette loi de puissance. Cette gamme se situe dans l'intervalle de fréquences $f \in [0.4; 200]$ Hz dont le rapport d'échelle est $\lambda = 500$. Ce rapport est peu commun dans la bibliographie scientifique et ceci est dû à la très haute fréquence d'échantillonnage ainsi qu'à la longue durée d'enregistrement. Le cas amont avec un taux de turbulence $I_\infty = 3\%$ est l'exception puisque la gamme de fréquence est plus contrainte pour un intervalle d'environ 1 à 10 Hz. On peut remarquer enfin que le cas 3% en aval de l'hydrolienne donne un spectre analogue au cas amont 15% ce qui a été mis en évidence par un travail précédent [Mycek et al., 2014]. La figure 3.16 montre en effet que pour un taux de turbulence $I_\infty = 3\%$, une turbulence à 15% est présente dans le sillage à une distance de quatre fois le diamètre de l'hydrolienne.

Nous appliquons également la méthode DME (cf. section 2.5.1) sur les données de vitesse LDV afin de comparer le spectre d'Hilbert $H(\omega, t)$ au spectre de Fourier. La figure 3.17 illustre le spectre de chaque fonctions modales intrinsèques (FMI) correspondant à chaque fréquence caractéristique issue des données de vitesse amont, $I_\infty = 15\%$. Chaque mode dans la zone inertielle correspond aux échelles de la turbulence. Cette méthode ne nécessite pas l'interpolation des données de vitesse à la différence de la transformée de Fourier. La comparaison des deux méthodes permet de constater une très bonne superposition de deux méthodes et on retrouve la loi de puissance spectrale en $-5/3$. L'interpolation linéaire est donc suffisante pour l'estimation de la dissipation, possiblement en raison de la très haute fréquence d'échantillonnage (cf. section 3.2). La première application de cette méthode à la turbulence développée a été publié dans Huang et al. [2008].

Les figures 3.18 a et b montrent le spectre des fluctuations de puissance superposés aux spectres de vitesse pour deux taux de turbulence. Les spectres de puissance ont été déplacés verticalement afin d'être superposé aux spectres de vitesse. Pour les faibles fréquences (pour les échelles de temps plus importantes) la dynamique des fluctuations de puissance est similaire à celle de la

12. Le terme anglophone est : Power Spectral Density (PSD).

3.3. Caractérisation de l'écoulement

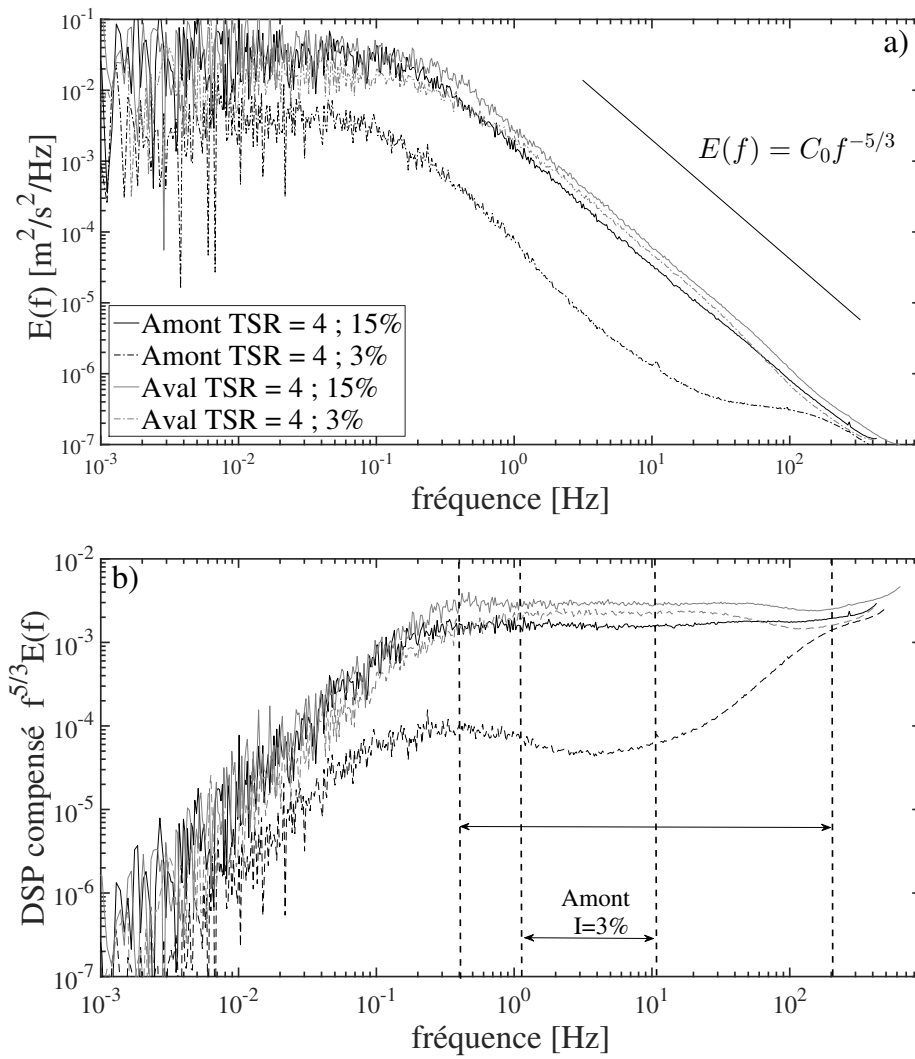


FIGURE 3.15 – a) La densité spectrale de puissance des mesures de vitesses acquises par le système LDV, en amont et en aval d’une turbine hydrolienne dans son point de fonctionnement $\text{TSR}=4$. La loi de puissance en $-5/3$ est observée pour chaque cas considéré. b) La densité spectrale de puissance (DSP) compensée $f^{5/3}E(f)$, qui permet une meilleure visualisation du rang d’échelles par un plateau pour $f \in [0.4; 200]$. Dans tous les cas, le rapport d’échelle est de 500 à l’exception du cas amont 3% où la gamme d’échelle est plus restreinte, sur une gamme $f \in [1; 10]$ Hz.

vitesse du fluide. A partir de la fréquence 0,3 Hz (3 s), les deux courbes se séparent, la forte décroissance de l’énergie spectrale des fluctuations de puissance se poursuit alors dans l’intervalle $[0.3; 12]$ Hz. La loi de puissance en $-5/3$ n’est plus respectée dans les deux cas. Nous verrons au chapitre 3 consacré à l’énergie éolienne, que ce comportement est peut-être lié à la mécanique du système.

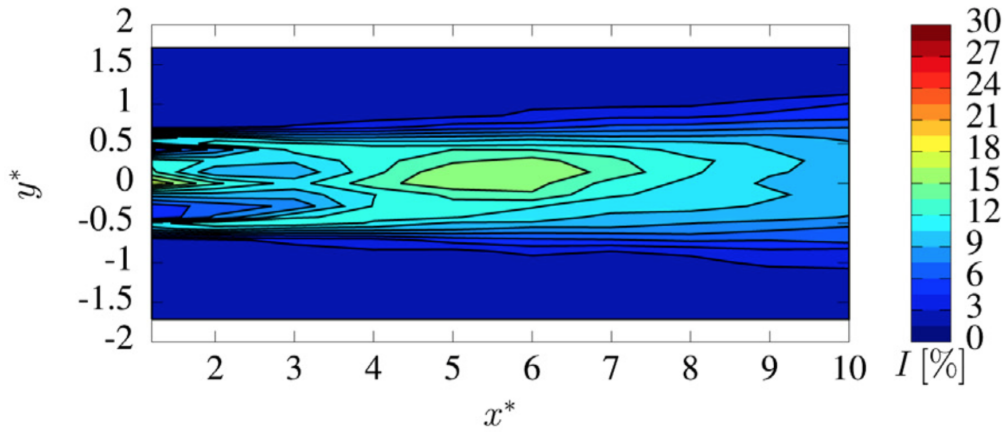


FIGURE 3.16 – Taux de turbulence I dans le sillage d'une hydrolienne pour un taux incident $I_\infty = 3\%$. Pour une distance adimensionnée $x^*=4$, on relève un taux $I = 15\%$. $x^* = x/D$, $y^* = y/D$, $\text{TSR}=3.67$, $U_\infty = 0.8$ m/s. Source : [Mycek et al., 2014].

Il semble que les effets de la turbulence soient filtrés par l'asservissement de la fréquence de rotation (cf. section 3.2.3). Il y a plusieurs pics qui correspondent aux excitations à différentes fréquences. On observe seulement dans le cas 3% de la figure 3.18a, le pic de puissance à la fréquence $f_0 = 1.4$ Hz qui correspond à la fréquence de rotation imposée à l'hydrolienne. Cette fréquence n'est pas aperçue dans le cas 15% possiblement en raison de l'influence moins importante de l'écoulement avec un faible taux de turbulence sur l'asservissement de vitesse. Un deuxième pic plus important sur une gamme de fréquences plus étendue est présente dans les deux cas, il s'agit de la fréquence du rotor f_0 multiplié par un facteur 3 en raison du nombre de pales de l'hydrolienne.

Ces pics f_0 et $3f_0$ présents dans les spectres d'énergie ont également été observés dans le spectre de la force de poussée dans le cas d'un écoulement turbulent dans un canal de faible profondeur [Fernandez-Rodriguez et al., 2014]. Une loi d'échelle sur le spectre d'énergie est également observé sur les basses fréquences (cf. figure 3.19). Un autre travail de recherche montre par ailleurs des résultats similaires avec des données obtenues avec des conditions expérimentales proches de notre étude : une vitesse de rotation constante, une acquisition de données synchronisée dans un bassin ouvert [Chamorro et al., 2013]. Pour deux TSR différents dans la figure 3.20 (ici notés λ), le spectre de puissance décrit une loi de puissance en $-5/3$ uniquement sur les basses

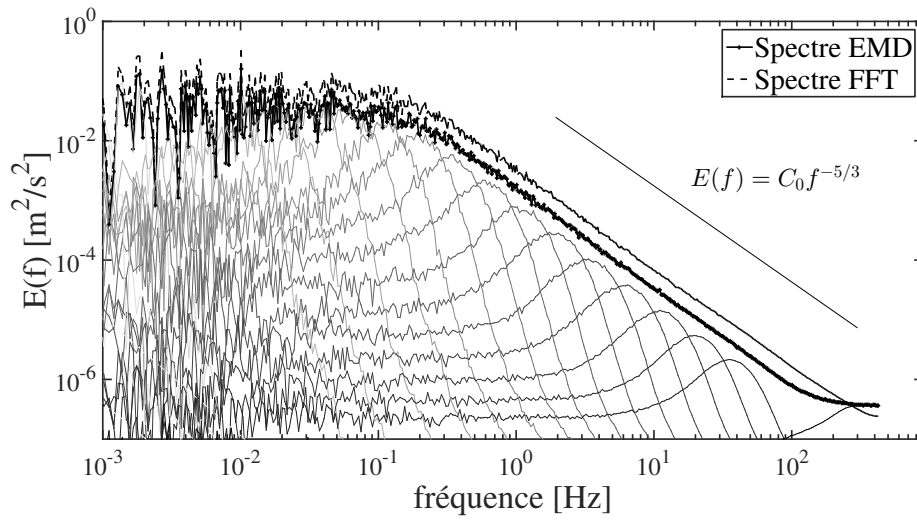


FIGURE 3.17 – Spectre des fonctions modales intrinsèques (FMI) pour chaque fréquence caractéristique (lignes grises continues) et le spectre de Hilbert $H(\omega, t)$ obtenu à partir de ces modes (ligne noire continue). L'application de la méthode DME sur les données irrégulières de la vitesse issue du système LDV donne un spectre analogue à celui obtenu par la transformée de Fourier. Le spectre de Fourier (ligne noire discontinue) a été déplacé verticalement d'un facteur 10 pour une meilleure visualisation de la pente β . On observe la loi de puissance en $-5/3$ sur les deux spectres sauf pour les hautes fréquences. $I = 15\%$, $\text{TSR}=4$, $U_\infty = 0.8 \text{ m/s}$.

fréquences en raison du positionnement de l'hydrolienne à une distance de 2 fois son diamètre D du point de mesure. Pour les hautes fréquences, le spectre montre également des pics relatifs à l'excitation fréquentielle exempts d'une quelconque loi d'échelle.

Finalement, la séparation des deux taux de turbulence ($I_\infty = 15\%$ et $I_\infty = 3\%$) permet d'apercevoir une autre propriété spectrale. L'énergie spectrale du taux de turbulence 15% est plus importante dans le cas amont dont le spectre est au dessus du spectre $E(f)$ à 3% (il existe un décalage vertical). Ceci indique une énergie plus importante contenue dans les fluctuations. A l'opposé dans le cas aval, c'est le spectre du taux de turbulence inférieur qui présente légèrement plus d'énergie dans les fluctuations ce qui peut être compris par les effets du sillage.

CHAPITRE 3 – APPLICATION À L'ÉNERGIE HYDROLIENNE

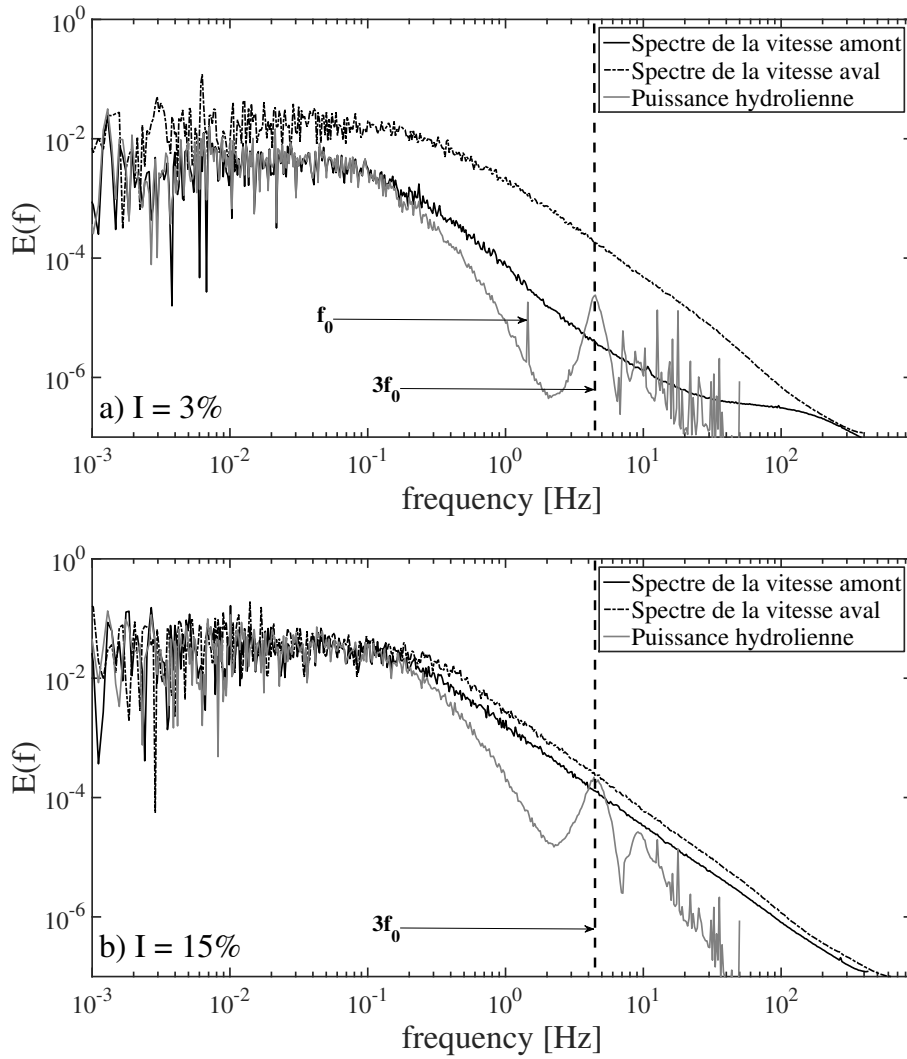


FIGURE 3.18 – Densité spectrale de puissance de la vitesse de l'écoulement superposé au spectre des fluctuations de puissance.

3.3.2 Propriétés scalaires et caractérisation multi-échelle

A partir du coefficient C_0 relevé sur le spectre de vitesse (cf. figure 3.15), nous pouvons réaliser l'estimation des échelles spatiales caractéristiques des structures tourbillonnaires de la turbulence. Les équations énoncées sont décrites au chapitre 1 et référencées dans la section 2.1.3. Pour résumer, ces caractérisations sont effectués à partir de l'estimation de la dissipation moyenne ϵ , elle-même estimée à partir de la pente spectrale β du processus en $1/f$ en échelle log-log. Les tableaux 3.4 et 3.5 montrent les principaux résultats pour les séries temporelles de la vitesse amont et aval.

3.3. Caractérisation de l'écoulement

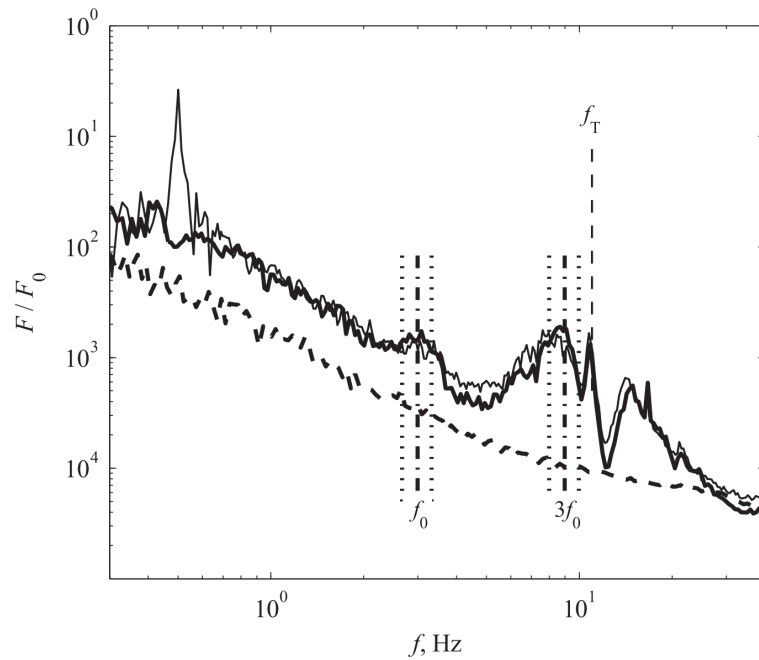


FIGURE 3.19 – Spectre de la force de poussée de l'hydrolienne (ligne grosse continue noire) dans un écoulement turbulent (ligne discontinue noire). Les lignes verticales montrent la fréquence moyenne du rotor et son harmonique à $3f_0$ pour $\text{TSR}=5,5$. Source : [Fernandez-Rodriguez et al., 2014].

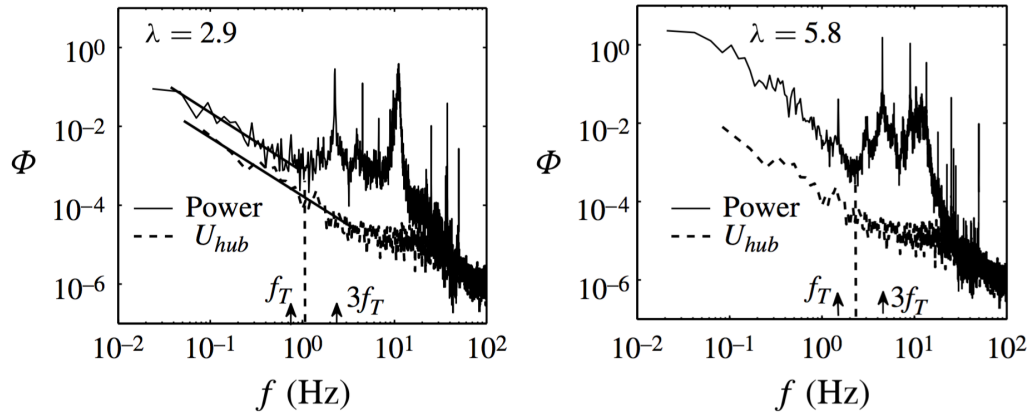


FIGURE 3.20 – Spectre de la vitesse de l'écoulement mesurée à une distance de 2D de l'hydrolienne. Le spectre de la puissance obtenue est superposé pour deux TSR (ici λ). Source : [Chamorro et al., 2013].

Vitesse amont

Le changement de TSR n'affecte que les données de puissance, les résultats sont donc sans surprise, égaux pour $\text{TSR}=4$ et $\text{TSR}=2,5$. Le paramètre qui

CHAPITRE 3 – APPLICATION À L'ÉNERGIE HYDROLIENNE

TABLE 3.4 – Caractérisation des échelles de la turbulence (cas amont, $y=0$)

Propriétés scalaires de l'écoulement								
U_∞	TT	I_∞	TSR	$\epsilon[m^2s^{-3}]$	$L[m]$	$T[s]$	$\eta[mm]$	Re_λ
0.80	3%	3.98%	4	$5.01 \cdot 10^{-5}$	0.654	0.81	0.457	492
0.79	15%	14.04%	4	$5.68 \cdot 10^{-3}$	0.244	0.31	0.140	561
0.79	3%	4.05%	2.5	$5.19 \cdot 10^{-5}$	0.671	0.83	0.453	502
0.80	15%	13.96%	2.5	$5.74 \cdot 10^{-3}$	0.240	0.30	0.139	556

est important ici est le taux de turbulence. On rappelle que le taux de turbulence $I_\infty = 3\%$ a été obtenu grâce à une structure en nid d'abeille à l'entrée de la section d'essai. Le taux de turbulence supérieur $I_\infty = 15\%$ est obtenu en retirant ces structures alvéolées. Les taux de turbulence calculés à partir de l'équation 3.2 donnent des valeurs du taux de turbulence I_∞ légèrement différentes de celles imposées (TT) de $\pm 1\%$.

La valeur ϵ (15%) est cent fois supérieur à la valeur ϵ (3%), cette estimation est dans l'ordre de grandeurs obtenu dans une étude réalisée avec des données acquises avec une mesure LDV et PIV¹³ [Al-Homoud and Hondzo, 2007].

L'échelle intégrale qui correspond à la taille de la plus grande structure tourbillonnante (cf. eq.2.32) est comprise entre 20 et 60 cm pour 15% et 3% respectivement. L'échelle temporelle associée (cf. eq.2.33) est $T(3\%) = 0.8$ s qui est supérieur à $T(15\%) = 0.3$ s. Les alvéoles du nid d'abeille détruisent possiblement les grandes structures tourbillonnaires et produisent cette échelle temporelle plus lente proche d'une seconde. Un travail de recherche a mis en lumière la relation qui existe entre la taille du nid d'abeille et le taux de turbulence qui varie avec la distance à laquelle le grillage est installé par rapport à l'hydrolienne [Blackmore et al., 2015].

L'échelle de Kolmogorov η (cf. eq. 2.7), l'échelle à partir de laquelle la viscosité n'est plus négligeable, décroît lorsque le taux de turbulence augmente. Ce résultat était prévisible puisqu'un taux de turbulence plus important, génère des frottements visqueux plus importants à cette échelle spatiale. La taille

13. Vélocimétrie par Images de Particules ou en anglais Particle image velocimetry (PIV). La méthode de mesure consiste à illuminer une fine couche du fluide étudié par un rayonnement laser, la vitesse de l'écoulement est déduite de la lumière diffusé par les particules du fluide lorsque elles traversent cette zone.

3.3. Caractérisation de l'écoulement

de ces structures est de 0,1 à 0,45 mm pour 15% et 3% respectivement, c'est l'ordre de grandeur qui est en général relevé dans un environnement marin [Luznik et al., 2007; Schmitt and Huang, 2016]. Le nombre de Reynolds basé sur le nombre de Taylor (cf. eq. 2.35) est du même ordre de grandeur que ce que l'on peut trouver dans un environnement naturel [Luznik et al., 2007].

Vitesse aval dans le sillage de l'hydrolienne

Les points de mesure (N, P) se trouvent respectivement sur l'axe de rotation de l'hydrolienne ($y = 0$) et au rayon de celle-ci, à $y = 0.5D$ (cf. section 3.2.2). Dans la zone du sillage de l'hydrolienne, il est naturel d'observer que la vitesse de l'écoulement a diminué par rapport à la vitesse relevée en amont de la machine. La vitesse moyenne U_∞ est plus faible sur l'axe de l'hydrolienne qu'à la limite de la surface du sillage provoqué par les pales. Les valeurs calculées du taux de turbulence (TT) sont toutes supérieures à 20% avec un maximum pour un écoulement incident de 3%. On sait que le spectre d'énergie de ce dernier cas est similaire au spectre pour le cas à 15% (21.5% calculé), or le taux de turbulence calculé à partir des données est nettement supérieur à cette valeur (33%). On peut donc supposer que le spectre d'énergie suivra encore une loi d'échelle similaire pour des taux d'intensité supérieurs à 20% dans le sillage de l'hydrolienne.

L'échelle d'injection donne par conséquent des structures tourbillonnaires de faible taille, les structures de taille importante ont été ainsi réduites en plusieurs structures. L'échelle $L(15\%) = 97$ mm est supérieur à $L(3\%) = 11$ mm et de même, le temps caractéristique associé à ces échelles donne également $T(15\%) > T(3\%)$. Notons qu'en comparaison avec le cas amont, il y a une inversion entre la taille des échelles par rapport au taux de turbulence. En effet, ici plus le taux de turbulence est important, plus l'échelle intégrale est importante, à l'inverse du cas amont. L'échelle de Kolmogorov diminue dans le sillage, on obtient $\eta(15\%) > \eta(3\%)$: la valeur η augmente avec un taux de turbulence I_∞ plus important. Le nombre Re_λ diminue également derrière l'hydrolienne.

3.3.3 Intermittence de l'écoulement amont et aval

Nous avons caractérisé les échelles de turbulence grâce à la loi de puissance en $-5/3$ dans la zone inertielle. L'existence de cette loi d'échelle permet également de caractériser les fluctuations intermittentes dans cette zone grâce aux

CHAPITRE 3 – APPLICATION À L'ÉNERGIE HYDROLIENNE

TABLE 3.5 – Caractérisation des échelles de la turbulence (cas aval, TSR = 4)

Propriétés scalaires de l'écoulement								
U_∞	TT	I_∞	y	$\epsilon[m^2s^{-3}]$	$L[m]$	$T[s]$	$\eta[mm]$	Re_λ
0.33	3%	33.27%	0	$99.7 \cdot 10^{-3}$	0.011	0.01	0.068	112
0.66	15%	21.49%	0	$26.4 \cdot 10^{-3}$	0.097	0.16	0.095	393
0.60	3%	22.94%	0.5D	$47.3 \cdot 10^{-3}$	0.050	0.08	0.082	279
0.71	15%	20.09%	0.5D	$17.9 \cdot 10^{-3}$	0.148	0.24	0.105	487

fonctions de structure introduites à la section 2.2.3. En conséquence, il n'est pas possible d'étudier les fluctuations intermittentes des données de puissance puisque cette loi d'échelle est inexistante. Il n'est pas non plus possible de l'appliquer sur les données amont $I_\infty = 3\%$ en raison de la zone inertielle très réduite (cf. figure 3.15b).

Les propriétés scalaires des moments statistiques d'ordre $q > 0$ dans la zone inertielle située entre 0,4 et 200 Hz de la vitesse V sont définies par $\Delta V_\tau(t) \sim \tau^{\zeta(q)}$ (cf. eq. 2.41). La méthode décrite dans cette section implique un temps considérable de calcul en raison d'une double boucle "for" sous MATLAB® et du nombre important de données de vitesse (environ 10.000.000) à traiter (cf. tableau 3.2).

La méthode la plus efficace en termes de temps de calcul est ici celle de l'exposant de Hilbert $\xi(q)$ (cf. eq. 2.81). Cette approche donne la fonction $\zeta(q) = \xi(q) - 1$ [Schmitt and Huang, 2016; Huang et al., 2008, 2010] observé sur la figure 3.21. Toutes les fonctions $\zeta(q)$ sont concaves et non-linéaires en comparaison au processus non intermittent $q/3$. Cette concavité indique un processus intermittent (cf. section 2.2.3).

Ici, nous faisons le choix de modéliser cette fonction d'intermittence par le modèle lognormal introduit dans la section 2.3.1, équation 2.43, pour sa simplicité d'application [Schmitt and Huang, 2016]. Les paramètres de Hurst H et d'intermittence μ ($0 < \mu < 1$) de ce modèle quadratique sont estimés à partir de ces fonctions avec $\zeta(0) = 0$, $\zeta(1) = H$ (caractéristique de la non conservation des fluctuations moyennes) et $\mu = 2H - \zeta(2)$. L'ensemble des paramètres sont synthétisés sur les tableaux 3.6 et 3.7. En raison d'une zone inertielle restreinte, ces paramètres n'ont pas été calculés pour la cas amont

3.3. Caractérisation de l'écoulement

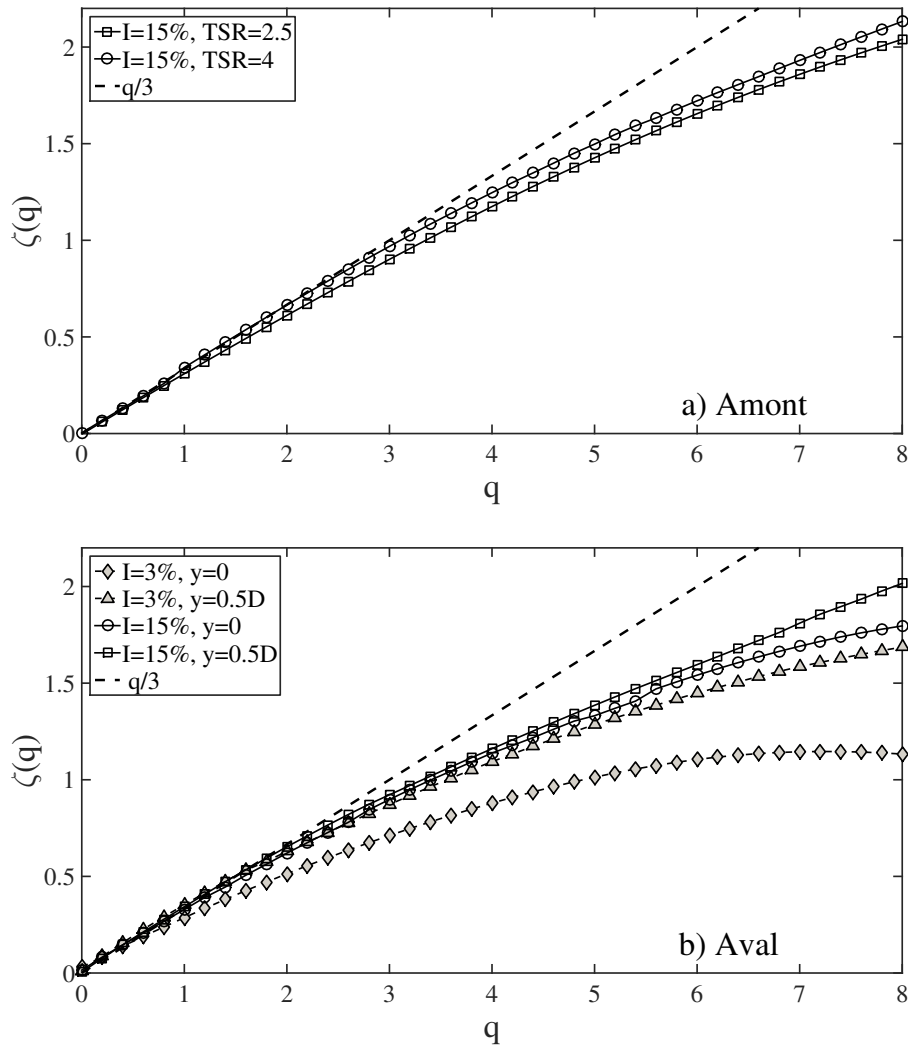


FIGURE 3.21 – Fonction $\zeta(q)$ estimée dans la zone inertielle comprise entre les fréquences $[0.4;200]$ Hz, après l'application de la méthode de Décomposition Modale Empirique (DME). a) Cas amont où deux coefficients TSR sont considérés ($\text{TSR}=4$ et $\text{TSR}=2,5$). b) : Cas aval, avec une comparaison entre les taux de turbulence (3 and 15%) relevés à deux emplacements (points N et P de la figure 3.6)

$$I_{\infty} = 3\%.$$

Il existe une séparation bien marquée entre les cas amont et aval, la fonction d'intermittence $\zeta(q)$ est en effet plus concave en aval de l'hydrolienne sur la figure 3.21b ce qui est consistant avec les valeurs $\mu(\text{aval}) > \mu(\text{amont})$. Ce résultat s'explique une nouvelle fois, par les effets du sillage : les pales génèrent plus de turbulence sur l'écoulement, en particulier le paramètre d'intermittence

CHAPITRE 3 – APPLICATION À L'ÉNERGIE HYDROLIENNE

TABLE 3.6 – Paramètres d'intermittence, cas amont, $y = 0$

TT	TSR	$H = \zeta(1)$	$\zeta(2)$	μ
15%	4	0.34 ± 0.02	0.66 ± 0.02	0.018
15%	2.5	0.31 ± 0.01	0.61 ± 0.02	0.007

TABLE 3.7 – Paramètres d'intermittence, cas aval, $TSR=4$

TT	y axis	$H = \zeta(1)$	$\zeta(2)$	μ
3%	0	0.29 ± 0.02	0.51 ± 0.03	0.059
15%	0	0.33 ± 0.01	0.62 ± 0.02	0.037
3%	0.5 D	0.35 ± 0.02	0.63 ± 0.03	0.077
15%	0.5 D	0.34 ± 0.01	0.65 ± 0.01	0.032

$\mu = 0.059$ est plus important sur l'axe du rotor de l'hydrolienne ($y = 0$) pour $TT = 3\%$. A l'exception de ce dernier cas, les valeurs de H sont supérieures à $1/3$ en raison de sa propriété d'intermittence.

Le changement du TSR pour le cas amont (figure 3.21a) ne génère pas, sans surprise, de changement significatif des fonctions d'intermittence parce que la vitesse du rotor de l'hydrolienne n'est pas prise en compte. Les mesures ont été réalisées pendant deux campagnes et cela peut expliquer la faible différence entre les deux courbes. En effet, cette faible variabilité peut être expliquée par la différence entre le taux de turbulence (equation 3.2) avec $I_\infty = 13.96\%$ et 14.04% entre les deux séries d'essais. Cette observation peut également être proposée comme explication des différences observées entre les paramètres scalaires de l'écoulement U , ϵ et L (cf. tableau 3.4). Dans le cas aval cependant, le changement de TSR aurait une influence directe sur la caractérisation de l'intermittence dans le sillage. Le TSR modifie en effet l'énergie récupérée par l'hydrolienne, ici un $TSR=4$ correspondant au point de fonctionnement de l'hydrolienne a été imposé. Il serait intéressant de réaliser la même approche pour un paramètre TSR de transition, $TSR=2.5$ par exemple, afin de mettre en évidence une intermittence possiblement moins fluctuante.

Les valeurs H et μ sont également représentées dans un plan $H-\mu$ sur la

3.3. Caractérisation de l'écoulement

figure 3.22 afin de mettre en évidence le rapport qui existe entre ces deux paramètres et la position où ils ont été calculés. On peut constater :

- Dans le cas amont : il existe une faible différence de la valeur H issue de 2 campagnes expérimentales. De plus les valeurs de H obtenues sont comprises entre 0,31 et 0,34 et le paramètre d'intermittence μ est faible.
- Dans le cas aval : les valeurs du paramètre de Hurst H sont proches de $1/3$ et globalement les valeurs de μ aval sont supérieures à celles en amont. Ceci est un effet du sillage de l'hydrolienne.
- Dans le cas d'un fort taux de turbulence aval ($TT=15\%$), le couple de valeurs (H, μ) sur l'axe ($y=0$) et sur le rayon ($y=0.5D$) sont proches.
- Dans le cas d'une faible turbulence aval ($TT=3\%$), les valeurs de H semblent différents dans les positions $y = 0$ et $y = 0.5D$.

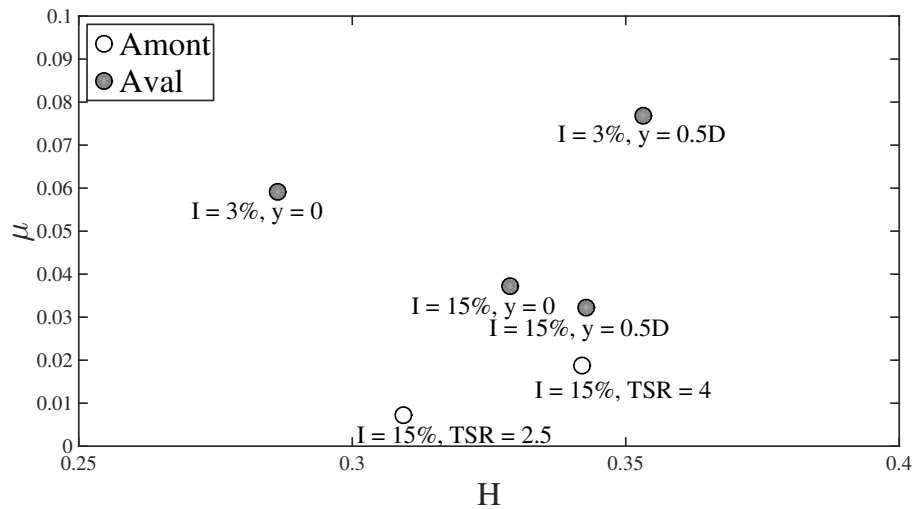


FIGURE 3.22 – Couple de valeurs (H, μ) estimés pour toutes les données de vitesse.

Nous avons jusqu'ici mis en évidence les propriétés scalaires de l'écoulement, les échelles de la turbulence qui le composent et également son caractère intermittent en amont et en aval de l'hydrolienne. L'objectif de cette caractérisation est d'étudier le comportement et la performance de l'hydrolienne dans un tel écoulement. Un élément important à exploiter est la synchronisation entre la vitesse de l'écoulement et la puissance générée par l'hydrolienne. Des méthodes de corrélation seront utilisées pour une analyse des relations non-

linéaires et non-stationnaires qui existent entre l'entrée et la sortie du système hydrolien.

3.4 Corrélation entre la vitesse du courant et la puissance mécanique

L'application des méthodes de corrélation nécessite le même nombre de mesures des séries temporelles et la même fréquence d'échantillonnage (cf. chapitre 1, section 2.4.5). En raison de la très haute fréquence d'acquisition du système LDV, la longueur de la série temporelle de la vitesse est plus importante que celle de la puissance de l'hydrolienne (cf. tableau 3.2 et 3.3). Les données de vitesse sont ainsi rééchantillonnées à une fréquence de 100 Hz. La figure 3.23 montre la superposition des spectres résultants de ce nouvel échantillonnage pour le cas amont $I_\infty = 15\%$. La loi de puissance en $-5/3$ est toujours présente sur une zone inertielle plus réduite $f \in [0, 4; 100]$ Hz.

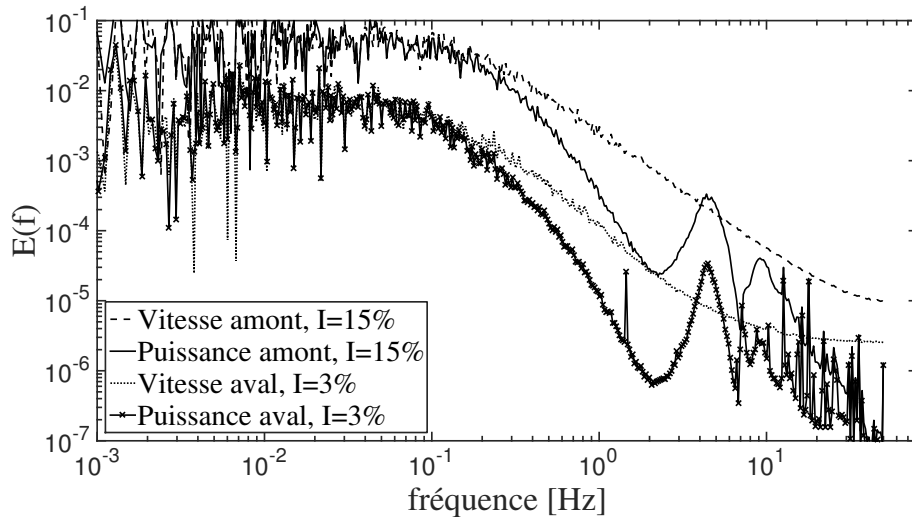


FIGURE 3.23 – Superposition du spectre de puissance avec le spectre des données de vitesse rééchantillonnées à une fréquence de 100 Hz. $TSR = 4$

Il est déjà possible d'apercevoir entre les deux spectres (pour chaque taux de turbulence) une certaine similitude dans les basses fréquences ($f < 10^{-1} Hz$). Il y a un plateau qui peut indiquer la présence d'un bruit blanc mais également la présence de corrélations existantes sur cette zone de basses fréquences entre l'entrée et la sortie du système. Il est naturel de supposer qu'il existe de telles

3.4. Corrélation entre la vitesse du courant et la puissance mécanique

corrélations puisque la puissance est en effet générée à partir de la vitesse de l'écoulement. Au contraire, ces similitudes sont inexistantes pour les hautes fréquences. On peut supposer que les corrélations sont donc également très faibles ou inexistantes. La relation qui existe entre les données d'entrée/sortie avec leur taux de turbulence respectif, peut être mis en évidence par la méthode de la corrélation croisée introduite dans la section 2.4.5. Avant d'appliquer les méthodes de corrélation croisée, nous normalisons les données. Nous considérons ainsi les corrélations croisées entre les séries normalisées U_n et C_{pn} définies par :

$$U_n = \frac{u(t) - \langle u \rangle}{\langle u \rangle} \quad (3.7)$$

$$C_{pn} = C_p - \langle C_p \rangle \quad (3.8)$$

avec C_p définit dans équation 3.4.

3.4.1 Corrélation croisée entre l'écoulement et la turbine hydrolienne

La précision de cette méthode nécessite de considérer le décalage¹⁴ qui existe entre la mesure de la vitesse et la production d'énergie à partir de cette vitesse. En effet, en raison de la distance qui existe entre le point de mesure et l'hydrolienne ($4D$), le temps τ que la particule du fluide met pour impacter les pales de l'hydrolienne n'est pas négligeable. Bien qu'une estimation du temps moyen τ_m peut être effectuée grâce à la vitesse moyenne de l'écoulement U et à cette distance $4D$ avec la relation $\tau_m = 4D/U$, la méthode la plus précise est celle du coefficient de corrélation croisée R . Nous obtenons dans le cas amont, pour $I = 15\%$ une valeur $R = 0.961$ ($\tau = 2.51s$) et pour $I = 3\%$, une valeur $R = 0.996$ ($\tau = 0s$). Le coefficient R montre une corrélation importante. Il faut considérer ce coefficient avec plus de réserve dans le cas aval car la particule du fluide qui a impacté l'hydrolienne, ne pourrait pas être celle qui a été mesuré par le système LDV dans le sillage de la machine.

Cependant, ce coefficient R ne considère pas l'information fréquentielle observé dans l'analyse spectrale. Cette information peut être mise en évidence grâce à la méthode du co-spectre et la cohérence (cf. section 2.4.5). La figure 3.24 montre la cohérence γ_{xy} . Les deux figures a et b montrent une cohérence plus faible dans le cas aval ($\gamma_{xy}^2 < 0.4$) que dans le cas amont. Il n'y a pas de

14. Le terme anglophone est "time lag".

CHAPITRE 3 – APPLICATION À L'ÉNERGIE HYDROLIENNE

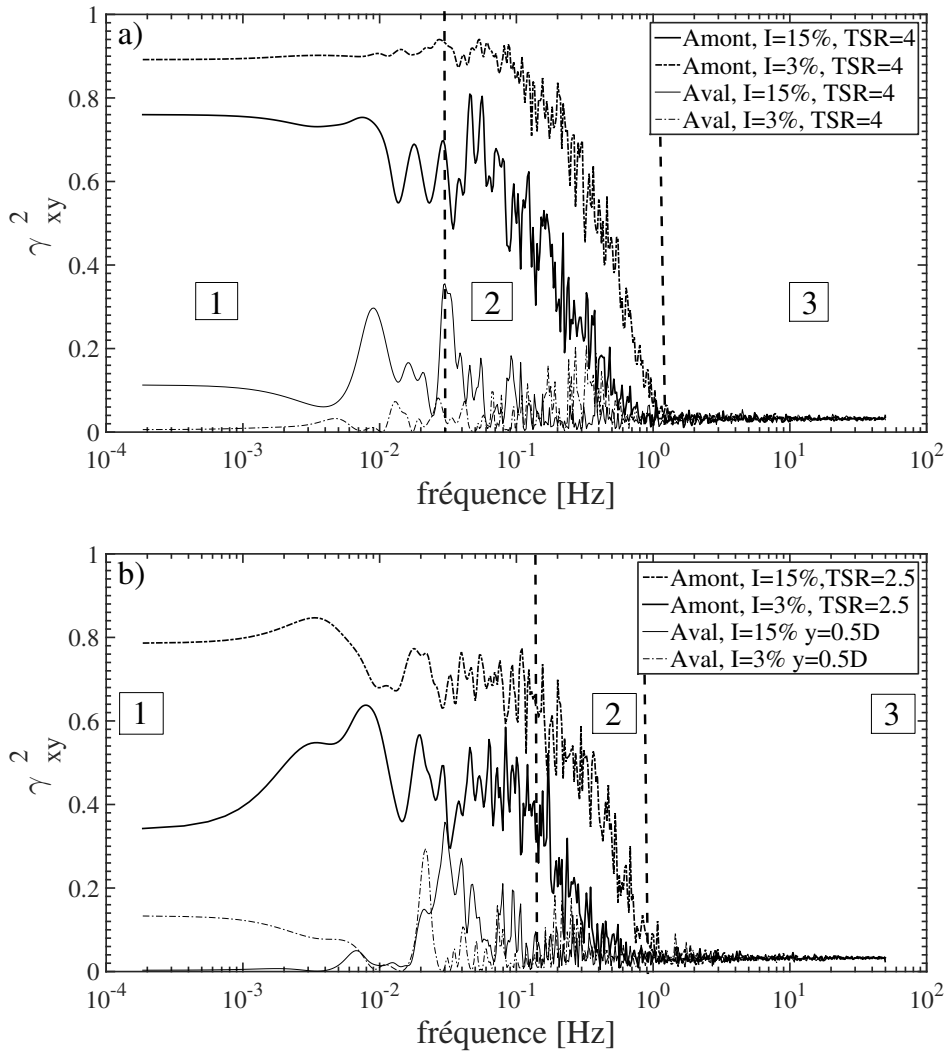


FIGURE 3.24 – a) Fonction de cohérence appliquée aux données normalisées de vitesse et de puissance. Cas amont : pour les grandes échelles de temps supérieures à 10 s ($f < 10^{-1}$ Hz) la proportionnalité est proche de l'unité (fortement dépendantes). Il y a une forte décroissance jusqu'à atteindre un minimum à 1 Hz (1 s). Cas aval : les variables considérées sont decorréliées dans l'axe de l'hydraulique ($y = 0$). b) Fonction de cohérence appliquée aux données normalisées de vitesse et de puissance. Cas amont : pour un TSR=2.5, la proportionnalité est au dessous de 0,6 pour les grandes échelles de temps supérieures à 5 minutes ($f < 3 \cdot 10^{-3}$ Hz). Le minimum est atteint à 1 Hz (1 s). Cas aval : pour $y=0.5D$, les deux variables considérées sont decorréliées.

patron¹⁵ particulier dans la fonction de cohérence aval, les fortes fluctuations indiquent une faible dépendance sur toutes les échelles. Il est très probable que

15. On appelle "patron", une séquence ou un motif répétitif.

3.4. Corrélation entre la vitesse du courant et la puissance mécanique

dans le sillage, l'écoulement qui produit la rotation du rotor et l'écoulement mesuré ne soient pas les mêmes. L'introduction d'autres entrées bruitées peut également expliquer ce phénomène. Nous pouvons diviser les courbes de cohérence γ_{xy}^2 dans le cas amont en trois zones distinctes :

- Zone (1) : La cohérence atteint un maximum dans les basses fréquences.
- Zone (2) : La cohérence montre une décroissance rapide ($f \in [5 \cdot 10^{-2}; 10^0]$).
- Zone (3) : La cohérence atteint une valeur quasi-nulle dans les hautes fréquences.

Dans la zone (1), la fonction γ_{xy}^2 (3%) présente des fluctuations plus faibles que la fonction γ_{xy}^2 (15%) pour les deux TSR. Dans ce même cas de figure, on remarque également que la proportionnalité est également plus importante et proche de 1 pour le taux le plus faible $I = 3\%$. Le changement du TSR a également une influence sur la cohérence sur les basses fréquences. Si l'hydrolienne tourne à son point de fonctionnement, la fonction γ_{xy}^2 est plus constante sur une gamme plus large de fréquences, une diminution du TSR à 2.5 produit au contraire une fonction beaucoup plus variable sur un interval de fréquences restreint.

La zone (2) est une zone de transition qui se produit à environ $f > 10^{-1}$ Hz (10 secondes). Cette échelle de transition varie d'un TSR à l'autre. D'un côté, on obtient une fréquence $f \approx 5 \cdot 10^{-2}$ Hz ($t \approx 20s$) pour $TSR = 4$. De l'autre côté la fréquence limite est $f \approx 1.4 \cdot 10^{-1}$ Hz ($t \approx 7s$) pour $TSR=2.5$. On peut ainsi supposer que plus la valeur TSR est proche du point de fonctionnement, plus la proportionnalité restera longtemps.

En résumé, la proportionnalité maximale dans la zone (1) entres les données est observé sur des longues échelles de temps (basses fréquences), la rapide perte de proportionnalité dans la zone (2) montre qu'une variable autre que la vitesse produit un effet sur la production de puissance mécanique (possiblement dû à l'asservissement de vitesse). Cette forte décroissance se situe dans une gamme fréquentielle $f \in [10^{-2}; 10]$ qui correspond en réalité à la gamme de fréquence où la densité spectrale de puissance 3.23 de la vitesse et la puissance ne sont plus superposées. La cohérence nulle en zone (3) montre enfin que les variables de vitesses et de puissance sont indépendantes (cf. section 2.4.5).

Cette méthode permet cependant d'écarter des informations concernant des corrélations très localisées en raison de la non-linéarité et la non-stationnarité

CHAPITRE 3 – APPLICATION À L'ÉNERGIE HYDROLIENNE

des séries temporelles étudiées [Chen et al., 2010a]. La méthode CIDT est la mieux adaptée pour localiser ces événements ponctuels. Le cas aval ne sera pas considéré par la suite des analyses en raison de la très faible corrélation et des fortes fluctuations de la fonction γ_{xy}^2 .

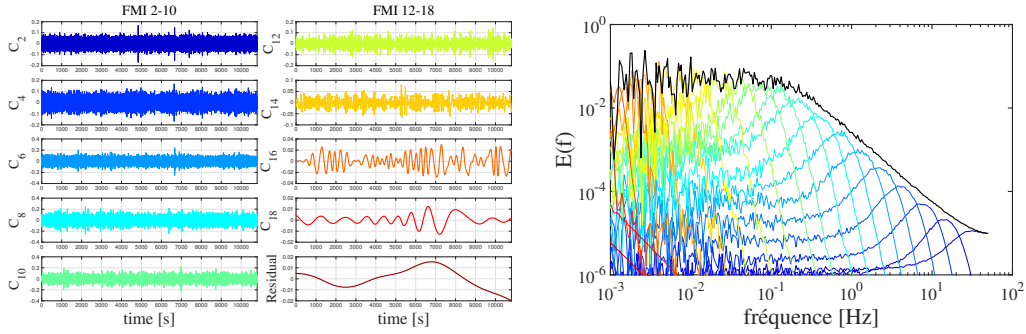


FIGURE 3.25 – Méthode DME appliquée aux données de vitesse après les avoir rééchantillonné à 100 Hz. À gauche ce sont les fonctions modales intrinsèques (FMI) et à droite les spectres correspondant à chaque fonction modale.

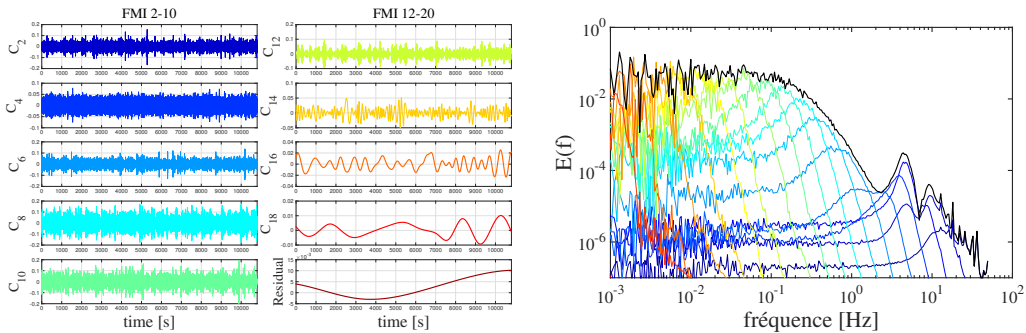


FIGURE 3.26 – Méthode DME appliquée aux données de puissance échantillonnées à 100 Hz. À gauche ce sont les fonctions modales intrinsèques (FMI) et à droite les spectres correspondant à chaque fonction modale.

3.4.2 Corrélation multi-échelle : la méthode CIDT

Cette méthode introduite dans la section 2.5.3 nécessite au préalable d'effectuer la décomposition modale empirique (DME). Les figures 3.25 et 3.26 montrent d'une part les fonctions modales intrinsèques (FMI) paires qui représentent les fréquences caractéristiques de la série temporelle considérée, de

3.4. Corrélation entre la vitesse du courant et la puissance mécanique

l'autre côté, le spectre d'énergie de chaque FMI. Le spectre résultant de la somme de ces fonctions est en trait continu noir. Le code couleur permet de mieux visualiser la position de ces modes allant des basses jusqu'aux hautes fréquences. La corrélation multi-échelle telle que a été définie dans 2.5.3, permet de corréler un couple de modes, chacun appartenant à un des deux signaux considérés. Il existe des contraintes concernant le choix de ces modes. Afin de réaliser une comparaison pertinente, nous estimons en premier la fréquence moyenne des FMI [Huang et al., 1998]. La méthode CIDT peut seulement être appliquée pour des fréquences moyennes $f_m(FMI_i)$ et $f_m(FMI_j)$ adjacentes où i et j sont des indices pour représenter le i -ème mode associé à la vitesse U_n et le j -ème mode associé à la puissance C_p . Le choix du couple des modes peut être réalisé en appliquant la corrélation croisée R aux modes FMI_i et FMI_j (cf. figures 3.27 et 3.28) où on retiendrait ceux dont le coefficient R est maximal. Il existe deux possibilités : soit les f_m se situent sur le même mode ($i = j$), soit ceux-ci se situent sur deux modes différents. On définit t_m le temps moyen tel que $t_m = 1/f_m$.

Il existe une augmentation du coefficient R pour les grandes périodes t_m . En comparant ces coefficients au coefficient R obtenu dans la section 3.4.1 (qui est proche de l'unité), nous obtenons des valeurs inférieures à 0,6. Ces valeurs sont faibles car la corrélation croisée appliquée sur chaque mode FMI ne considère pas le dernier mode qui détermine la tendance des signaux non décomposés. Il peut y avoir également du bruit blanc car les plus fortes corrélations se situent sur la zone de bases fréquences d'après la cohérence (cf. figure 3.24). Ce bruit blanc a été mis en évidence par un plateau sur la densité spectrale de puissance (cf. figure 3.23). Après avoir réalisé le choix, nous appliquons la méthode de corrélation multi-échelle sur l'ensemble des modes.

La précision de la méthode CIDT requiert un temps de calcul important en raison de la fenêtre adaptative t_w basé sur les caractéristiques locales propres à la série temporelle considérée (cf. section 2.5.3). En réalité, cette méthode est capable de manipuler environ 10.000 points par itération. Cette difficulté en plus de la longueur de la série de données nécessite une approche capable de donner des résultats représentatifs. La stratégie est d'une part, de chercher des corrélations sur des périodes de temps courts sur une gamme $0.01s < t < 108s$. D'autre part, il convient de rééchantillonner les FMI afin d'avoir suffisamment de points pour obtenir des corrélations à longue portée sur une gamme $1.08s < t < 10800s$. De la même façon que précédemment, nous estimons les valeurs f_m pour les nouvelles séries : $f_m(\text{courtes périodes})$

CHAPITRE 3 – APPLICATION À L'ÉNERGIE HYDROLIENNE

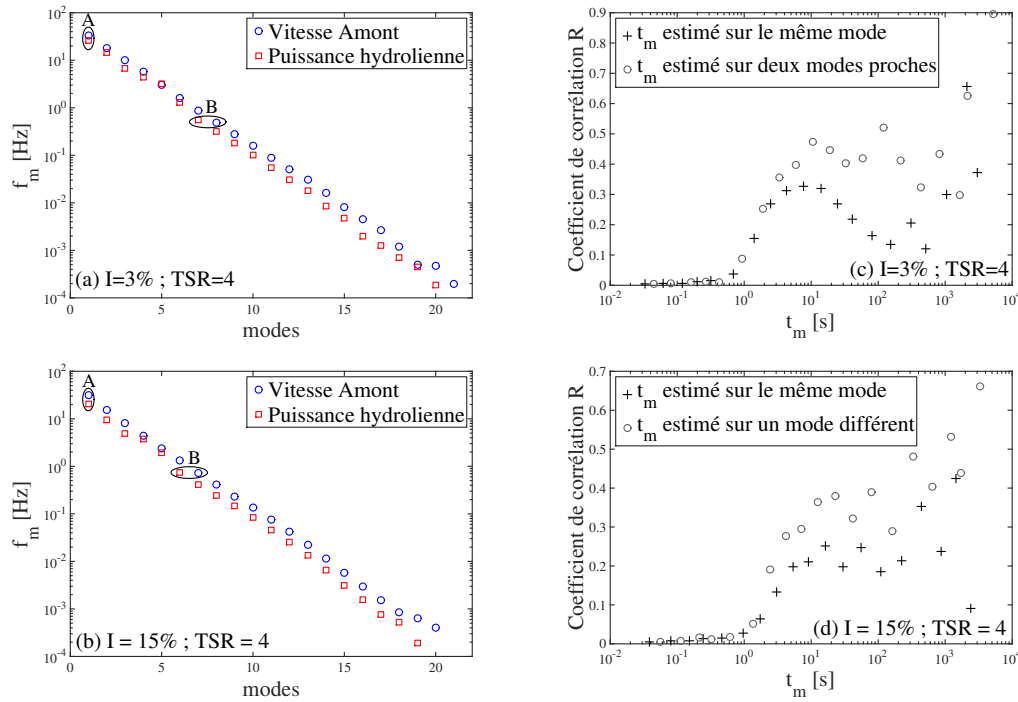


FIGURE 3.27 – Cas amont. TSR=4. (a,b) Superposition des fréquences moyennes f_m pour chaque mode de vitesse et puissance. Le couple de modes encerclé (A) représente deux fréquences moyennes de magnitude similaire situées sur le même mode. Le cas (B) correspond à deux fréquences moyennes de magnitude proches situées sur deux modes différents (par exemple, le 7^{ème} mode de la puissance et le 8^{ème} mode de vitesse pour $I=3\%$, TSR=4). (c,d) Corrélation croisée R appliqués à deux modes adjacents. Le coefficient R est faible sur les courtes périodes t_m dans les deux cas. La corrélation augmente sur les longues périodes pour $t_m > 1s$, notamment pour un couplage type (B).

et f_m (longues périodes).

Les triangles de corrélation CIDT ont été réalisés pour tous les couples de modes (FMI_i, FMI_j) considérés dans les figures 3.27 3.28 et, que ce soit sur les mêmes modes ou sur deux modes adjacents. Un rapide calcul fait place à plus de 140 triangles de corrélation multi-échelles CIDT calculés. Pour la suite de ce travail de thèse, il est nécessaire de considérer des triangles représentatifs de la dynamique du système défini par la fonction γ_{xy}^2 (cf. section 3.4.1, figure 3.24) et dont le coefficient de corrélation R est maximum. La fonction de cohérence permet en effet, de cibler les événements locaux en particulier, la perte rapide de corrélation lors du passage de la zone (1) à la zone (2). On suppose également qu'une valeur R maximale est plus représentative de la dynamique du système. Le temps de décalage τ présenté dans la section 3.4.1 est également

3.4. Corrélation entre la vitesse du courant et la puissance mécanique

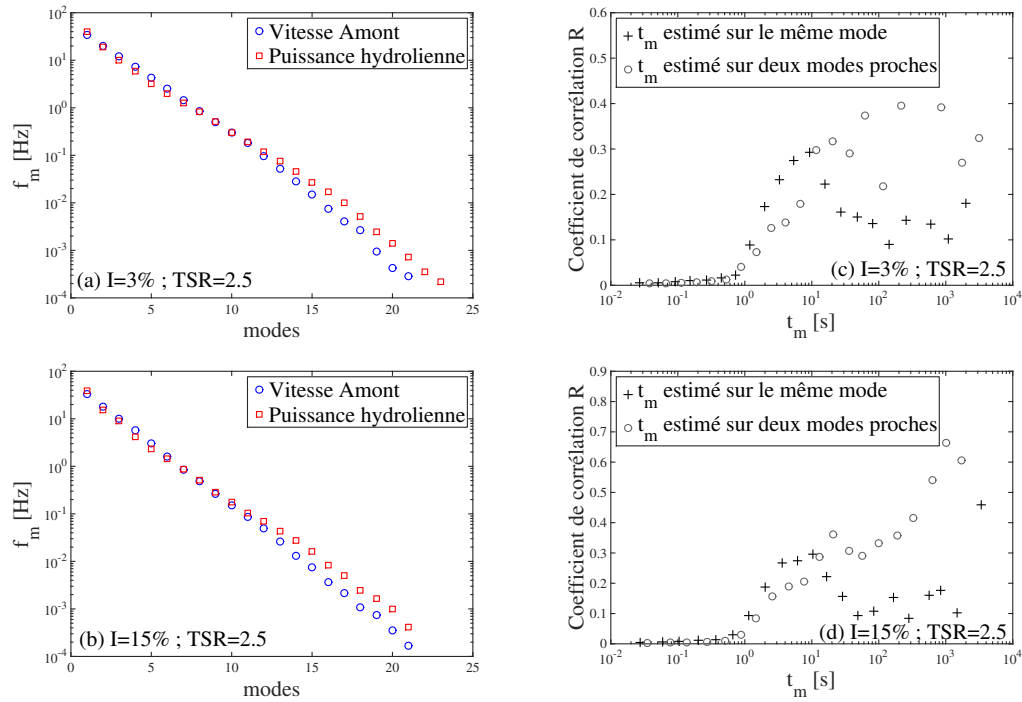


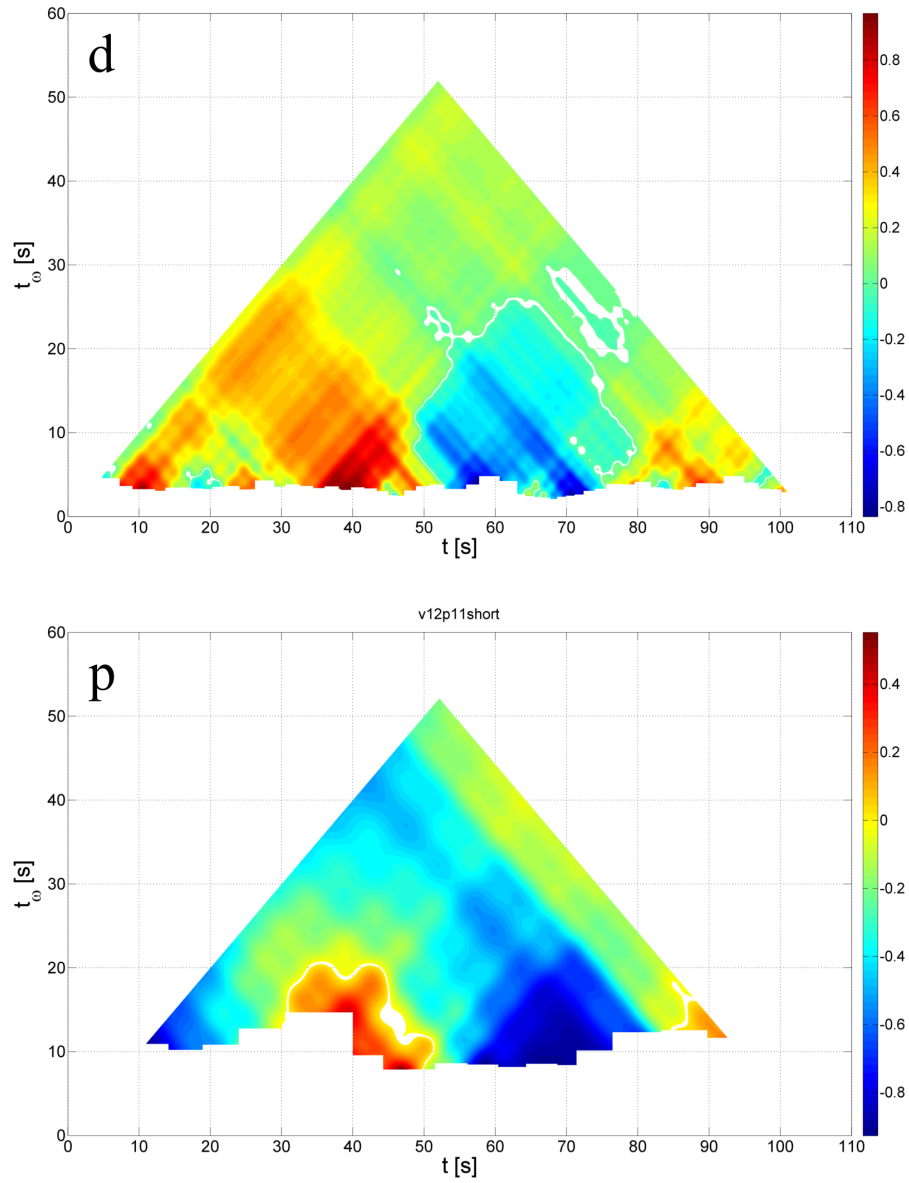
FIGURE 3.28 – Cas amont. TSR=2,5. (a,b) Superposition des fréquences moyennes f_m pour chaque mode de vitesse et puissance. (c) Le coefficient R est également faible sur les courtes périodes indifféremment du couple de modes choisis. Ces coefficients augmentent sur les longues périodes. Pour $10^0 s < t_m < 10^1 s$, R est maximale pour un temps moyen estimé sur le même mode. Cette tendance est inversée pour $t_m > 10^1 s$, le temps moyen est estimé sur deux modes adjacents. Ces valeurs restent néanmoins faibles, à $R < 0,35$ à différence du cas amont où ce coefficient est pour la plupart inférieur à 0,6 ($R < 0,6$). (d) Les deux modes sont décorrélés sur les périodes courtes, le coefficient R augmente pour les longues périodes à $t_m > 10^1 s$ avec les mêmes tendance que la figure (c). Ces coefficient sont cependant plus importants, on obtient globalement $R < 0,6$.

considéré lors de l'application de cette méthode multi-échelle. Nous rappelons enfin que le cas aval ne sera pas étudié en raison de la forte fluctuation de la fonction γ_{xy}^2 et de la faible degré de corrélation existant.

Taux de turbulence $I_\infty = 3\%$

Pour une vitesse de rotation à TSR=2,5 la cohérence montre une faible proportionnalité dans le cas amont ($\gamma_{xy}^2 < 0,6$). La figure 3.29d représente la zone où il y a cette perte de proportionnalité pour une fréquence moyenne aux alentours de $1,3 \cdot 10^{-1} \text{ Hz}$ ($\sim 7s$). Il existe des corrélations locales qui sont mises

CHAPITRE 3 – APPLICATION À L'ÉNERGIE HYDROLIENNE

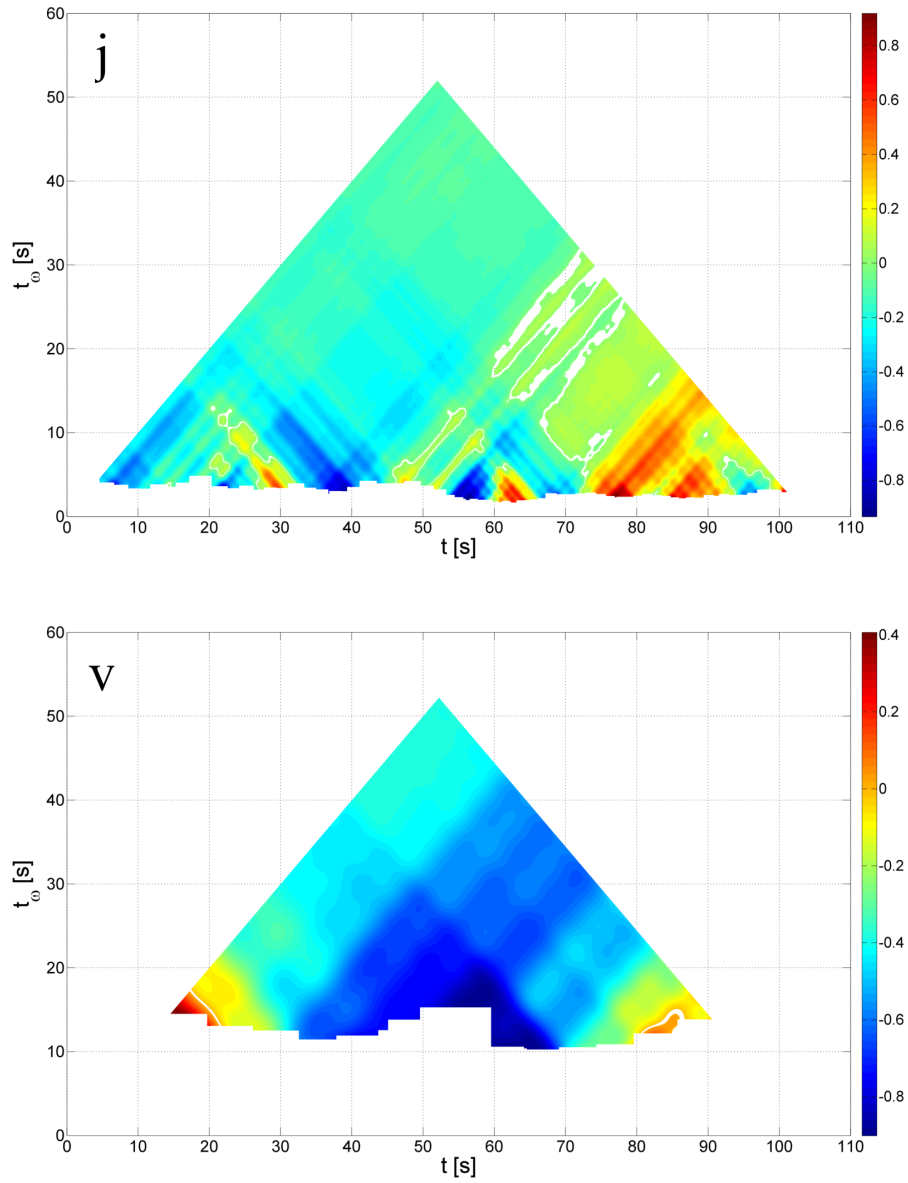
FIGURE 3.29 – CIDT $I_\infty = 03\%$:

(d) $\text{TSR}=2.5$, $f_m(U_n) = 1.39 \cdot 10^{-1}$ Hz, $f_m(C_p) = 1.30 \cdot 10^{-1}$ Hz.

(p) $\text{TSR}=4$, $f_m(U_n) = 5.01 \cdot 10^{-2}$ Hz, $f_m(C_p) = 5.47 \cdot 10^{-2}$ Hz.

Le triangle (d) montre à la perte de proportionnalité à une échelle locale. La combinaison des zones rouges et bleues produit une corrélation nulle sur les grandes échelles t_ω . On retrouve la même zone de anti-corrélation du cas (c) sur la même période $50 < t < 75$ s dans le cas (p) à $\text{TSR}=4$. Le changement de TSR ne produit pas d'effet significatif. Cependant, cette zone s'étend sur une échelle plus importante $t_\omega < 20$ s, cela peut illustrer également la perte de corrélation.

3.4. Corrélation entre la vitesse du courant et la puissance mécanique

FIGURE 3.30 – CIDT $I_\infty = 15\%$:

(j) $\text{TSR}=2.5$, $f_m(U_n) = 1.53 \cdot 10^{-1}$ Hz, $f_m(C_p) = 1.76 \cdot 10^{-1}$ Hz.

(v) $\text{TSR}=4$, $f_m(U_n) = 4.22 \cdot 10^{-2}$ Hz $f_m(C_p) = 4.56 \cdot 10^{-2}$ Hz.

On observe sur le triangle (j) une alternance de zones de corrélations (en rouge) et anti-corrélation (en bleu) sur les échelles $t_\omega < 10$ s. Cette alternance génère sur les grandes échelles une zone verte de corrélation nulle qui peut indiquer la faible corrélation à ces échelles. Le triangle (v) montre comme le cas 3%, la perte soudaine de corrélation illustrée par une large zone d'anti-corrélation (en bleu).

en évidence par la couleur rouge à un temps $t \approx 10$ s. Ces corrélations se situent à une échelle $t_\omega < 10$ s. De plus, la présence d'une zone bleue à cette même

CHAPITRE 3 – APPLICATION À L'ÉNERGIE HYDROLIENNE

échelle montre une zone anti-corrélée : un pic de vitesse correspond à un creux de puissance produite. Il semblerait que la turbine ne réponde pas à la vitesse de l'écoulement à cette échelle car il n'y a pas de production de puissance. Le système doit freiner en continu la turbine.

D'un autre côté, le changement de la vitesse de rotation (TSR=4) n'a pas d'incidence sur ce dernier patron. En effet, pour une fréquence moyenne d'environ $5,3 \cdot 10^{-2}$ Hz (cf. triangle 3.29d), la large zone d'anti-corrélation est conservée mais avec un élargissement de l'échelle t_ω qui se situe en dessous de 25 s. La zone bleue est plus nette et prédominante. Enfin, si on observe le triangle qui correspond à une fréquence moyenne $5 \cdot 10^{-1}$ Hz sur la figure 56o) (cf. annexe E), on observe à nouveau un patron d'anti-corrélation et corrélation où la zone bleue est également prépondérante. L'échelle t_ω s'est cependant réduite en dessous de 10 s. Cette fréquence se situe dans la zone (2) où il y a la perte de corrélation avec une cohérence $\gamma_{xy}^2 \approx 0.5$.

Taux de turbulence $I_\infty=15\%$

Nous observons également une dynamique riche de la turbulence. La figure 3.30v montre le triangle CIDT qui représente une fréquence moyenne $f_m = 4,3 \cdot 10^{-2}$ Hz dans le point de fonctionnement de l'hydrolienne (TSR=4). Nous retrouvons le même patron que celui du cas $I_\infty=3\%$: une large zone anti-corrélée en bleue qui peut correspondre à cette soudaine perte de corrélation à la limite entre la zone (1) et (2). On rappelle que cette zone (2) définie dans la section 3.4.1, est plus étendue par rapport à un coefficient TSR plus faible, cet intervalle est d'environ une décade.

Le triangle 57u) (cf. annexe E) correspond à une fréquence moyenne supérieure $f_m \approx 2,3 \cdot 10^{-1}$ Hz adjacente à la fréquence précédente. On retrouve une séquence de valeurs positives et négatives qui se situe à une échelle $t_\omega < 10$ s, il n'y a pas de prédominance particulière. Ce basculement génère au contraire l'apparition d'une aire verte qui correspond à une corrélation nulle. La cohérence peut diminuer en raison de l'apparition de ces zones décorrélées.

Le même motif se présente pour le triangle de fréquence moyenne $1,6 \cdot 10^{-1}$ Hz (figure 3.30j) qui correspond à la plus faible vitesse de rotation (TSR=2,5). Il n'y a pas de couleur prédominante, seulement une alternance entre motifs bleue et rouges avec $t_\omega < 10$ s ce qui génère à son tour des aires décorrélées vertes et jaunes qui illustrent une faible valeur du coefficient $R_i \approx -0.2$. Un triangle CIDT montre la corrélation globale R à son sommet qui représente l'échelle

maximale de la fenêtre mobile t_w . Dans tous les cas, les hautes fréquences moyennes montrent une prédominance de ces aires vertes où la corrélation est nulle.

Des triangles citées dans cette section ainsi que d'autres triangles représentatifs de la dynamique du système, notamment la transition entre les zones définies dans 3.4.1, sont disponibles dans l'annexe E.

3.5 Perspectives

La méthode CIDT est un outil très puissant d'analyse de la corrélation croisée dans un cadre multi-échelle. Elle utilise les mêmes paramètres temporels d'échelle que la méthode de décomposition modale (DME). Les événements locaux mis en évidence requièrent cependant un temps de calcul important. et il n'existe pas de moyen d'observer l'impact des ces corrélations locales sur d'autres fréquences caractéristiques. Ici, nous nous sommes limités à l'étude de la perte de cohérence dans la zone (2) et nous avons montré que la méthode CIDT est capable d'apporter des informations supplémentaires concernant les processus de la perte de corrélation. En effet, les périodes rouge et bleue, de corrélations et anti-corrélation respectivement, suivis d'aires vertes montrent la façon dont la perte de proportionnalité γ_{xy}^2 s'opère. Par contre, en raison de la complexité de la turbulence, la raison pour laquelle ces changements se produisent reste encore inconnue. Ces zones d'ombre peuvent être éclaircies par une analyse de l'écoulement 3D. Par exemple, la mesure non intrusive PIV¹⁶ peut compléter les informations obtenues sur l'axe de la turbine.

On peut chercher des nouvelles informations multi-échelles dans les triangles CIDT en annexe. Nous avons environ 140 triangles d'analyse multi-échelle correspondants aux échelles de longue et courte périodes. De plus, nous avons adopté l'hypothèse de définir les fréquences moyennes f_m à analyser d'après la valeur de corrélation croisée globale R maximale. Ce choix peut être relativisé puisque cette valeur globale n'est possiblement pas représentative des événements locaux existants d'après les résultats de l'analyse des corrélations multi-échelles.

Pour résumer, tous les triangles CIDT contiennent des informations riches sur la dynamique de la turbulence et de son influence sur une turbine hydrolienne. Néanmoins, l'analyse de telles corrélations se réalise en général au cas par cas, de manière qualitative où il est difficile de trouver un lien ou un

16. Particle image velocimetry (PIV).

CHAPITRE 3 – APPLICATION À L'ÉNERGIE HYDROLIENNE

patron recurrent parmi les triangles. Un moyen de comparer efficacement les informations relatives à l'existence de corrélations positives ou négatives est en considérant la valeur [Huang and Schmitt, 2014] :

$$\langle \bar{R}(t_\omega) \rangle = \langle |R(t_\omega^n, t_\omega)| \rangle_t \quad (3.9)$$

où pour chaque période t et pour une échelle t_ω donnée, on considère la valeur absolue de la moyenne des corrélations intrinsèques dépendantes du temps $R(t_\omega^n, t_\omega)$ pour une fenêtre glissante de taille t_ω^n . On obtient une fonction moyenne positive $\bar{R}$ qui dépend uniquement de l'échelle t_ω . En effet, les valeurs de $\bar{R}(t_\omega)$ regroupent les coefficients de corrélation moyens de chaque échelle t_ω . Chaque triangle CIDT composé de trois dimensions $(t_k^n, t_\omega^n, R_i(t_k^n, t_\omega^n))$ est représenté ainsi par une fonction à deux dimensions $(t_\omega^n, R(t_\omega))$ qui est plus facilement comparable.

La figure 3.31 montre un exemple de cette valeur $\bar{R}(t_\omega)$. Sur l'axe horizontal, on considère la valeur t_ω normalisée par la période respective moyenne $\bar{T}$. Cette valeur moyenne l'ensemble des coefficients de corrélation $R(t_\omega^n, t_\omega)$ pour toutes les échelles t données. Les triangles non analysés peuvent faire le sujet de futures travaux concernant la dynamique multi-échelle du système.

Cette technique appliquée sur les données de vitesse et puissance a permis d'identifier des événements particuliers. On a pu définir l'existence de corrélations à des échelles locales qui sont caractéristiques de ces événements. Cette méthode peut se révéler intéressante pour le milieu industriel si elle est appliquée à d'autres paramètres tels que la vitesse transversale ou la vitesse de rotation de la turbine. Ces informations supplémentaires peuvent approfondir la compréhension multi-échelle du fonctionnement de la turbine hydrolienne.

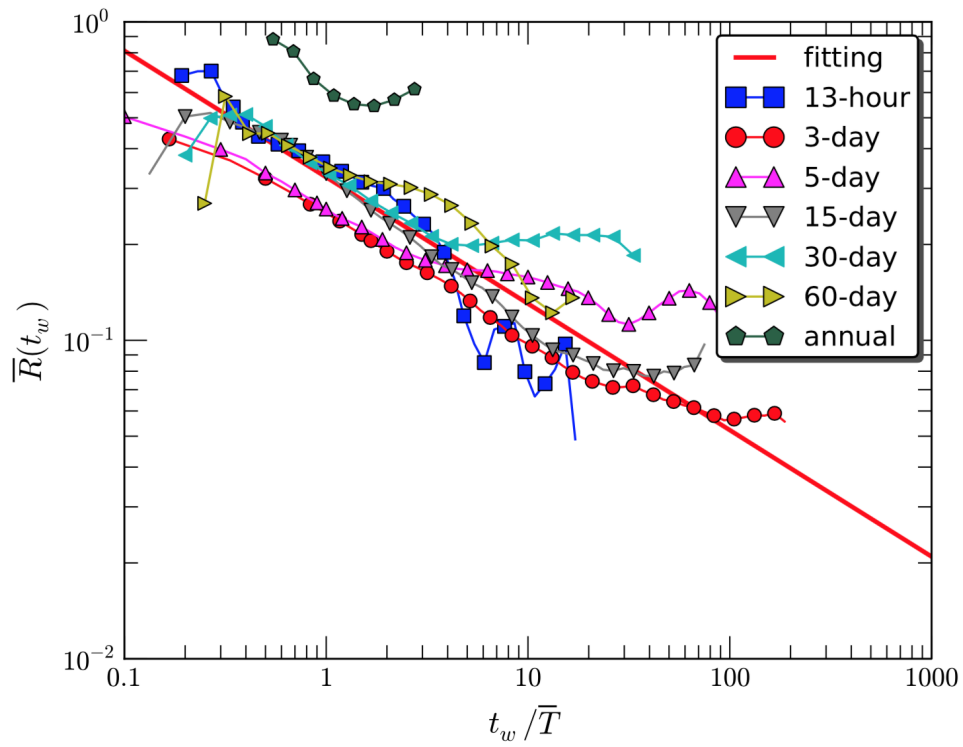


FIGURE 3.31 – La valeur absolue de la mesure moyenne $\bar{R}(t_w)$ pour différence échelles $\bar{T}$. Afin d’avoir une meilleure visibilité, la fenêtre mobile t_w est normalisé par la période moyenne correspondante $\bar{T}$. Dans cet exemple, on observe une loi de puissance pour $0,4 < t_w/\bar{T} < 4$ avec un exposant $0,4 \pm 0,001$. Source : [Huang and Schmitt, 2014].

Application à l'énergie éolienne

4.1 La complexité atmosphérique

L'essor présent des énergies renouvelables décrites dans la section 1.2 a intéressé les industriels qui investissent dans cette nouvelle filière. En effet, l'énergie éolienne représente 17,68% de l'énergie renouvelable produite en France ce qui la place en deuxième position de ce type d'énergie (cf. fig. 1.2). La rentabilité de cette énergie dépend de l'augmentation de la capacité de produire une forte puissance sur un nombre limité de surface. Dans ce sens, ces dernières années l'agrandissement constant des éoliennes génère une puissance grandissante mais également l'augmentation des effets de la turbulence. A ce sujet, les producteurs d'énergie éolienne s'intéressent notamment à l'usure des matériaux et à la durée de vie des composants tout autant que la génération de puissance maximale.

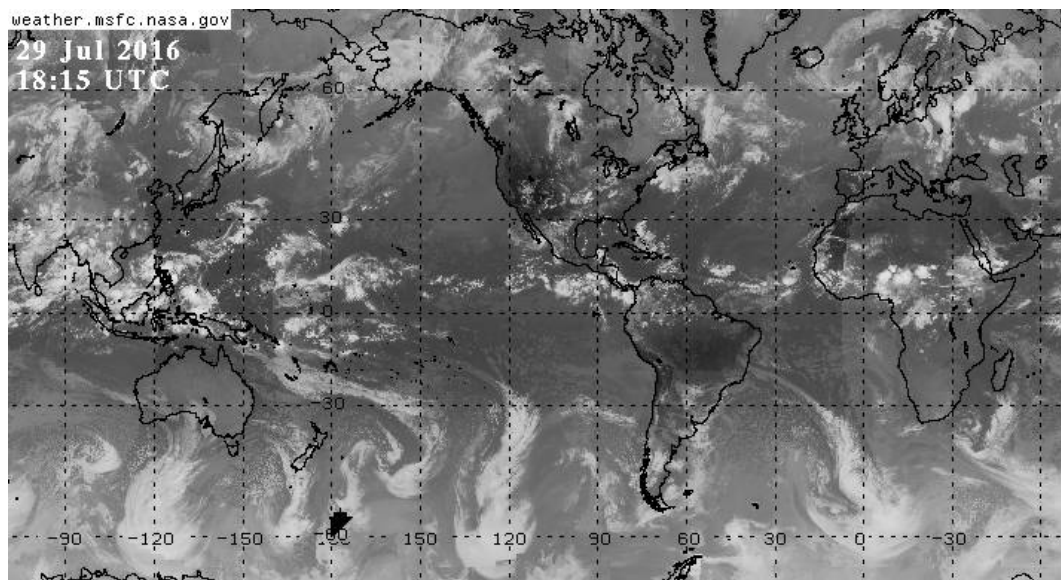


FIGURE 4.1 – Photo satellite du globe où on peut observer la vapeur d'eau. Source : NASA et le centre du climat pour l'aviation (NCEP) situé à Kansas City, Missouri, Etats Unis.

CHAPITRE 4 – APPLICATION À L'ÉNERGIE ÉOLIENNE

Le vent est la force motrice de l'énergie éolienne et sa caractérisation est nécessaire pour la conception, l'évaluation de la performance, l'emplacement et enfin l'exploitation d'un système de production d'énergie éolienne. Cette caractérisation est fortement dépendant de la composition atmosphérique de l'air qui entoure l'éolienne tels que la masse volumique [kg/m^3], la température [$^{\circ}C$ ou K], l'humidité [g/kg =vapeur d'eau/air sec] ou la pression [$Pa = N/m^2$]. L'air est un fluide qui obéit aux équations de Naviers-Stokes (cf. éq 2.1 section 2.1.2) où il existe des échanges de matière et d'énergie dans l'atmosphère. Ceux-ci se réalisent en majorité sur une couche limite proche de la surface de la Terre : la troposphère.

L'atmosphère est stratifiée en plusieurs couches dont les principales sont (du bas vers le haut) la troposphère, la stratosphère la mésosphère la thermosphère et l'exosphère. La plupart des phénomènes atmosphériques se produisent dans la troposphère comme l'illustre les structures tourbillonnaires de la figure 4.1. La partie inférieure de la troposphère qui est en contact avec la surface terrestre est connu comme couche limite planétaire¹. Cette couche est caractérisée par des patrons fortement changeants dont les rafales, les changements soudains de la direction du vent ou les effets de cisaillement qui génèrent des charges importantes sur la structure de l'éolienne [Chamorro et al., 2015b]. A cela s'ajoute la présence d'une forte intermittence du vent qui se présente sur des longues et courtes échelles spatio-temporelles dans le cadre de la turbulence de Kolmogorov (cf. section 2.1.3). Malgré la complexité de cette couche limite planétaire, on peut définir une structure qui dépend en réalité de la pression et la température.

Comme mentionné précédemment, l'atmosphère est stratifiée en plusieurs couches. Ces couches sont en réalité différenciées par les variations de température en fonction de la hauteur $h = z$, c'est à dire par le gradient vertical de température de l'air dT/dz . Dans le cas de la troposphère, si on considère l'air comme un gaz parfait (la pression atmosphérique de référence est faible d'environ $\rho_0 \approx 10^5 Pa$), la température ne dépend que de la pression atmosphérique. Cette simplification permet de mettre en évidence certains mécanismes d'échange entre les masses d'air en fonction de la hauteur de la couche considérée. En effet, l'élévation d'une masse d'air provoque un refroidissement par détente adiabatique (sans échange de température) et la chute d'une masse d'air produit au contraire le réchauffement par compression adiabatique.

1. The planetary boundary layer (PBL) ou bien The atmospheric boundary layer (ABL).

4.1. La complexité atmosphérique

La stratification atmosphérique en fonction de l'axe z ($z = 0$ correspond à la surface de la terre) est une variable de grand intérêt pour la météorologie, science qui étudie les changements atmosphériques. Cette stratification permet en effet de définir la stabilité ou l'instabilité de l'atmosphère en fonction de la hauteur z . La stabilité atmosphérique est déterminée par le nombre sans dimensions appelé le nombre de Richardson défini tel que [Monin and Yaglom, 1971] :

$$R_i = \frac{g}{\bar{T}} \frac{\partial \bar{T} / \partial z}{(\partial \bar{u} / \partial z)^2} \quad (4.1)$$

où g est la gravité, $\bar{T}$ la température moyenne et z la hauteur. Plus cette valeur est importante, plus le fluide est stable. Cette stabilité est un paramètre qui peut influencer la production d'énergie éolienne. En effet, les propriétés statistiques du vent sont différentes si l'atmosphère est considérée stable ou instable. Ces propriétés sont propres à un emplacement spécifique. Une atmosphère instable est rencontrée par exemple pendant les cycles jour/nuit. Durant la nuit en générale, lorsque la température du sol est supérieure à la température ambiante (en raison de la radiation solaire), cette différence provoque un effet de soulèvement vertical d'une masse d'air qui provoque un air ascendant. L'instabilité apporte un forçage supplémentaire et génère une turbulence par convection et des vents en rafales. À l'opposé, en cas de stabilité atmosphérique, il n'y a plus de forçage local et les vents turbulents sont influencés par les spécificités de surface par exemple, le vent ascendant dans une montagne ou la rugosité de la surface de la mer [Sesto and Casale, 1998; Lange, 2007; Larsen et al., 2007]. On peut également définir un état intermédiaire nommé atmosphère neutre générée par le déplacement vertical d'une masse d'air dont la température reste constante par rapport à la température du milieu ambiant. Une particule qui subit un déplacement vertical et qui ne devient ni plus chaude, ni plus froide que le milieu ambiant est dite dans une « atmosphère neutre ». Elle demeurera au même niveau car aucune force ne s'exerce sur elle pour continuer à la déplacer ou à revenir à son point de départ.

La production d'énergie éolienne dépend également fortement des spécificités géographiques de son implantation. Les fortes variations du vent générées par l'instabilité de l'atmosphère sont transmises par le système éolien sur la production qui est également fortement fluctuante. L'acheminement de cette énergie dans le réseau électrique requiert la prédiction de telles fluctuations afin d'éviter des surcharges de voltages ; ceci est abordé dans la section suivante.

4.2 Le défi de la prévision à court terme

Un intérêt particulier est porté sur les piques de vitesses sur ces courtes échelles, mieux connu sous le nom d'intermittence. Ces fortes fluctuations de la vitesse affectent la mécanique de l'éolienne mais également le réseau électrique en aval de l'éolienne (cf. introduction, chapitre 1). En effet, la législation française actuelle² demande un dispositif de prévision et de lissage de la production d'énergie afin de diminuer les effets de l'intermittence sur les installations électriques. Notons qu'il existe une différence entre la prévision et la prédiction : la prévision est affectée d'un caractère aléatoire, tandis que la prédiction résulte de modèles mathématiques déterministes. Nous donnons ici un extrait issu de cette législation :

"a) Prévisions de production

Pour diminuer l'intermittence des moyens de production éolienne, le producteur doit mettre en place un système de prévision de la production éolienne basée sur les données de vent disponibles dans la zone concernée. Le producteur doit fournir au gestionnaire du système électrique, trois jours à l'avance (J-3), avec correction la veille (J-1) un gabarit de puissance qu'il prévoit d'injecter sur le réseau sur une durée de vingt-quatre heures, avec des périodes stables d'au moins trente minutes. La prévision devra être donnée pour chacune des tranches d'au moins trente minutes de la période couverte par la prévision. Une prévision à trois heures, en complément de celle à J-1 (par pas de trente minutes) pourra être proposée pour affiner la dynamique de prévision. La variation de la puissance réalisée par rapport au gabarit à J-1 doit rester inférieure à plus ou moins 25% de la puissance maximale de l'installation pendant la première année d'exploitation de l'installation éolienne, 20% pendant la deuxième année d'opération, puis 15% pendant toutes les années suivantes. L'écart par rapport au gabarit prévisionnel peut être géré par un moyen de stockage dimensionné en conséquence ou par une limitation de la puissance produite.

b) Variation de la puissance

Le système de prévision de production défini au (a) doit permettre la stabilité de la puissance électrique délivrée par l'installation éolienne sur une durée égale à celle déterminée pour la prévision de production. Il n'inclut pas les phases de démarrage et d'arrêt prévus de l'installation éolienne. Lors des montées ou des baisses de la puissance produite liées au passage d'une tranche du gabarit de puissance à la suivante, l'installation éolienne doit respecter les vitesses de variation de la puissance

2. Arrêté apparu dans le JORF n°0078 du 3 avril 2003 disponible dans <https://www.legifrance.gouv.fr/eli/arrete/2013/3/8/DEVR1306719A/jo/texte>.

4.3. Présentation des données

suivantes :

- augmentation de la puissance : vitesse de variation correspondant à un passage de 0 à P_{max} en un temps réglable entre trente secondes et cinq minutes
- diminution de la puissance : vitesse de variation correspondant à un passage de P_{max} à 0 en un temps réglable entre une minute et dix minutes ; En fonction du retour d'expérience, le gestionnaire du système électrique pourra être amené à demander au producteur de faire évoluer ces réglages, à l'intérieur des plages mentionnées ci-dessus. ”

On peut donc comprendre que la qualité de prévision de l'énergie éolienne reste une des priorités majeures pour la croissance et développement de ce type d'énergie. Les horizons mis en avant sont 3 jours, 1 jour, 3 heures, une demie-heure. A partir de cette prévision, il est possible de gérer les problèmes liés à la distribution dans le réseau électrique à une distance acceptable, ainsi que la régulation des pics de voltage [Sesto and Casale, 1998; Peinke et al., 2004]. Cependant, la standardisation des méthodes de prévision reste un défi majeur en raison du caractère aléatoire du vent turbulent à des multiples échelles, incluant les échelles allant de 30 min. à 3 jours. La complexité de la prévision de ces variations de puissance est due à la turbulence du vent. Dans ce sens, la prévision de l'électricité délivrée par l'installation éolienne est également un problème complexe [Gottschall and Peinke, 2008].

La section suivante introduira le jeu de données dont l'analyse stochastique permettra la caractérisation de vent et de la puissance générée par trois éoliennes situées à trois emplacements différents. Nous cherchons à établir des relations de dépendance entre l'entrée et la sortie du système de production éolien.

4.3 Présentation des données

Nous présentons notre base de données qui est divisée en deux catégories : celles issues du milieu académique et celles obtenues dans le milieu industriel. Dans le cas académique, l'enregistrement des paramètres des éoliennes concernées avaient comme objectif premier, l'amélioration de leur conception. Nous avons obtenu ces données sur le site <http://www.winddata.com/> qui est entretenue par le département d'énergie éolienne de l'université danoise DTU³ par l'intermédiaire de M. Kurt S. Hansen et M. Gunner C. Larsen.

La deuxième catégorie de données sont issues d'éoliennes commerciales actuelle-

3. Technical University of Denmark (DTU).

CHAPITRE 4 – APPLICATION À L'ÉNERGIE ÉOLIENNE

ment en fonctionnement. Ces données ont été gracieusement fournies par les compagnies françaises InnoVent et WPD, propriétaires des exploitations où ces éoliennes opèrent. Cette collaboration a été le fruit de plusieurs discussions, mails et de rencontres avec les responsables des exploitations. A ce titre, nous remercions M. Stanislas Verhasselt, M. Reunan Mourmant et M. Mustafa Sadallah de l'entreprise InnoVent, ainsi que M. Rémi Casteras et M. Francois Taraud de l'entreprise WPD.

4.3.1 Données InnoVent

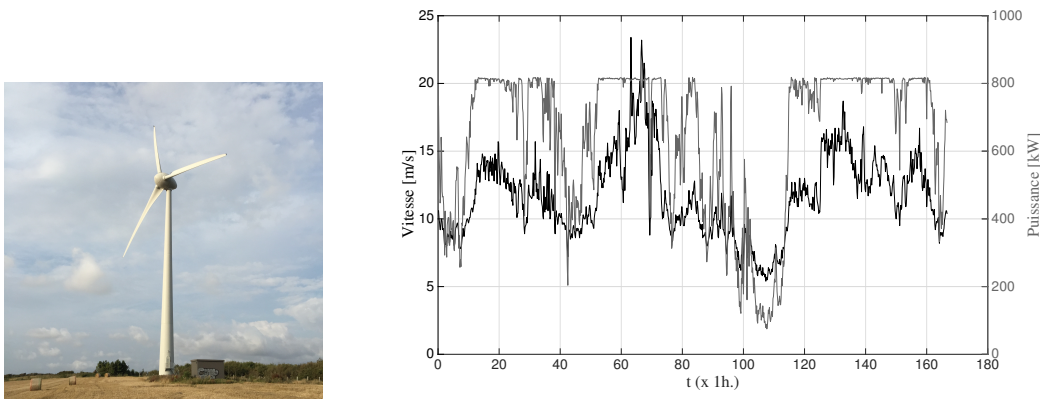


FIGURE 4.2 – L'éolienne ENERCON E-44 exploitée par l'entreprise InnoVent. On observe à droite un exemple des données enregistrées pendant 170 h. Crédits photo : François G. Schmitt.

Les villes de Boulogne-sur-mer et Le Portel possèdent une ferme éolienne composée de 4 turbines situées en bord de mer. Cette ferme est exploitée par l'entreprise InnoVent dont le siège social est situé à Villeneuve d'Ascq. Cette entreprise nous a fait don de données en simultané de vent et puissance d'une éolienne Enercon E-44 localisée à Lefaux (62). Les mesures sont étalés sur trois années : 2013, 2014 et 2015.

La turbine on-shore de 900 kW de puissance a une hauteur de 67 m si on considère la taille des pales. Les séries temporelles sont acquises pour une fréquence d'échantillonnage de 10 minutes⁴. Cette fréquence d'acquisition est largement répandue dans le milieu industriel. Les données sont recueillies et enregistrées à l'aide d'un enregistreur de données autonome, pouvant fonctionner sur batteries pendant une période assez longue. Les données de cette éolienne ont été l'objet d'un article : Durán Medina, Schmitt et Calif [2015]. Les caractéristiques techniques sont synthétisés dans le tableau 4.1. La courbe de puissance et le coefficient de puissance C_p du constructeur sont montrés sur la figure 4.3. Ce dernier coefficient est le même

4. D'après les recommandations de l'organisme de standardisation Electrotechnical Commission (IEC), 2000b [Burton et al., 2001].

4.3. Présentation des données

que celui décrit dans la section 3.2.3 eq. 3.4 avec une masse volumique différente $\rho_{air} = 1,204 kg/m^3$ à une température $\Theta = 20^\circ C$. Les courbes de puissance seront commentées dans la section 4.4.2.

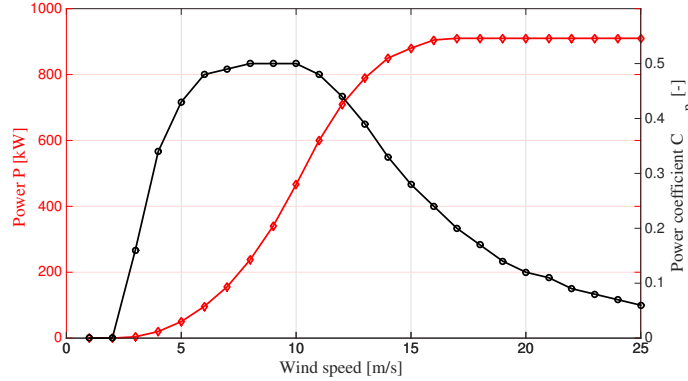


FIGURE 4.3 – Eolienne InnoVent. Courbe de puissance $P(U)$ et le coefficient de puissance C_p renseignés par le fabricant. Le coefficient C_p renseigne sur la performance de l'éolienne.

TABLE 4.1 – Spécification techniques de l'éolienne InnoVent. Source : ENERCON.

E-44	
Puissance nominale	900 kW
Diamètre du rotor (D)	44 m
Hauteur nacelle	45 m
n° de pales	3
Surface balayée	1521 m ²
Boîte de vitesse	Non
Vitesse de rotation (R)	Variable, 12-34 tr/min
Vitesse de coupure	28-34 m/s
Type de vent (IEC)	IEC/NVN IA
Générateur	ENERCON Direct-Drive générateur annulaire

4.3.2 Données WPD

L'entreprise WPD a été créée en France en 2002. Son siège sociale est situé à Boulogne Billancourt (92). Les données acquises en simultanée viennent d'une éolienne on-shore ENERCON, modèle E82-E2 de puissance nominale 2 MW. Son moyeu a

CHAPITRE 4 – APPLICATION À L'ÉNERGIE ÉOLIENNE

une hauteur de 85 mètres. La technologie de son générateur est appelée Direct-Drive (DD). Cela indique l'absence de boîte de vitesse sur l'arbre principal. Les données que nous avons obtenues correspondant à une année de mesures (2015) à une fréquence d'acquisition de 10 minutes. L'emplacement de cette éolienne se situe sur le site d'Antoigné dans le Maine-et-Loire (49). La figure 4.5 montre le coefficient de puissance et la courbe de puissance estimée par le constructeur. Le tableau 4.2 regroupe les informations techniques de cette éolienne.

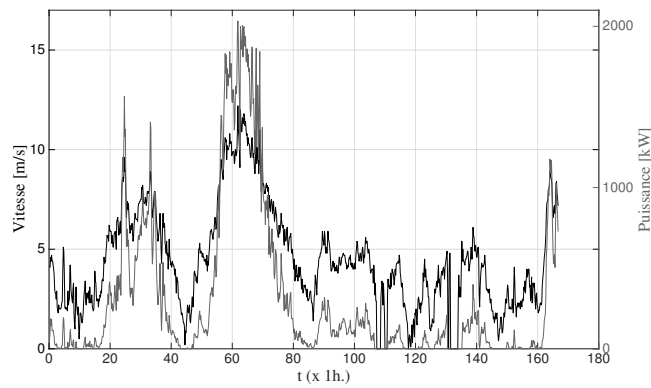


FIGURE 4.4 – L'éolienne ENERCON E-82 exploitée par l'entreprise WPD. On observe à droite un exemple des données enregistrées pendant 170 h. Crédits Photo : WPD Company.

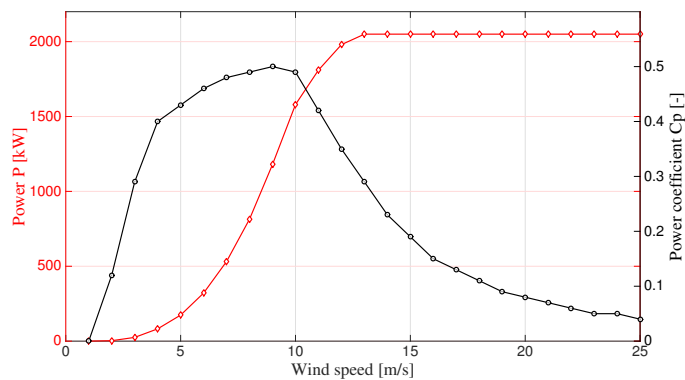


FIGURE 4.5 – Eolienne WPD. Courbe de puissance $P(U)$ et le coefficient de puissance C_p renseignées par le fabricant. Le coefficient C_p renseigne sur la performance de l'éolienne. Source : ENERCON.

TABLE 4.2 – Spécification techniques de l'éolienne WPD.
Source : ENERCON.

E-82 E2	
Puissance nominale	2000 <i>kW</i>
Diamètre du rotor (D)	82 <i>m</i>
Hauteur nacelle	85 <i>m</i>
n° de pales	3
Surface balayée	5281 <i>m</i> ²
Boîte de vitesse	Non
Vitesse de rotation (R)	Variable, 6-18 <i>tr/min</i>
Vitesse de coupure	28-34 <i>m/s</i>
Type de vent (IEC)	IEC/EN IIA
Générateur	ENERCON Direct-Drive générateur annulaire

4.3.3 Données Nordtank

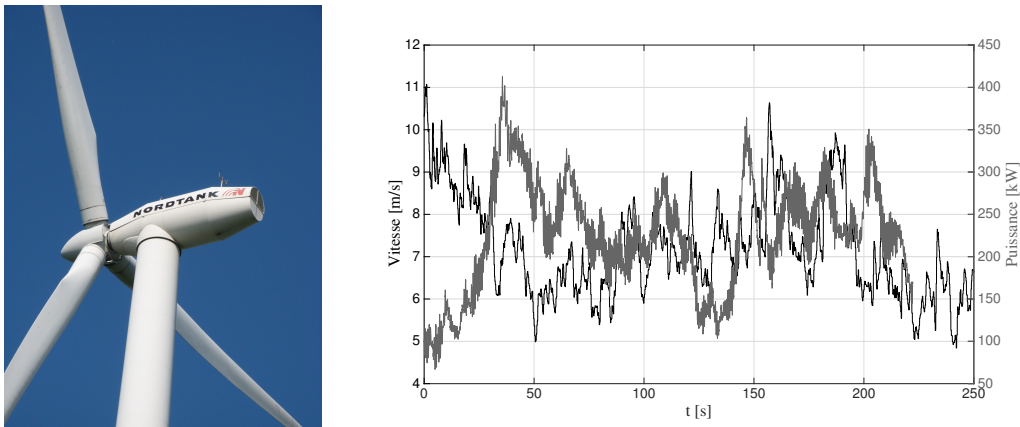


FIGURE 4.6 – L'éolienne Nordtank NTK 500/41 exploitée à l'université DTU au Danemark. On observe à droite un exemple des données enregistrées d'une durée de 250 s. Crédits Photo : Dirk Ingo Franke.

Dans le cadre d'un Master International spécialisé en énergie éolienne à l'université DTU⁵ une éolienne a été instrumentée afin d'être le sujet de travaux de recherche et d'enseignement [Hansen et al., 2006]. L'éolienne produit de la puissance dans les mêmes conditions que les éoliennes commerciales. Les données ont été acquises sur une éolienne on-shore NTK 500/41 de 500 kW située sur le campus universitaire RisØ au Danemark. Cette turbine tri-pales possède un asservissement

5. Danmarks Tekniske Universitet (DTU).

CHAPITRE 4 – APPLICATION À L'ÉNERGIE ÉOLIENNE

contre le décrochage aérodynamique. L'instrumentation permet d'enregistrer des données avec une haute fréquence d'acquisition. A cette fréquence, il est possible d'observer des phénomènes à courte échelle, notamment les rafales qui sont source du phénomène d'intermittence. La fréquence d'échantillonnage est de 37,5 Hz, une fréquence importante si on la compare aux échantillonnage de 10 minutes des éoliennes commerciales. Bien que la quantité de données soit conséquente, ces données sont très fragmentées, non continues (multiples coupures sur une même journée) et possèdent des nombreuses valeurs manquantes.

Les données de production électrique ont été mesurées en simultané avec la vitesse du vent incidente parallèle au rotor. Le temps d'acquisition s'est réalisé sur une période de trois années, entre 2004 et 2006. L'année 2006 possède la meilleure qualité de données de vent et puissance, c'est-à-dire que ces séries temporelles ne possèdent ni de coupures importantes ni des valeurs manquantes sur une même journée de mesure. Il s'agit d'environ 100 jours enregistrés entre janvier et avril 2006. Les données analysées ici correspondent à des journées où l'enregistrement n'a pas de coupures. Les spécifications techniques de l'éolienne sont montrées sur le tableau 4.3. La courbe de puissance et la courbe du coefficient de puissance constructeur ne sont pas disponibles sur le site.

TABLE 4.3 – Spécification techniques de l'éolienne Nordtank.
Source : The Wind Power.

NTK 500/41	
Puissance nominale	500 <i>kW</i>
Diamètre du rotor (D)	41,1 <i>m</i>
Hauteur nacelle	33,8 <i>m</i>
n° de pales	3
Surface balayée	1320,3 <i>m</i> ²
Boîte de vitesse	Oui, 3 étages, rapport 1 : 56
Vitesse de rotation arbre principal (R_a)	27 <i>rad/min</i>
Vitesse de rotation arbre secondaire (R_b)	1500 <i>rad/min</i>
Vitesse de démarrage	4 <i>m/s</i>
Vitesse nominale	14 <i>m/s</i>
Vitesse de coupure	25 <i>m/s</i>
Générateur	ASYNCR 690 <i>V</i> en sortie

4.3.4 Synthèse des données issues de turbines éoliennes

Le jeu de données dont nous disposons possède également d'autres séries temporelles telle que la vitesse de rotation de l'arbre principal, la position angulaire de la nacelle⁶, la puissance réactive Q et dans certains cas la température et la direction du vent. Nous nous sommes limités à l'analyse des données d'entrée (vent) et de sortie (puissance). Nous cherchons l'existence des lois fondamentales qui agissent sur notre système de production d'énergie éolienne sans nous intéresser aux composants d'un tel système. Dans l'ordre chronologique, les données ici présentées ont été obtenues en 2013 pour Nordtank, en 2014 pour InnoVent et en 2016 pour WPD.

L'ensemble des données ainsi que leur propriétés sont synthétisées dans le tableau 4.4. Parmi ces informations, nous pouvons mettre en avant la puissance nominale (P_N) des éoliennes, la fréquence d'échantillonnage fe ainsi que le nombre de points de vent et puissance mesurées sur chacune des éoliennes. En effet, on rappelle que les séries temporelles de vent et puissance ont été enregistrées simultanément. Nous affichons la longueur d'une seule série de données sur la colonne "nb points" du tableau, de la sorte nous donnons implicitement la longueur des deux séries.

TABLE 4.4 – Tableau de synthèse des données éoliennes.

Vent et Puissance en simultannée								
Eolienne	$P_n[kW]$	$fe[Hz]$	$\langle U \rangle$	$\langle P \rangle$	$\sigma(U)$	$\sigma(P)$	années	nb points
InnoVent	900	1/600	7.45	282.88	3.38	271.16	2013-2015	157.680
			7.2	274.3	3.2	263.2	2013	52.560
			7.3	264,9	3,3	261.1	2014	52.560
			7.2	309.3	3.6	286.3	2015	52.560
WPD	2000	1/600	5,7	452,6	2,47	491,8	2015	52.672
Nordtank	500	37,5	7,53	85,89	4,24	127,07	2004-2006	237.380.362
			7.93	141.70	4.01	182.75	2004	37.505.804
			9,76	4,44	5,21	15,01	2005	77.911.015
			5,98	120,76	2,65	120,84	2006	121.963.543

Une année de mesure correspond à environs 52.000 points de mesures pour un échantillonnage d'une période de 10 min. Dans le cas des données Nordtank, nous rappelons qu'en raison de la haute fréquence d'échantillonnage, l'analyse de telles données impose des temps de calculs considérables. Remarquons qu'on dispose d'environ 240 millions de points de mesure. Comme élément de comparaison, une journée d'acquisition à cette fréquence représente environ 60 années de mesures échantillonnées à 10 min. Cependant, comme il a été précédemment discuté, c'est l'année 2006

6. En anglais : the Yaw system.

CHAPITRE 4 – APPLICATION À L'ÉNERGIE ÉOLIENNE

qui dispose d'une meilleure qualité de données de vent et puissance. La figure 4.7 renseigne sur la situation géographique des éoliennes au Danemark et en France.

La prochaine section présentera l'application des différentes analyses introduites au chapitre 2. Il ne s'agit pas d'une application systématique de toutes les méthodes sur l'ensemble des données. Nous cherchons à caractériser les propriétaires scalaires et multifractales dans l'objectif d'appliquer ces informations sur les modèles de prévisions présentées dans la section 4.8.

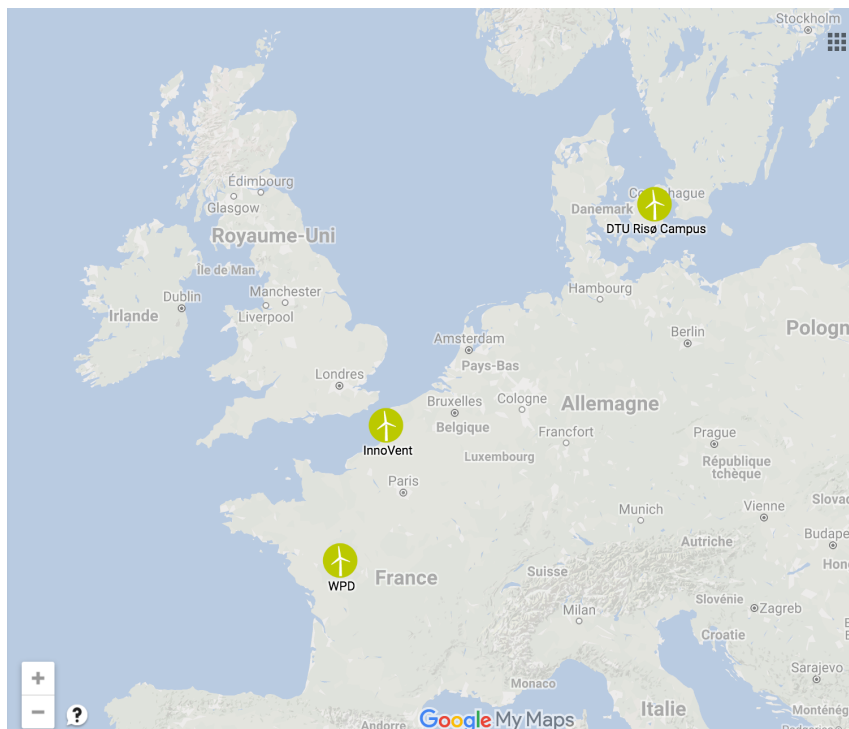


FIGURE 4.7 – Emplacement des éoliennes Nordtank (RisØ), InnoVent (Lefaux) et WPD (Maine-et-Loire). Crédits : Google Maps.

4.4 Comportement des éoliennes

Nous analyserons au cas par cas le comportement des différentes éoliennes composant notre base de données, en particulier la relation entre le vent et la puissance.

La puissance d'une éolienne varie en fonction de la vitesse du vent. L'énergie cinétique du vent est transformée en énergie mécanique par la rotation de l'arbre moteur. Celui-ci génère en bout de chaîne de la puissance électrique à partir du générateur de l'éolienne. Nous nous intéressons à déterminer des lois fondamentales

du système éolien à partir des caractéristiques scalaires, spectrales et multi-échelles propres à l'entrée et sortie de ce système.

4.4.1 La fonction de transfert

Une éolienne peut être représentée par une fonction de transfert entre l'entrée et la sortie de cet aérogénérateur. Grâce à cette fonction, on peut visualiser la transformation de l'énergie qui traverse la turbine éolienne. Dans Durán Medina, Schmitt and Calif [2015] par exemple, les données d'Innovent ont été utilisées pour décomposer cette fonction de transfert en deux sous fonctions : la première entre le vent et la vitesse angulaire de l'arbre moteur et la deuxième entre cette vitesse de rotation et la puissance (cf. Publications). De manière générale, on s'intéresse en particulier à la fonction transfert qui relie la vitesse du vent et la puissance. Cette fonction est connue comme la courbe de puissance (cf. figure 4.8). Cette courbe $P(U)$ représente la puissance générée à partir de la vitesse mesurée sur la nacelle de l'éolienne et dépend de l'échelle d'échantillonnage. Les figures 4.3 et 4.5 montrent des courbes de puissance estimées par le constructeur ENERCON. Celles-ci ont été estimées à partir de test en conditions réelles de production dont le protocole standardisé est décrit dans AWEA (1988) et IEC (2005). A partir de cette courbe, il est possible de réaliser une première prévision "statistique" de la production d'énergie sans considérer l'ensemble des composants qui constituent le mécanisme d'une éolienne. Bien que cette courbe est estimée en générale sur une année de mesures, il est possible d'établir cette courbe de puissance empirique à partir d'une journée de mesures si l'enregistrement se réalise à une haute fréquence [Rauh et al., 2007].

4.4.2 Lois de puissance

Nous nous intéressons ici à cette loi de puissance $P(U)$ entre le vent et la puissance. Ici, les classes⁷ du vent ont été choisies pour une taille de 0,2 m/s. Ceci correspond à la résolution moyenne des capteur de vitesse utilisées dans l'industrie. Afin de mieux caractériser cette courbe de puissance statique, on considère les 3 percentiles classiques (10, 50 et 90) ainsi que la moyenne. La puissance générée par le vent suit une loi de puissance cubique [Manwell et al., 2010]. Considérons le volume d'air qui traverse la surface A balayée par une éolienne pendant un temps t : ce volume s'écrit $vol = A\ell$ où ℓ est la distance parcourue. En supposant le vent uniforme : $\ell = Ut$, on obtient $vol = AUt$. La masse déplacée par ce volume est $m = \rho AUt$ où ρ est la masse volumique de l'air ($\rho = 1,225 \text{ kg/m}^3$). L'énergie cinétique associée à cette masse s'écrit $E = 1/2 mU^2$ et la puissance est $P = E/t$. On a l'expression de la puissance générée dans un volume d'air vol pendant un temps t :

7. "Bins" en anglais

CHAPITRE 4 – APPLICATION À L'ÉNERGIE ÉOLIENNE

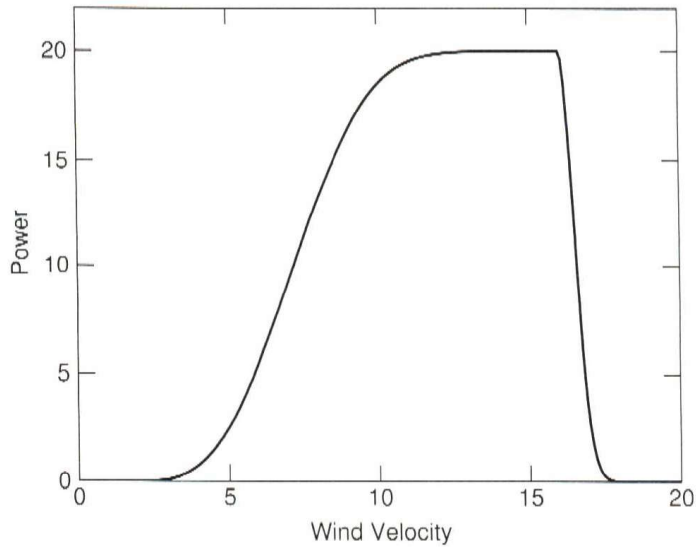


FIGURE 4.8 – Exemple de courbe de puissance moyenne (unités arbitraires). Nous pouvons diviser cette fonction en quatre zones. La production de puissance est nulle pour les faibles valeurs de vitesse du vent. A partir de la vitesse de démarrage (ici 3 m/s), l'éolienne commence à produire de la puissance. Après ce seuil de vitesse, il existe une loi de puissance cubique valable jusqu'à atteindre le seuil de puissance nominale P_N pour $U \approx 10$ m/s. Le plateau de puissance caractérise un asservissement de l'angle d'attaque. Cette production constante est interrompue pour des vitesses du vent supérieures à 16 m/s. En effet, le système de protection de l'éolienne arrête la production qui devient nulle d'où cette décroissance soudaine. Ce système évite les charges dynamiques importantes provoqués par des fortes rafales de vent. Source : [Schmitt and Huang, 2016].

$$P = \frac{E}{t} = \frac{1}{2} \frac{mU^2}{t} = \frac{1}{2} \frac{\rho A U t}{t} U^2 = \frac{1}{2} \rho A U^3 \quad (4.2)$$

Il faut noter que cette estimation de la puissance générée par le vent suppose que la vitesse est uniforme sur toute la surface A , ce qui n'est pas le cas en turbulence.

Une partie de la puissance générée par l'air est captée par les pales d'une turbine éolienne. En effet, il y a des pertes, les pales ne captent évidemment pas tout l'air qui les traverse. On introduit dans un coefficient C_p ($0 < C_p < 1$) et on note alors la puissance générée par une éolienne de la façon suivante [Burton et al., 2001] :

$$P(U) = \frac{1}{2} \rho C_p A U^3 \quad (4.3)$$

Cette équation est uniquement valable sur un intervalle de vitesses. Celui-ci est

4.4. Comportement des éoliennes

compris entre la vitesse de démarrage⁸ (~ 4 m/s) et la vitesse à laquelle l'éolienne atteint la puissance nominale⁹. La limite de Betz¹⁰ indique que la puissance théorique maximale de l'équation 4.4 est égale à $16/27$ de la puissance disponible dans le vent de l'équation 4.3 (soit 59%).

La courbe de puissance reste cependant un outil incomplet. Des efforts se centrent sur la modélisation et l'amélioration de cette courbe [Calif and Schmitt, 2012]. L'intégration du taux de turbulence par exemple, améliore l'estimation de la fonction $P(U)$ malgré la présence de mesures bruitées issues de conditions particulières du vent [Böttcher et al., 2007b]. Dans Gottschall and Peinke [2008], une autre approche dynamique permet l'estimation de l'état stationnaire (méthode des points fixes) à partir de l'isolation de la partie déterministe de la turbine éolienne.

Loi de puissance Nordtank

La figure 4.9 illustre les courbes de puissance de l'éolienne Nordtank séparées par année mais également sur les trois années de mesures assemblées. L'année 2004 (cf. fig. 4.9b) ne décrit pas de loi de puissance sur la courbe moyenne comme celle montrée sur la figure 4.8. On observe cependant une loi de puissance pour la médiane et le percentile 90. Cela indique la présence de basses valeurs de puissance qui modifie l'allure de la fonction de transfert moyenne. De plus, bien que la puissance nominale de l'éolienne soit de 500 kW, on observe sur le percentile 90 que ce seuil est dépassé (jusqu'à 600 kW). L'année 2005 (cf. fig. 4.9c) est une basse de données très fragmentée et irrégulière qui génère des variations importantes. À cela on peut ajouter que la courbe moyenne montre une faible production en dessous de 10 kW en raison de la récurrence de la puissance nulle récurrente sur un grand nombre d'intervalles. La haute fréquence d'acquisition amplifie également ces effets.

On identifie sur l'année 2006, la courbe de puissance moyenne telle qu'elle a été définie sur la figure 4.8. Les valeurs particulières caractérisant la courbe de puissance moyenne sont clairement définies en raison de l'homogénéité des enregistrements sur 100 jours (cf. fig. 4.9d). En effet on identifie la vitesse de démarrage à $\approx 3,8$ m/s et à $\approx 17,6$ m/s l'éolienne atteint sa puissance nominale. La fonction moyenne $P(U)$, ainsi que le percentile 50 de l'année 2006 suivent une allure similaire en opposition aux années 2004 et 2005.

On a vu plus haut que si l'on suppose un vent homogène sur la surface balayée, la puissance produite est proportionnelle au cube de la vitesse. Nous pouvons tester

8. En anglais : the cut-in wind.

9. En anglais : the rated power.

10. Du physicien allemande Albert Betz [1885-1968]. Il a été un pionnier concernant les turbines éoliennes.

CHAPITRE 4 – APPLICATION À L'ÉNERGIE ÉOLIENNE

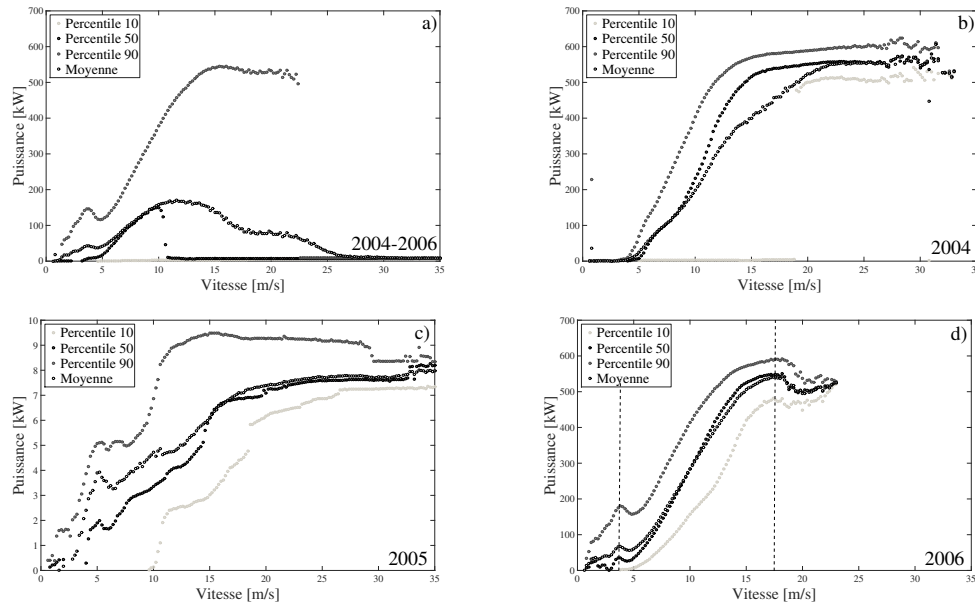


FIGURE 4.9 – Courbes de puissance de l'éolienne Nordtank.

a) Courbe de puissance estimée sur les données 2004-2006. La moyenne de toutes les années ne dépasse pas le seuil des 200 kW. Les données très fragmentées et la haute fréquence d'acquisitions produisent une sous-estimation de cette fonction de transfert moyenne. En effet, la courbe de puissance dépend également de l'échelle d'échantillonnage. Le percentile 90 présente cependant, l'allure de la fonction $P(U)$.

b) La courbes de puissance moyenne (2004) ne décrit pas de loi de puissance cubique, ceci est dû aux fortes variations des données et aux faibles valeurs de puissance dans ce jeu de données. Au contraire, le percentile 50 et 90 montrent les vitesses de démarrage et une loi de puissance.

c) L'année 2005 est caractérisée par des données très fragmentées et irrégulières. Cela provoque un grand écart entre les mesures à haute fréquence. Elle est également caractérisée par une très faible production de puissance. Cette production provoque cette diminution de la courbe de puissance moyenne observée dans le cas a.

d) La courbe de puissance moyenne et le percentile 50 ont des allures très proches. On remarque une loi de puissance dans l'intervalle de vitesse $U \in [3, 8; 17, 6]$ m/s (trait discontinu noir). Les percentiles 10 et 90 suivent également cette allure. Il s'agit de la base de données la moins fragmentée composée d'environ une centaine de jours (janvier à avril 2006).

ceci, et écrire plus généralement :

$$P(U) = kV^\alpha \quad (4.4)$$

où k est une constante et α un exposant de loi de puissance. La figure 4.10 montre

4.4. Comportement des éoliennes

la courbe de puissance moyenne 2006 en échelle log-log. On obtient $\alpha = 2,39 \pm 0.002$, valable dans l'intervalle $U \in [5; 10]$ m/s.

Cette valeur est bien en dessous de la valeur théorique $\alpha_{th} = 3$. On peut justifier cette valeur en considérant que la valeur théorique est estimée à partir d'une vitesse moyenne supposée constante. En réalité, la vitesse du vent fluctue énormément en raison de la turbulence. Finalement la figure 4.9a regroupe toutes les données. La courbe moyenne de puissance est affectée par la très faible production de l'année 2005. Cette fonction de transfert décrit une faible production en dessous de 200 kW.

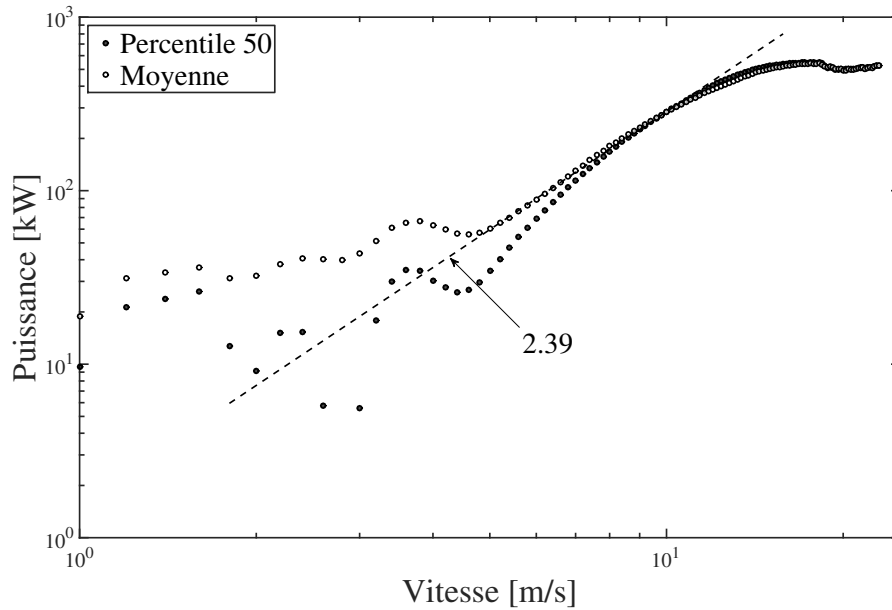


FIGURE 4.10 – Courbe de puissance (année 2006) de l'éolienne Nordtank en échelle log-log. On observe une loi de puissance avec $\alpha = 2,39 \pm 0.002$, en dessous de la loi cubique prédite par la théorie.

Loi de puissance WPD et InnoVent.

Nous avons fait le choix de regrouper ces éoliennes en raison de leur technologie similaire fabriquées par le même constructeur. La figure 4.11 montre les courbes de puissance $P(U)$ (indices a_1 et b_1) et les lois de puissance mises en évidence par le changement d'échelle en log-log (indices a_2 et b_2). La courbe de puissance moyenne des deux éoliennes est adjacente aux courbes des percentiles. Cela peut indiquer une base de données homogènes en comparaison aux courbes obtenues de l'éolienne Nordtank (cf. fig.4.9). La fonction moyenne $P(U)$ montre dans le cas b_1 une dispersion très fluctuante sur les vent supérieurs à 13 m/s caractéristique du décrochage dynamique. L'éolienne WPD est moins affectée par ce décrochage (cf. fig. 4.11 a_1).

CHAPITRE 4 – APPLICATION À L'ÉNERGIE ÉOLIENNE

On peut supposer que la taille de l'éolienne WPD qui est plus puissante, limite les effets du décrochage possiblement en raison de son inertie. En effet, le rapport entre le diamètre de ce rotor (E-82) et celui du modèle E-44 est proche du double. Dans ce sens, on observe également une loi de puissance proche du α_{th} avec $\alpha = 3.03 \pm 0.006$. L'éolienne InnoVent a pour sa part, une sur-estimation de ce coefficient de puissance 3.29 ± 0.003 de la courbe moyenne de puissance. Le tableau 4.5 résume l'ensemble des lois de puissance α ici exposées.

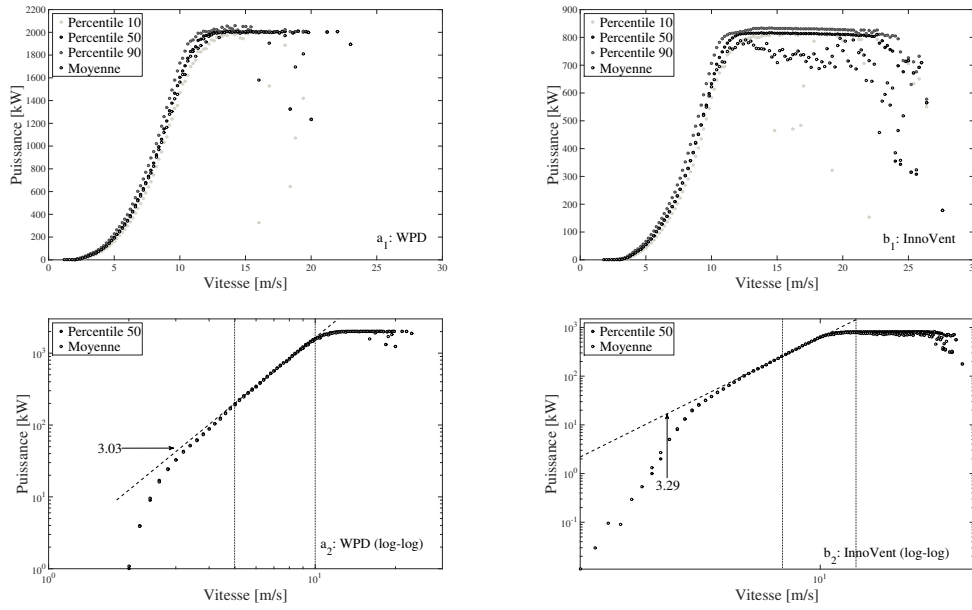


FIGURE 4.11 – Courbes de puissance de l'éolienne WPD et InnoVent, a_1 et b_1 respectivement. Les courbes de puissance en échelle log-log de ces éoliennes (a_2 et b_2) permettent d'estimer les loi de puissance α correspondantes. Dans le cas a_2 , le coefficient $\alpha \approx 3.03$ respecte le coefficient théorique $\alpha_{th} = 3$. Le cas b_2 présente le cas inverse, le coefficient $\alpha \approx 3.29$ est au dessus de la vitesse théorique.

TABLE 4.5 – Résultats

Site	TT(%)	α
InnoVent	45	3.29 ± 0.0031
WPD	43	3.03 ± 0.0061
RisØ	56	2.29 ± 0.002

4.4.3 Fonction de probabilité de vent et la puissance

L'analyse statistique peut être utilisée pour déterminer le potentiel énergétique du vent à un endroit en particulier. Ces études préalables à la construction peuvent être par la suite vérifiées après l'installation de l'éolienne. Les méthodes pour l'analyse des données sont nombreuses [Justus et al., 1978; Johnson, 1985; Rohatgi et al., 1994]. Les méthodes ici présentées sont les courbes de puissance moyennes (cf. section suivant 4.4.2) et la densité de probabilité définie dans la section 2.4.1.

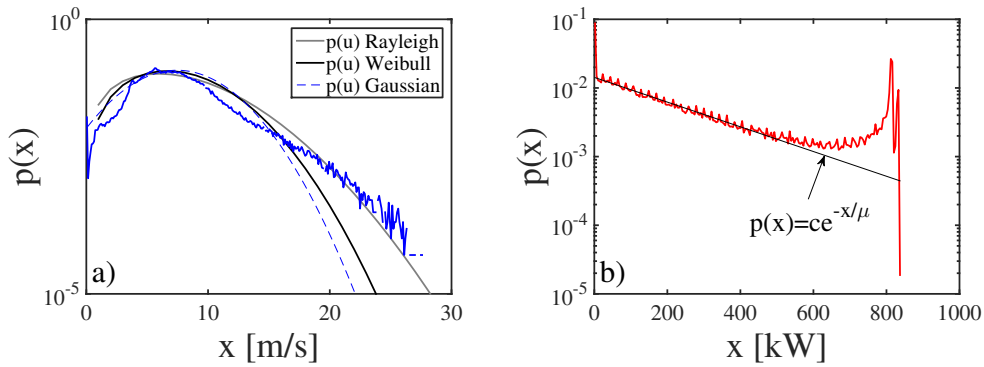


FIGURE 4.12 – Eolienne InnoVent. a) Densité de probabilité de la vitesse appliquée sur les trois années de mesure (trait bleue). L'ajustement Gaussien est représenté par un trait discontinu bleu. Les vitesses comprises entre 5 et 10 m/s sont plus récurrentes. Les distributions de Rayleigh et de Weibull sont également superposées. Les trois estimations théoriques donnent une mauvaise approximation en comparaison avec la fonction $p(x)$. En effet, il y a un écart important sur les événements extrêmes au delà de 20 m/s. b) Densité de probabilité de la puissance. La probabilité maximale se situe proche d'une puissance nulle. Pour un intervalle $x \in [10; 500]$ kW, la fonction décrit une décroissance qui suit une Loi exponentielle avec $c = 0.0143$ et $\mu = 283$. A 800 kW il existe un pic, cette puissance correspond à la puissance nominale de l'éolienne. Le plateau présenté sur la courbe de puissance (cf. figure 4.11) explique cette augmentation soudaine. Un asservissement maintient cette puissance P_N en régulant l'angle d'attaque des pales.

La densité de probabilité décrit la distribution du vent et de puissance, c'est-à-dire la fréquence d'apparition d'un événement. Deux fonctions empiriques sont particulièrement utilisés dans le milieu industriel : la distribution de Weibull et de Rayleigh (cf. section 2.4.2). Ces ajustements obéissent à une distribution obtenue empiriquement et ne possèdent donc de base théorique. La distribution de Rayleigh est la plus simple pour déterminer la fonction $p(u)$. Elle a l'avantage de pouvoir être calculée uniquement à partir de la vitesse moyenne du vent. Cette distribution est en réalité, un cas particulier de la fonction de Weibull. La distribution de Weibull

CHAPITRE 4 – APPLICATION À L'ÉNERGIE ÉOLIENNE

dépend de deux paramètres (k, c) qui sont liées aux deux premiers moments statistiques de la vitesse. On obtient la distribution de Rayleigh pour le cas $k = 2$.

On présente les densités de probabilité de la vitesse et puissance des éoliennes InnoVent, WPD et Nordtank sur les figures 4.12, 4.13 et 4.14 respectivement. Dans les trois cas, les densités $p(x)$ de la vitesse décrivent une courbe non Gaussienne. On observe que les vitesses de vent les plus récurrentes se situent en dessous du seuil de 10 m/s. Cependant, les vents plus forts ont été mesurés sur le site de l'éolienne InnoVent. On observe l'apparition d'événements extrêmes pour une vitesse supérieure à 20 m/s. Ces événements sont moins récurrents sur les deux autres sites. Il est possible que ceux-ci soient visibles en raison de la durée supérieure de l'acquisition de données (3 ans) par rapport aux autres sites. Les fortes fluctuations de la vitesses peuvent être dues à des événements météorologiques particuliers tels que les orages. On rappelle que ces variations se produisent également à plusieurs échelles telles que les rafales qui se caractérisent par une augmentation soudaine de la vitesse instantanée du vent sur une courte échelle de temps.

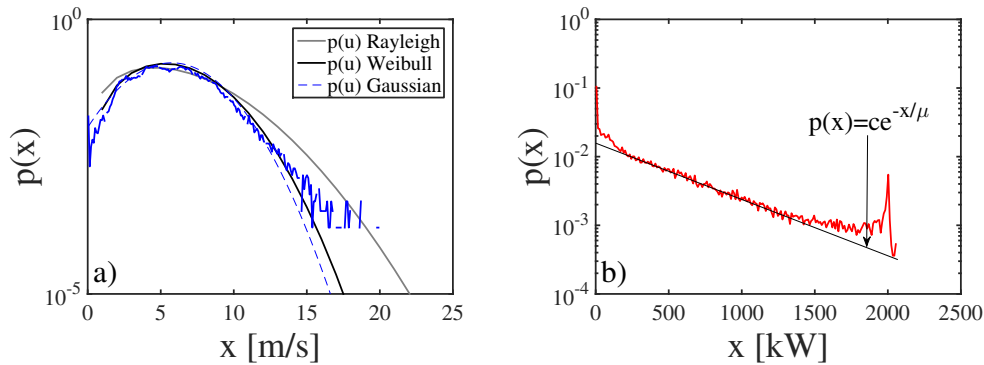


FIGURE 4.13 – Eolienne WPD. a) Densité de probabilité de la vitesse appliquée sur une année de mesure (trait bleu). Le trait discontinu bleu montre que cette distribution est non Gaussienne. Les distributions de Weibull et Rayleigh donnent un mauvais ajustement en particulier sur les valeurs extrêmes. Les 3 distributions indiquent bien cependant, l'intervalle où $p(x)$ est maximale $x \in [3; 8]$ m/s. Dans cet intervalle, on observe les valeurs de vitesses le plus récurrentes. b) Densité de probabilité de la puissance. La production de puissance nulle produit un pic sur la fonction $p(x)$. La densité de probabilité décrit ensuite une décroissance qui suit une Loi exponentielle avec $c = 0.0157$ et $\mu = 453$. Le deuxième pic aux alentours de la puissance nominale (2 MW) correspond au plateau de puissance montré sur la courbe de puissance.

Concernant les densités de probabilité de vitesse enregistrés par les éoliennes InnoVent et WPD, les distributions de Gauss, Weibull et Rayleigh présentent un

4.4. Comportement des éoliennes

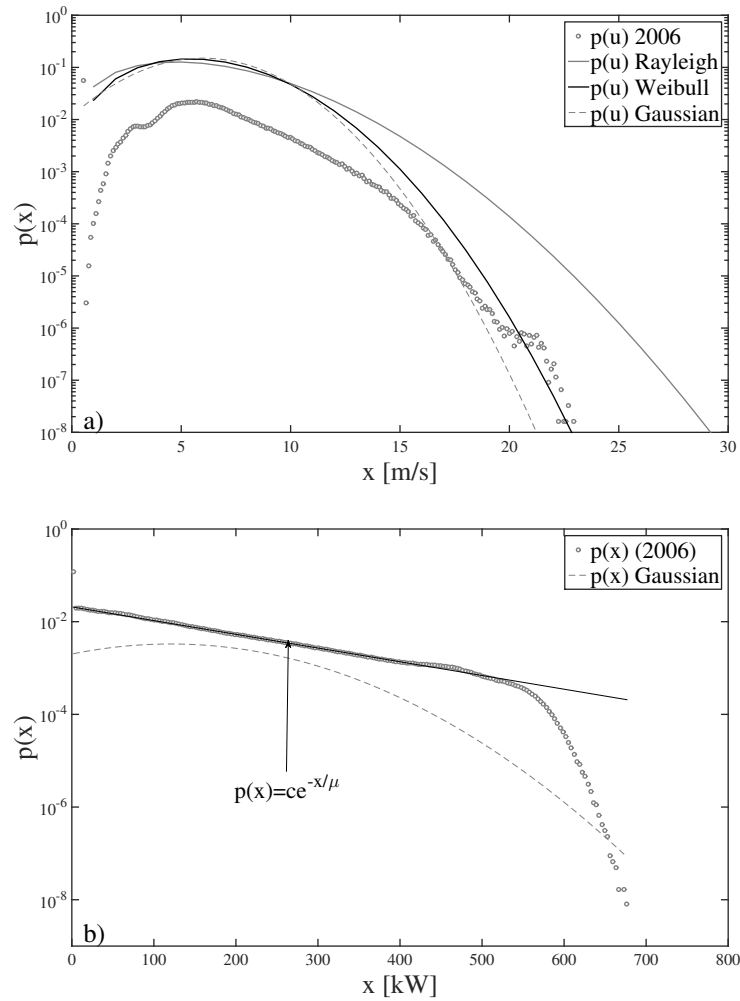


FIGURE 4.14 – Eolienne Nordtank. a) Densité de probabilité de la vitesse appliquée l’année 2006. Ces trois distribution montrent une mauvaise surestimation de la fonction $p(x)$. La vitesse de vent plus récurrente se situe aux alentours de 5 m/s. b) Densité de probabilité de la puissance. On observe une fonction décroissante de 0 jusqu’à 550 kW. Cette fonction suit une Loi exponentielle avec $c=0.0209$ et $\mu = 121$. La densité de probabilité Gaussienne ne s’ajuste pas à la fonction $p(u)$.

mauvais ajustement de la densité de probabilité $p(u)$. Bien que les trois distributions donnent une bonne indication de l’intervalle où la fonction est maximale, ces distributions ne s’ajustent pas aux valeurs extrêmes pour des vitesses importantes.

Les données acquises à très haute fréquence d’acquisition ont une dynamique différente. Les densités de probabilité de l’éolienne Nordtank pour toutes les années sont disponibles dans l’annexe D. Ici, la fonction $p(u)$ de l’éolienne Nordtank est uniquement considérée sur l’année 2006. Elle décrit également une courbe non

CHAPITRE 4 – APPLICATION À L'ÉNERGIE ÉOLIENNE

Gaussienne dont le maximum se situe aux alentours de 5 m/s. La richesse de la haute fréquence s'observe en partie sur l'étendu verticale sur 6 décades. La fonction de Weibull donne un meilleur ajustement, cette courbe suit l'allure de la fonction estimée à partir des données en particulier sur les événements extrêmes. On retrouve une sur-estimation de cette dernière dans les trois distributions théoriques.

Pour les trois sites, la densité de probabilité de puissance décrit une loi exponentielle vérifiée sur un intervalle situé sur des valeurs basses de puissance. Cette loi exponentielle en échelle log-lin (cf. fig. 4.14) est de la forme :

$$p(x) = ce^{-x/\mu} \quad (4.5)$$

Cette loi de probabilité fait intervenir le paramètre μ qui correspond à une valeur proche de la valeur moyenne de chaque série temporelle de puissance (cf. tableau de synthèse 4.4).

Par ailleurs, les éoliennes InnoVent et WPD de technologie analogue montrent deux puissances récurrentes représentés par 2 pics de la fonction $p(x)$. Le premier pic se produit à une puissance proche de zéro. Ce pic correspond à la valeur maximale de la fonction $p(x)$. Cela suppose que la production nulle est récurrente pour ces éoliennes, cette production très faible dépend également de la vitesse de démarrage et de la vitesse de coupure comme on l'a discuté à la section 4.4.2. Le deuxième pic se situe à proximité de la valeur de la puissance nominale P_N de l'éolienne. Cette augmentation soudaine peut s'expliquer par la présence d'un asservissement de position qui régule l'angle d'attaque des pales¹¹. Cet asservissement a une double fonction, il s'agit d'éviter le décrochage dynamique en maintenant une production de puissance maximale. Cette caractéristique technologique est visible sur le plateau présent sur la courbe de puissance (de la figure 4.11). L'éolienne Nordtank ne possède pas ce plateau sur sa courbe de puissance moyenne (de la figure 4.9), ceci peut indiquer l'absence d'un tel système.

La densité de probabilité des increments de la vitesse permet d'étudier l'intermittence du vent. En effet, la récurrence de ces changements brefs et soudains de la vitesse présentes à plusieurs échelles peut être analysées grâce à cette fonction. La caractérisation statistique et dynamique de ces increments multi-échelles de vitesse a été le sujet de multiples travaux de recherche [Böttcher et al., 2003, 2007a; Kamps, 2014]. La dynamique de ces variations brusques de vitesse et leur temps caractéristiques ont été étudiés dans Schmitt [2007b] pour une fréquence d'acquisition de 10 Hz. Ces changements soudains impliquent une charge supplémentaire sur la mécanique de l'éolienne [Bierbooms and Cheng, 2002] qui augmente l'usure de ses

11. En anglais : "pitch-regulated".

composants. La figure 4.15 illustre cette fonction appliquée aux données de vent de trois éoliennes ici étudiées. L'échelle considérée τ est la fréquence d'acquisition f_e à 10 min. Ces distributions sont caractérisées par des extrémités situées loin de la valeur centrale maximale. L'ajustement Gaussien (illustré en trait discontinu fin) montre que cette fonction $p(\delta u/\sigma)$ ne suit pas de loi normale en raison des statistiques complexes liées à ce phénomène. Si on effectuait un changement d'échelle $\tau < 1/f_e$, la densité de probabilité des grandes aux petites échelles auraient la même allure, à l'exception des extrêmes qui seraient de plus en plus étendus¹² [Böttcher et al., 2007a]. De même, la fonction $p(\delta P/\sigma)$ des incréments de puissance possède également les mêmes propriétés statistiques [Milan et al., 2014]. Dans le cadre des modèles multifractales de cascade, la densité de probabilité des incréments de vitesse est fortement non-gaussienne et dépend de l'incrément considéré [Frisch, 1995].

4.4.4 Densité de probabilité conditionnelle de la puissance conditionnée au vent

La courbe de puissance stationnaire donne une relation entre l'entrée et la sortie d'une éolienne. Elle peut être utilisée comme un premier outil indicatif de prévision instantanée. Dans ce sens, l'amélioration de cette fonction de transfert a été l'objet de plusieurs travaux de recherche. En effet, la courbe de puissance est une moyenne lisse les fortes variations de la vitesse et la puissance générée par la turbulence [Sheinman and Rosen, 1992; Rosen and Sheinman, 1994].

On propose ici une méthode qui exploite d'une part la densité de probabilité précédemment étudiée (cf. section 4.4.3) et d'autre, la simultanéité des mesures d'entrée et sortie. La densité de probabilité conditionnelle définie dans la section 2.4.3 eq. 2.68, permet d'estimer la fonction $p(x)$ d'une variable x à partir d'une information complémentaire contenue dans la variable y . On considère par un exemple la probabilité qu'un dé tombe sur un numéro. Cette probabilité sera différente si on considère l'information complémentaire que le dés est truqué. La dépendance de x par rapport à y est nécessaire. Le jeu de données vent et puissance satisfait cette condition. A partir de la densité de probabilité conditionnelle, on peut établir une nouvelle méthode pour estimer une nouvelle courbe de puissance (cf. section 4.4.2).

L'application de cette méthode nécessite deux analyses préalables. La première est l'estimation de la probabilité d'avoir en simultanée le couple x et y . De manière similaire du choix de classes du vent de 0,2 m/s (cf. section 4.4.2), on considère des classes de puissance d'une longueur de 5 kW afin de réaliser un grillage. On estime la probabilités $p(x, y)$ que les données de vent x et la puissance y correspon-

12. En anglais : "heavy-tailed".

CHAPITRE 4 – APPLICATION À L'ÉNERGIE ÉOLIENNE

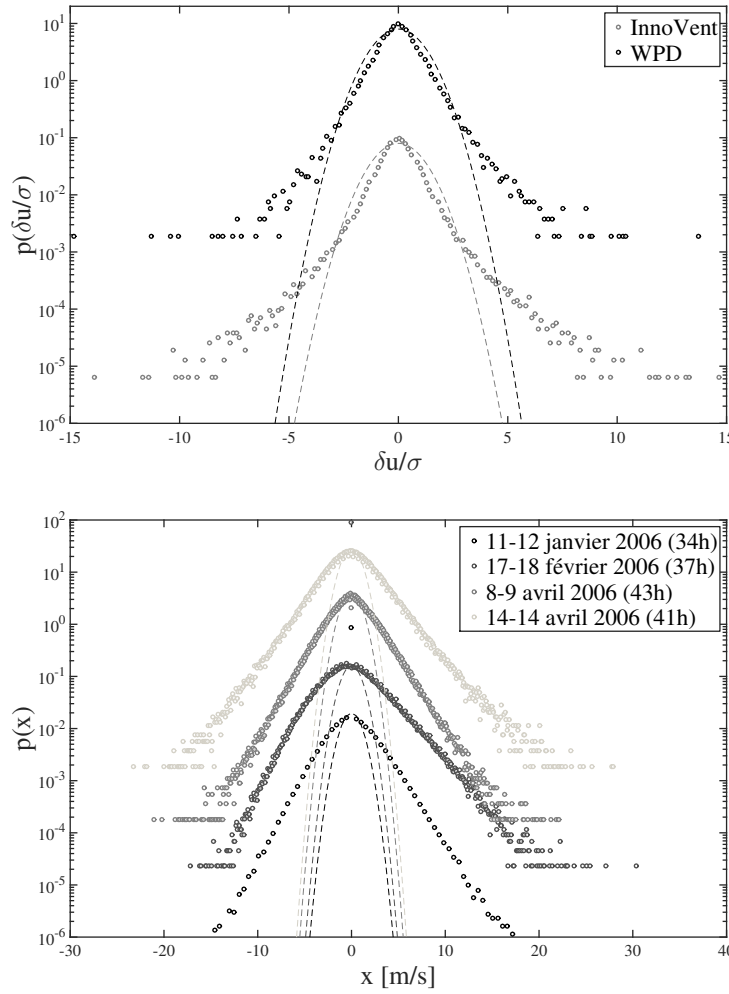


FIGURE 4.15 – Densité de probabilité appliquée aux increments de la vitesse δu à une échelle de 10 min. a) Les éoliennes WPD et InnoVent présentent des extrêmes loins de la valeur centrale. Un décalage a été appliqué sur la distribution InnoVent pour des raisons de visibilité. La fonction est fortement non Gaussienne. Les valeurs extrêmes représentent les rafales produits à cette échelle. b) La fonction $p(\delta u/\sigma)$ des increments a été appliquée à 4 jeux de données du vent enregistrées à très haute fréquence. Un décalage sur l'axe des ordonnées a été également appliqué sur les distributions. Les distributions sont fortement non Gaussiennes. La haute fréquence d'échantillonnage permet de visualiser les valeurs extrêmes sur une gamme ample de vitesses $[-30; 30]$.

dante se situent à l'intérieur de chacune de ces grilles comme l'illustre la figure 4.16. Cette probabilité est également représentée sous forme d'un relief 3D où on observe facilement la probabilité maximale qui se situe pour des faibles valeurs de vent et puissance ($U < 6$ m/s et $P < 200$ kW respectivement). On retrouve la courbe de puissance stationnaire sur le plan xOy . La deuxième analyse correspond au calcul de la densité de probabilité du vent $p(u)$ (cf. figure 4.12).

4.4. Comportement des éoliennes

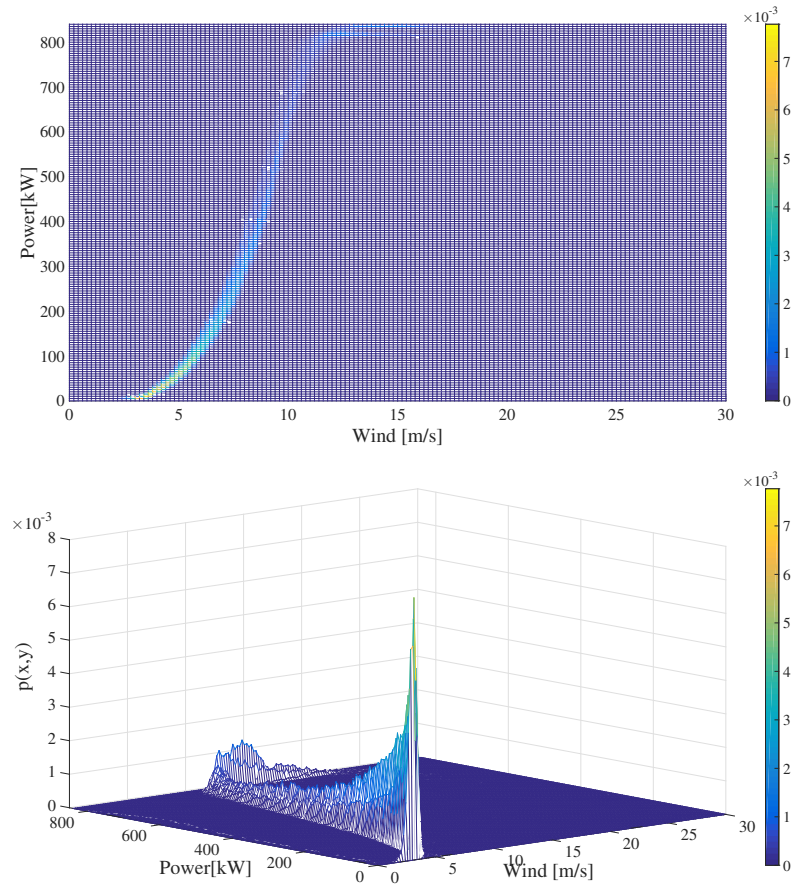


FIGURE 4.16 – Grillage avec une taille 0,2 m/s fois 5 kW pour chaque grille. On estime la probabilité $p(x, y)$ que la vitesse et leur respective puissance de l'éolienne InnoVent se situe l'intérieur de chaque grille. On remarque sur le plan xy la courbe de puissance stationnaire étudié dans 4.4.2. On observe que la probabilité maximale se situe pour des faibles rang de vitesse $U < 6$ m/s et des valeurs faibles de puissance $P < 200$ kW.

A partir de ces analyses, on calcule la densité de probabilité conditionnelle à partir de l'équation 2.68. La figure 4.17 montre les résultats obtenus à partir des données InnoVent. La figure 4.17a) montre les densités de probabilité de puissance conditionné à 4 vitesse de vent ξ . Pour une vitesse moyenne $\langle u \rangle = 7,46$ m/s par exemple, on obtient une probabilité $p_{\xi}(x)$ d'avoir une puissance sur un rang entre 185 à 330 kW avec un maximum à 235 kW. La probabilité de générer une puissance maximale p_{max} pour une vitesse donnée est un indicateur intéressant qui peut être exploité commercialement.

La figure 4.17b) représente dans ce sens, ces probabilités p_{max} en fonction de la

CHAPITRE 4 – APPLICATION À L'ÉNERGIE ÉOLIENNE

vitesse considérée ξ en échelle log-log. On peut diviser cette courbe en trois zones caractéristiques. La première zone montre une fonction p_{max} croissante pour des vent inférieurs à 3 m/s. La probabilité d'avoir une puissance maximale diminue par la suite pour des vents compris dans l'intervalle [3; 10] m/s. Cet intervalle correspond à l'intervalle où il existe une loi de puissance $\alpha \sim 3.29$ (cf. section 4.5). On observe finalement une croissance de la probabilité de générer de la puissance maximale pour des vents supérieurs à 10 m/s. Cette intervalle correspond au plateau de la puissance nominale de l'éolienne. On remarque cependant, que les valeurs tendent vers une asymptote verticale pour $\xi \sim 24$ m/s. Cette limite est créée à partir du terme $1/f_1$ de l'équation 2.68. Ici, le terme $f_1 = p_1$ correspond à la probabilité de mesurer un vent de plus de 20 m/s qui est très faible, de l'ordre de 10^{-5} (cf. figure 4.12). Cette faible probabilité est obtenue en raison de la faible apparition de ces événements extrêmes. En effet, on rappelle que l'échantillonnage correspond à une moyenne toutes les 10 minutes qui efface possiblement la présence de tels phénomènes.

La courbe de puissance statique est estimée à partir de la puissance maximale qui correspond à la probabilité maximale $p_{max}(\xi)$. Dans notre exemple, la probabilité maximale pour le vent moyen correspond à une puissance de 235 kW. On relève les valeurs de puissance correspondant à ces probabilités maximales. La figure 4.18 montre la superposition entre la courbe de puissance obtenue par cette méthode et les courbes de puissance moyennes étudiées dans la section 4.4.2. A l'exception des vents supérieurs à 15 m/s, on observe une correspondance cohérente entre ces courbes. On est capable d'identifier les vitesse caractéristiques de démarrage et la vitesse du vent à partir de laquelle la puissance est nominale P_N . Pour une vitesse supérieur à 15 m/s, la courbe $P(U)$ est très fluctuante. Cette méthode définit une nouvelle courbe de puissance. En effet, elle correspond à la puissance la plus probable de mesurer pour une vitesse donnée.

Cette méthode cependant, est conditionnée par la vitesse du vent caractéristique à un emplacement donné pour une éolienne particulière. La densité conditionnelle ne répond pas au souci de standardisation puisqu'elle ne peut pas être généralisée pour une éolienne quelconque installée à un endroit quelconque. Le problème de standardisation de cette méthode de "prévision" reste une problématique lié à l'intensité de turbulence du vent et à la complexité du terrain (cf. section 4.4).

4.4. Comportement des éoliennes

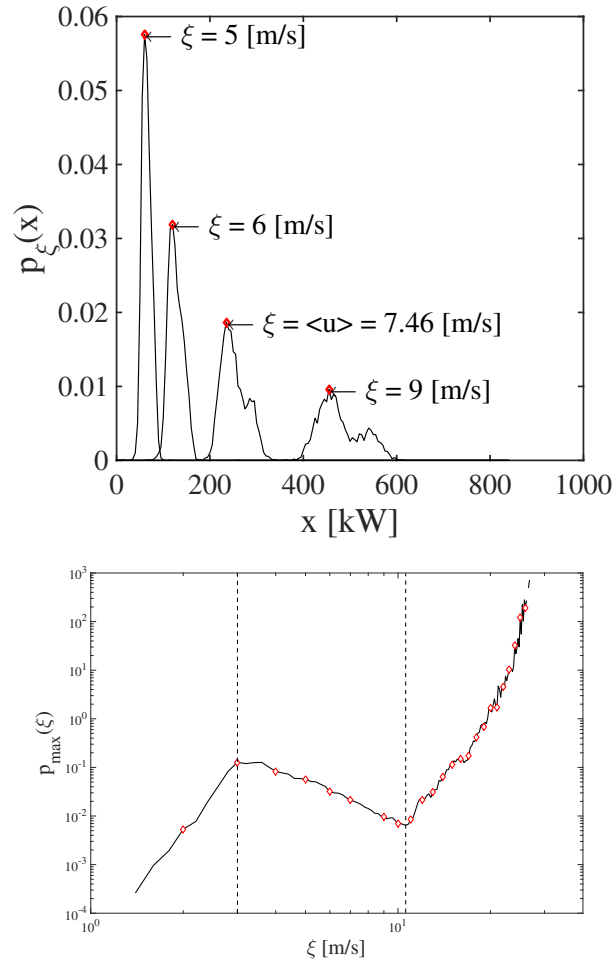


FIGURE 4.17 – a) Densité de probabilité de la puissance générée par l'éolienne InnoVent conditionnée à la vitesse du vent. Quatre vitesses de vent ξ sont considérées dont la vitesse moyenne. On observe par exemple pour cette dernière, une probabilité maximale $p_{\max}(\xi)$ d'avoir une puissance proche de 235 kW. b) Probabilités maximales $p_{\max}$ pour une vitesse donnée ξ en échelle log-log. On peut diviser cette fonction en trois zones caractéristiques. Pour des vitesses inférieures à 4 m/s, on observe une fonction croissante qui correspond aux vitesses de démarrage de l'éolienne. Cette fonction décroît lorsque la courbe de puissance décrit la loi de puissance "cubique". La probabilité de générer une puissance maximale augmente enfin et tend à une fonction asymptotique verticale. La probabilité est maximale bien que ce résultat est possiblement obtenu en raison d'une très faible probabilité de mesurer une vitesse supérieure à 20 m/s.

CHAPITRE 4 – APPLICATION À L'ÉNERGIE ÉOLIENNE

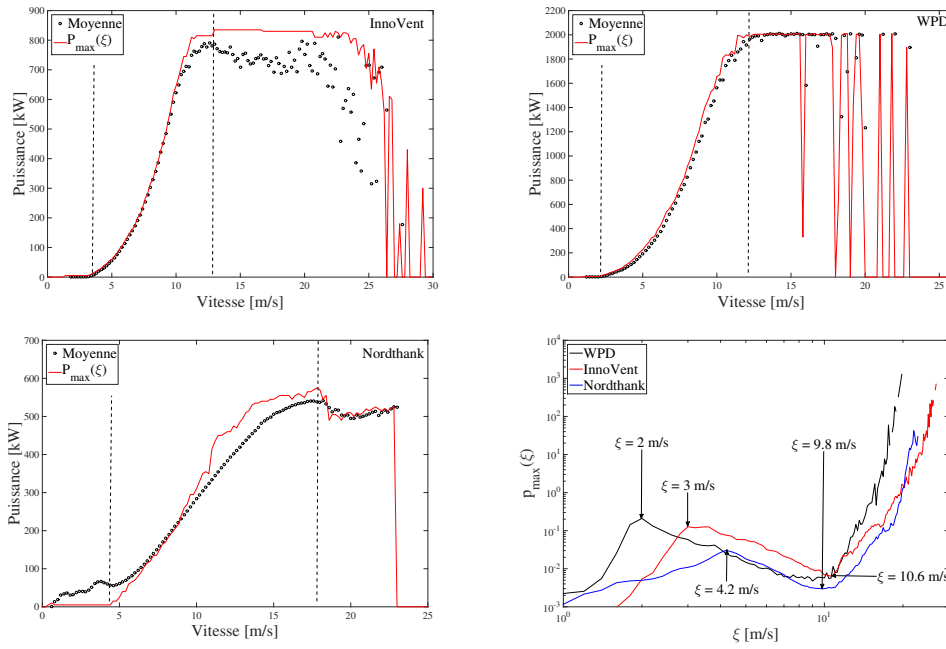


FIGURE 4.18 – Courbes de puissance créées à partir de la densité de probabilité conditionné. La figure présente la superposition entre cette courbe et celle obtenue à partir des valeurs moyennes. La correspondance entre les courbes est clairement observée à l'exception des vents forts où cette courbe est très fluctuante. La durée d'enregistrement des données InnoVent (3 années) permet un meilleur résultat sur sa courbe de puissance. Ceci est l'effet du nombre de points plus important qui donne une meilleure résolution statistique. Dans ce sens, on distingue mieux la vitesse de démarrage de l'éolienne Nordtank (2006) ainsi que la vitesse d'arrêt. La figure en bas à droite présente les valeurs maximales de la densité de probabilité conditionné à la vitesse du vent $p_{max}(\xi)$ pour les trois éoliennes. On observe un patron où ces probabilités se distinguent par trois zones. Les vitesses caractéristiques à chaque point d'inflexion sont indiquées.

4.5 Analyse spectrale des données de vent et production

4.5.1 Quelques antécédents d'analyses spectrales

D'après le cadre de la turbulence pleinement développée, l'invariance d'échelle a été classiquement étudié depuis les travaux de Kolmogorov (cf. section 2.1.3). Cette invariance d'échelle est présentée sur la densité spectrale de puissance $E(f)$ où f est la fréquence. L'intérêt croissant des échelles de la turbulence dans le cas de l'énergie éolienne donne de la matière pour des nouveaux travaux de recherche concernant les lois de puissance observées dans l'espace spectral de Fourier.

4.5. Analyse spectrale des données de vent et production

Il est connu que dans la couche limite planétaire définie dans la section 4.1, le spectre du vent $E_u(f)$ suit souvent une loi de puissance universelle en $5/3$ sur la zone inertielle [Pope, 2001]. Cet exposant β a été observé systématiquement dans des données atmosphériques [Schmitt et al., 1994; Schmitt, 2007b; Morales et al., 2012; Calif and Schmitt, 2012]. Par exemple dans Schmitt et al. [1993], l'analyse de données de vent sur trois emplacements à trois hauteurs différents (3, 20 et 25 m.) ont donné un facteur $\beta \sim 1,7$. L'analyse spectrale de données de vitesse longitudinale v enregistrées pendant 5 années à une fréquence de 10 min. présente de même une valeur proche, $\beta \sim 1,6$ [Muzy et al., 2010].

La hauteur semble être un facteur qui modifie cette pente spectrale. On peut citer dans ce cas les travaux de Fitton et al. [2014] où le vent longitudinal u a été mesuré par un anémomètre à une fréquence de 2,5 Hz. De multiples valeurs de β ont été trouvées pour les hauteurs à 50m ($\sim 1,77$), 75m ($\sim 1,58$), 100m ($\sim 1,64$), 125m ($\sim 1,56$) et 150m ($\sim 1,51$). Dans le cas des trois composantes de la vitesse (u, v et w), la valeur moyenne de β à une hauteur de 23 et 43 m a été estimée à $\sim 1,21$ [Fitton et al., 2011] sur une plage temporelle de 0,2 secondes à 100 s (sur les hautes fréquences). Cette dernière valeur montre que la pente spectrale peut s'éloigner de la pente théorique. Bien que les facteurs de puissance β cités ci-dessus soient proches de $5/3$, cette valeur peut s'approcher de 1 dans le cas de la meso-échelle. Cette valeur est rencontré dans la couche limite planétaire notamment pour des condition atmosphériques neutres (cf. section 4.1). Quelques auteurs expliquent cette différence par la topologie de l'endroit de mesure et de la forte anisotropie locale [Muzy et al., 2010; Katul et al., 2012; Calif and Schmitt, 2014].

Dans le cas des données de **puissance**, le spectre $E(f)$ peut également présenter une loi de puissance en $5/3$ qu'il s'agisse d'une éolienne ou d'une ferme éolienne [Apt, 2007; Calif et al., 2013]. Cette observation est valable sur les gammes de haute fréquence. Ceci a été également observé dans les travaux de Calif et al. [2013] où le spectre de la puissance issue d'une ferme éolienne montrait un facteur $\sim 1,7$ sur plus de 5 décades. Il semblerait que la turbine éolienne transforme les fluctuations de vent en fluctuations de puissance (cf. eq. 4.6). Cette conversion dynamique se réalise sur des courtes échelles de temps de l'ordre de quelques secondes pour $f < 0.1$ Hz [Milan et al., 2013]. Dans ce dernier travail réalisé sur une éolienne de 2 MW, cette loi de puissance a été perdue pour $f > 0.1$ Hz où la dynamique de la machine entraine en jeu via le temps de réaction. Il est souhaitable d'augmenter ce temps de réaction afin d'augmenter la production éolienne. Dans ce sens, les soudaines fluctuations de vent sont partiellement filtrées par l'éolienne et les lentes fluctuations sont transformées en fluctuations de puissance dans le cas d'éoliennes produisant une énergie de l'ordre du MW [Milan et al., 2013]. Finalement, il semble que la disposition des éoliennes

CHAPITRE 4 – APPLICATION À L'ÉNERGIE ÉOLIENNE

dans le sens longitudinale ou transversale du vent soit également un facteur qui détermine la valeur de la pente en $5/3$ [Calif et al., 2016].

4.5.2 Analyse spectrale

Nous considérons à présent la densité spectrale de puissance $E(f)$. Dans le cas de la turbulence pleinement développée, dans un écoulement supposé localement homogène et isotrope, le spectre de la vitesse suit une loi de puissance $E(f) = f^{-\beta}$ (cf. section 2.1.3). Pour la puissance [Calif and Schmitt, 2014] ont montré que ce n'était pas toujours le cas. Nous considérons donc ici la vitesse et la puissance simultanément. La figure 4.19 montre les spectres du vent et de puissance des éoliennes InnoVent et WPD. La sous-figure insérée dans chaque graphique correspond au spectre compensé par un facteur en $f^{5/3}$ afin de mieux indiquer la zone inertielle représenté par un plateau. Dans le cas de l'éolienne InnoVent (cf. fig. 4.19a), cette gamme se situe pour les deux spectres dans l'intervalle de fréquences $f \in [3 \cdot 10^{-6}; 8 \cdot 10^{-4}]$ Hz avec un rapport d'échelle $\lambda = 100$. Ce rapport correspond à l'écart entre les courtes échelles de 10 minutes et les longues échelles à $2 \cdot 10^{-6} \text{ Hz} \sim 4$ jours. Dans le cas de l'éolienne WPD (cf. fig. 4.19b), cette gamme se situe pour les deux spectres dans l'intervalle de fréquences $f \in [4 \cdot 10^{-6}; 8 \cdot 10^{-4}]$ Hz avec un rapport d'échelle $\lambda = 100$. On remarque que l'éolienne WPD a une gamme inertielle similaire à celle de l'éolienne InnoVent.

La représentation spectrale des fluctuations du vent dans l'espace de Fourier décrit bien un processus invariant d'échelle (cf. section 2.2 eq. 2.37). Le spectre du vent suit une loi de puissance en échelle log-log $\beta = 1.68 \pm 0.16$ (InnoVent) et $\beta = 1.57 \pm 0.1$ (WPD). Ces paramètres obtenus expérimentalement avoisinent la valeur théorique $\beta = 5/3 \sim 1,667$. Cette loi d'échelle est également observée pour les deux spectres de puissance avec $\beta = 1.67 \pm 0.14$ (InnoVent) et $\beta = 1.52 \pm 0.11$ (WPD). Ceci a également été mis en évidence dans d'autres travaux de recherche [Apt, 2007; Calif and Schmitt, 2012; Calif et al., 2013; Milan et al., 2013; Tobin et al., 2015]. Notons que dans l'article le plus ancien [Apt, 2007], n'a pas relié la valeur de β pour la puissance à la turbulence de Kolmogorov. Ces lois d'échelle montre la non-stationnarité lié à la turbulence. Dans la zone "cubique", un argument simple permet d'exploiter ces spectres : si $P \propto U^\alpha$, alors les fluctuations relatives suivent :

$$\frac{\Delta P}{P} \propto \frac{\Delta U^\alpha}{U^\alpha} \propto \alpha \frac{\Delta U}{U} \quad (4.6)$$

Ces fluctuations relatives sont donc proportionnelles et les spectres seront similaires. On peut considérer que cette loi d'échelle du spectre de puissance éolienne est fortement lié aux fluctuations de la vitesse de vent. Les deux éoliennes InnoVent et WPD possèdent une technologie Direct-Drive. L'absence de boîte de vitesse (cf.

4.5. Analyse spectrale des données de vent et production

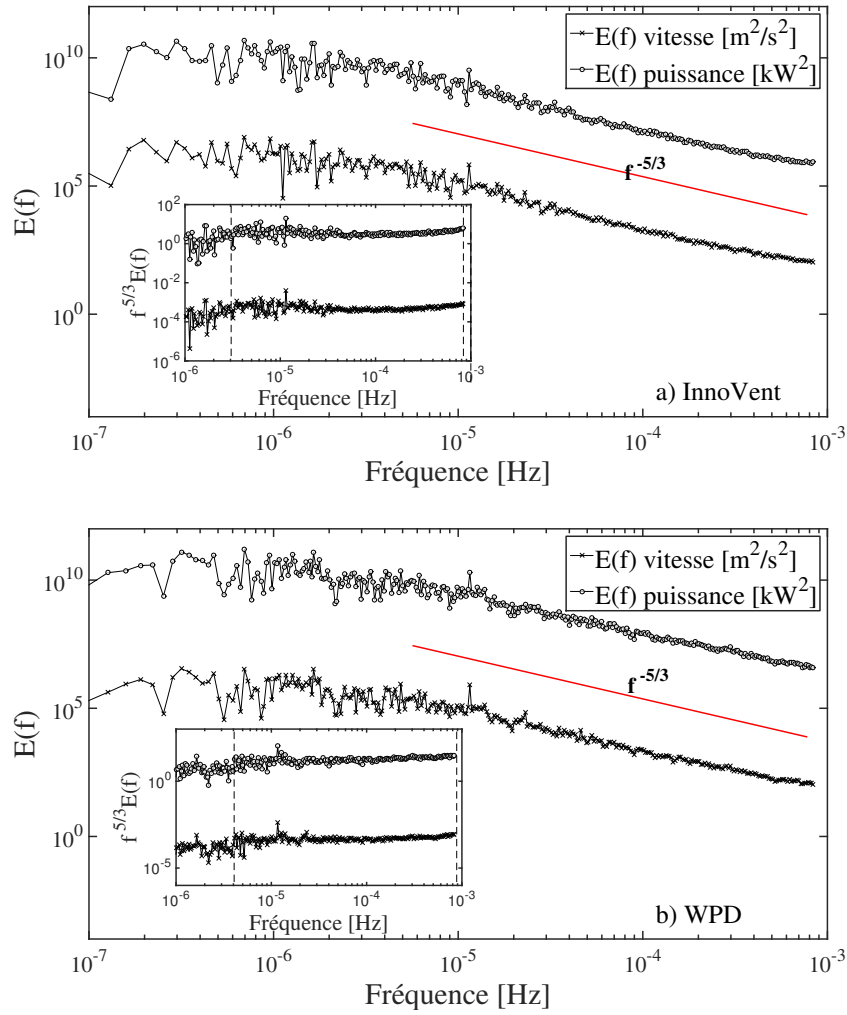


FIGURE 4.19 – a) Densité spectrale de puissance appliquée aux données InnoVent. Les deux spectres suivent une loi en $-5/3$ sur la zone inertielle $f \in [3 \cdot 10^{-6}; 8 \cdot 10^{-4}]$ Hz. b) Densité spectrale de puissance de vent et puissance de l'éolienne WPD. La loi en $-5/3$ est également respectée sur la zone inertielle $f \in [4 \cdot 10^{-6}; 8 \cdot 10^{-4}]$ Hz. Le spectre de puissance est également un processus invariant d'échelle possiblement en raison de la technologie Direct-Drive des deux éoliennes. Cette technologie se caractérise par l'absence de boîte de vitesse.

section 4.3) génère un processus directement relié à la vitesse en sortie de l'éolienne. En comparaison avec la turbine hydrolienne du chapitre 2, le spectre de puissance de cette turbine ne respectait pas la loi de puissance en $-5/3$ en raison de l'asservissement de vitesse (cf. fig. 3.18 section 3.3.1). Ce résultat avait été observé sur ce type de turbine dans Chamorro et al. [2013]. Dans Durán Medina, Schmitt et Calif (2015), il a été également démontré que dans le cas de l'éolienne InnoVent, la vitesse angulaire de l'arbre moteur respectait également cette loi de puissance.

CHAPITRE 4 – APPLICATION À L'ÉNERGIE ÉOLIENNE

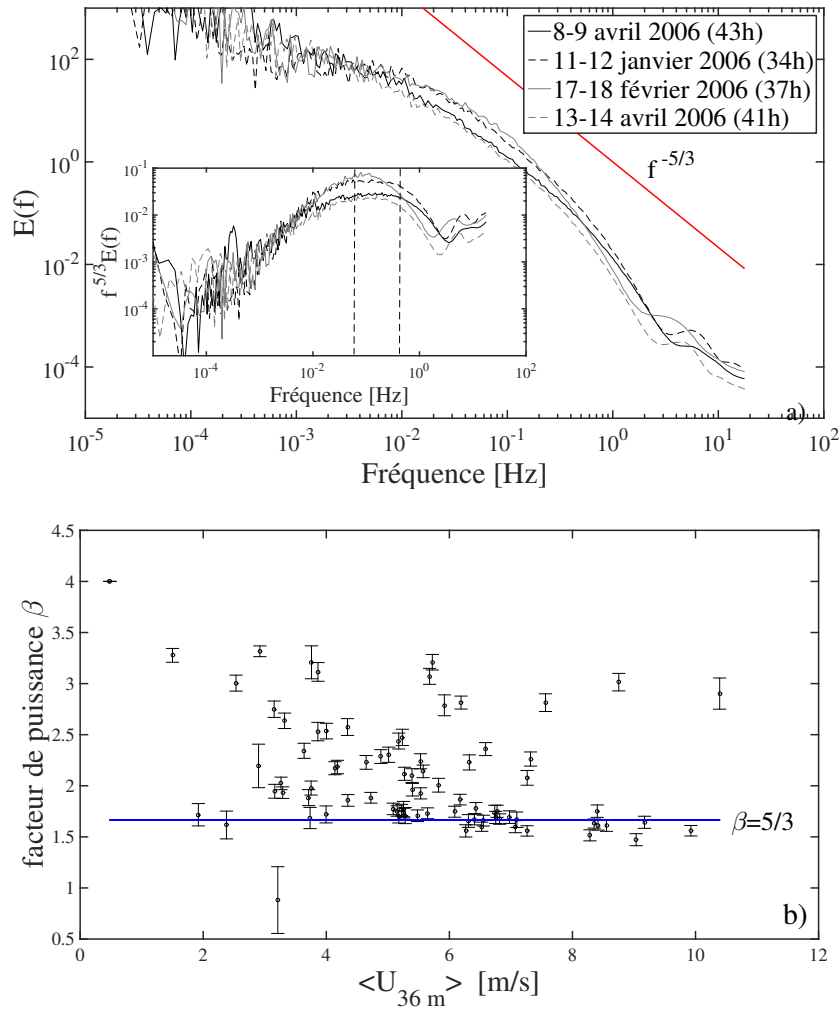


FIGURE 4.20 – a) Densité spectrale de puissance appliquée aux mesures de vent issues de 4 jeux de données Nordtank. La longueur de ces données à haute fréquence est supérieure à 24 h. La sous-figure compense le spectre $E(f)$ par un facteur $f^{5/3}$ afin de mieux identifier la zone inertielle. b) Facteurs de puissance β estimés sur la gamme fréquentielle $f \in [0,01; 0,26]$ Hz. On observe des multiples valeurs adjacentes à la valeur théorique en $-5/3$. On obtient la valeur moyenne $\langle \beta \rangle = 2.12 \pm 0.58$. Mais il faut noter que la zone invariante d'échelle est ici très réduite.

La figure 4.20a) illustre la densité spectrale de puissance des données de vent Nordtank à hauteur de la nacelle (36 m.). La transformée de Fourier a été appliquée à 4 jeux de données régulières dont la durée d'enregistrement est supérieure à 24 h. Ces journées possèdent la durée la plus longue parmi les centaines de jours qui composent la base de données Nordtank. La densité spectrale de la vitesse est montrée sur la figure 4.21a). La sous-figure montre le spectre compensé par un facteur

4.5. Analyse spectrale des données de vent et production

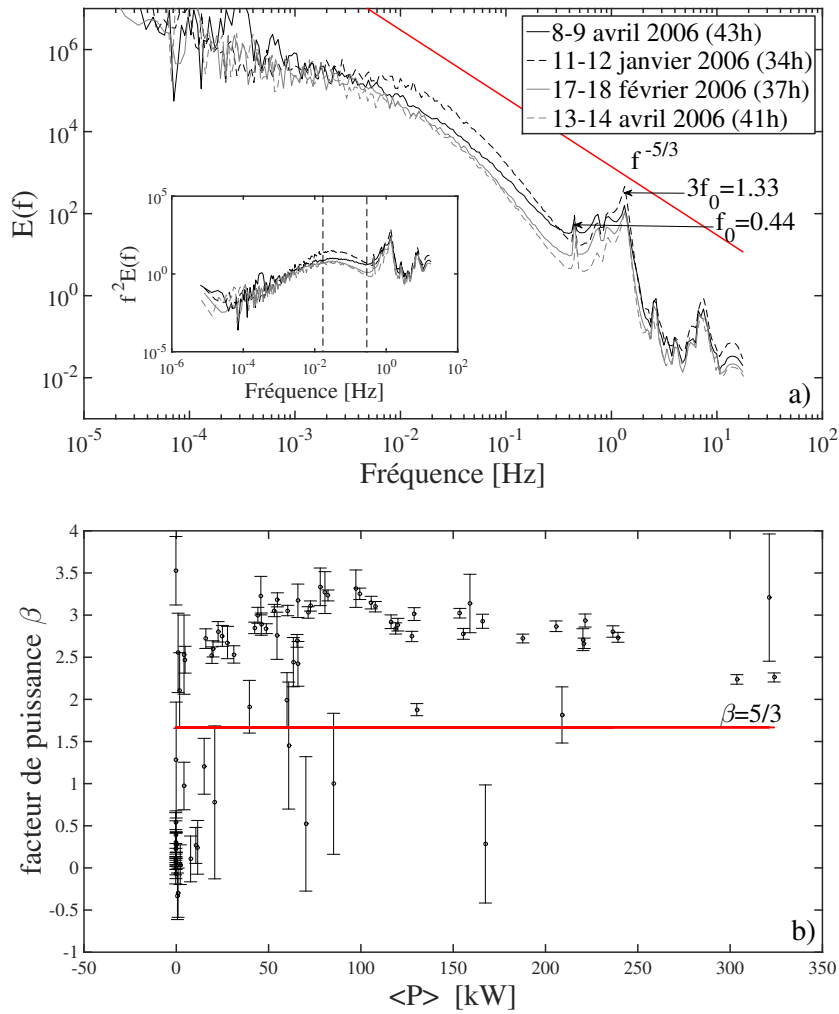


FIGURE 4.21 – a) Densité spectrale de puissance appliqué aux mesures de puissance issues de 4 jeux de données. La longueur de ces données à haute fréquence est supérieur à 24 h. La sous-figure compense le spectre $E(f)$ par un facteur $f^{5/3}$ afin de mieux identifier la zone inertielle. On observe 2 pics de fréquence caractéristiques, la fréquence f_0 correspond à la fréquence de rotation de la turbine, le facteur 3 correspond au nombre de pales de l'éolienne. b) Facteurs de puissance β estimés sur la gamme fréquentielle $f \in [0,04; 0,38]$ Hz. La pente spectrale ne suit pas une loi en $-5/3$. On obtient une valeur moyenne de la pente $\beta = 2.01 \pm 1.20$.

$f^{5/3}$ afin de mieux apprécier la zone inertielle. L'allure concave du spectre sur cette gamme de fréquence indique une loi de puissance β différente de $5/3$. Cette gamme de fréquences est également plus restreinte $f \in [0,04; 0,38]$ Hz avec un rapport d'échelles $\lambda = 10$ si on le compare au rapport d'échelles des éoliennes ENERCON. La figure 4.20b) montre les facteurs de puissance estimées sur la centaine de journées disponibles durant l'année 2006 en fonction de la vitesse moyenne mesurée. Une

CHAPITRE 4 – APPLICATION À L'ÉNERGIE ÉOLIENNE

ligne continue a été placé afin d'indiquer le facteur en $5/3$ qui était attendu comme pour les éoliennes WPD et InnoVent. On obtient une pente spectrale moyenne de la vitesse (en échelle log-log) $\beta = 2.12 \pm 0.58$. Une approche visuelle permet d'observer que les valeurs de la pente spectrale du vent sont adjacentes à la valeur théorique $5/3$. La valeur moyenne est modifiée par des valeurs extrêmes inférieures à $\beta = 3$. Ces fortes variations sont quantifiées par l'écart type significatif $\sigma \approx 0,6$.

La figure 4.21a) montre la densité spectrale de puissance appliquée aux données de production énergétique de l'éolienne Nordtank. En analogie avec la turbine hydrolienne étudiée dans la section 3.3.1, figure 3.18, on retrouve les pics de fréquence caractéristiques f_0 et $3f_0$. Le pic f_0 correspond à la fréquence de rotation de l'arbre primaire et le facteur 3 correspond au nombre de pales de l'éolienne. On rappelle que l'éolienne Nordtank possède une boîte de vitesses qui multiplie la vitesse de rotation de l'arbre primaire. Cette multiplication de la vitesse angulaire est nécessaire pour la création du courant dans un moteur asynchrone. Notre hypothèse est que l'installation d'une boîte de vitesse modifie la pente spectrale en $-5/3$ des fluctuations de puissance en sortie de la turbine. Le modèle hydrolienne étudiée dans le chapitre 2 possédait également une boîte de vitesses en plus de l'asservissement (cf. section 3.2.3). La figure 4.21b) montre les facteurs de puissance estimés à partir de l'ensemble des données Nordtank de l'année 2006. On obtient une pente moyenne de la puissance $\beta = 2.01 \pm 1.20$. Visuellement sans considérer les valeurs extrêmes, on observe que la valeur β se situe dans un intervalle $[2.5; 3.5]$.

4.6 Analyse des corrélations : Eolienne Nord-tank

Les méthodes de corrélation ont été appliqués aux données issues d'un système éolien. Cependant ces analyses ont été moins approfondies que celles présentées dans le chapitre 2. En effet, les données issues du bassin d'essai d'Ifrermer possédaient des conditions expérimentales contrôlés. Les méthodes telles que la cohérence (cf. section 2.4.5) ou la méthode CIDT (cf. section 2.5.3) sont des outils dont la précision peut être facilement affectée par de multiples facteurs. On présente dans cette section les résultats d'une étude réalisé sur les données Nordtank qui a été présenté à l'occasion du colloque EWEA¹³ en 2015 dont l'article est disponible dans l'aparté Publications. L'objectif de cet article, était de réaliser une étude analogue à celle de la turbine hydrolienne du chapitre 2 pour des fortes fréquences d'acquisition. L'ensemble de ces analyses a été appliqué au jeu de données enregistrées le 8 et 9 avril 2006.

13. De ses sigles en anglais : The European Wind Energy Academy.

4.6.1 Cohérence entre l'entrée et la sortie du système

Nous appliquons la cohérence spectrale définie dans la section 2.4.5. On considère les interactions non-stationnaires et non-linéaires entre les données enregistrées en simultané de l'éolienne Nordtank. La figure 4.22a) montre la fonction de cohérence γ_{xy}^2 à une fréquence d'échantillonnage $f_e = 35,7$ Hz. Cette corrélation multi-échelle peut être divisée en 3 zones. La première zone se caractérise par une forte proportionnalité où γ_{xy}^2 est proche de l'unité sur les basses fréquences. On rappelle que $\gamma_{xy}^2 = 1$ représente une forte dépendance entre les variables vent et puissance. Cette cohérence est soudainement perdue pour une fréquence $f > 2 \cdot 10^{-3}$ Hz, cette valeur caractéristique a antérieurement été observée pour une ferme éolienne dans Calif and Schmitt [2014]. La fonction γ_{xy}^2 atteint son minimum pour $f \approx 1,4 \cdot 10^{-1}$ Hz (~ 10 s) dans la zone 3. Ces zones sont analogues à celles obtenues pour l'hydrolienne au chapitre 2.

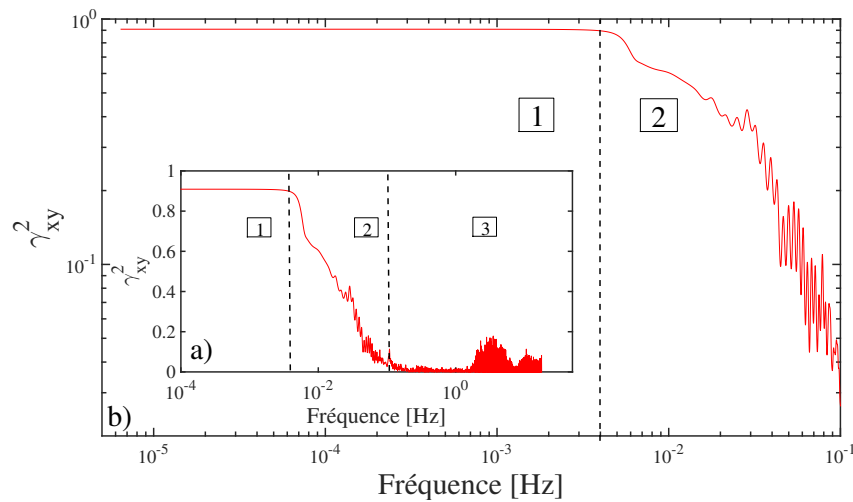


FIGURE 4.22 – a) Fonction de cohérence γ_{xy}^2 appliquée aux données Nordtank dont la fréquence d'échantillonnage est $f_e = 35,7$ Hz. On distingue trois zones comparables à celle identifiées pour une hydrolienne (cf. fig. 3.24). La zone une se caractérise par une forte proportionnalité dans les basses fréquences. Cette fonction décroît soudainement dans la zone (2) dans la zone fréquentielle $f \in [2 \cdot 10^{-3}; 2 \cdot 10^{-1}]$ Hz. La zone (3) se caractérise par une perte de proportionnalité où ces variables sont indépendantes. b) Agrandissement de la frontière entre les zones (1) et (2). L'échelle en log-log met en évidence la dynamique de la perte de cohérence.

La superposition des spectres de la figure 4.23 illustre la division des ces zones dans le plan spectral. On distingue facilement en zone (1) une similarité entre les deux allures de la courbe spectrale. La fréquence caractéristique entre la zone (2)

CHAPITRE 4 – APPLICATION À L'ÉNERGIE ÉOLIENNE

et (3) correspond au pic d'énergie générée par la fréquence de rotation de l'éolienne $3f_0$. En effet, à partir de cette fréquence, les deux variables sont indépendantes. L'analyse de la perte soudaine de corrélation entre la zone (1) et (2) nous permettra de caractériser cette transition d'une part et de comparer avec les études réalisées sur la turbine hydrolienne (cf. 3.4.2). On applique la méthode CIDT dans la section suivante sur la transition observée sur la figure 4.22b). On s'intéresse à la dynamique de la transition ici observée.

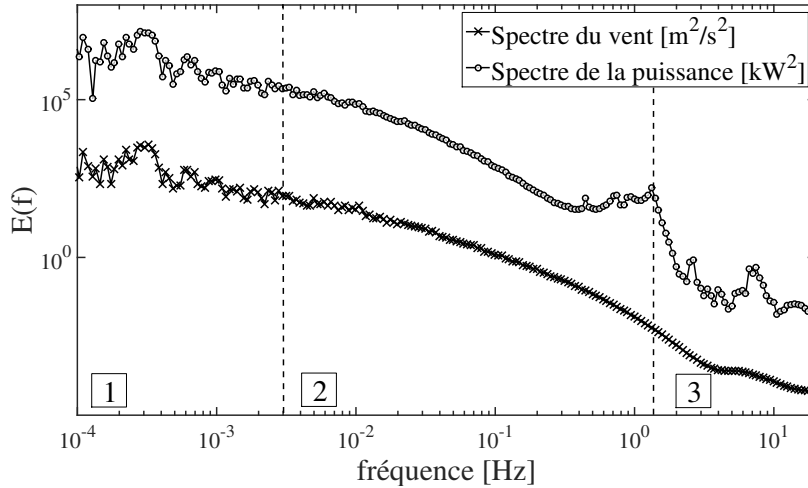


FIGURE 4.23 – Superposition des spectres de vent et puissance d'éolienne Nord-tank. Les données correspondent à une période de 43 h du 8 au 9 avril 2006.

4.6.2 Triangles de corrélation multi-échelle

L'application de la méthode CIDT requiert une diminution des points de mesure. En effet, l'algorithme peut analyser environ 10.000 points par itération en raison de la fenêtre d'échelle t_ω qui s'adapte aux caractéristiques locales des données étudiées. On a effectué le choix de ré-échantillonner les données issues de la méthode DME¹⁴ à une fréquence de 1 minute, soit une diminution d'un facteur 10 par rapport à la fréquence d'échantillonnage d'une éolienne commerciale.

Dans la zone (1), la forte corrélation observée sur la cohérence (cf. 4.22) pour les fréquences $f < 2 \cdot 10^{-3}$ Hz est illustrée par le triangle de la figure 4.24a). Cette corrélation globale est indiquée sur le sommet de ce triangle qui possède une couleur rouge vif correspondant à $R_i \approx 0,8$. Cette échelle $t_\omega = 1350$ min. correspond à une période d'environ 21 heures. Cependant, il existe également la présence locale de zones d'anti-corrélations pour une échelle $t_\omega < 200$ min. Ces aires bleues sont

14. Décomposition Modale Empirique, voir section 2.5.1.

4.6. Analyse des corrélations : Eolienne Nordtank

similaires aux bouffées d'anti-corrélation observées dans l'analyse de l'hydrolienne (cf. fig. 3.30). En effet, ces bouffées semblent précéder la perte de proportionnalité. Le triangle 4.24b) montre la continuation de cette dynamique où il y a une alternance entre zones corrélées (rouge) et des zones où la corrélation est proches de zéro pour des échelles $t_\omega < 200$ min. Cette alternance génère la présence prédominante d'un couleur orangée bien que la corrélation globale reste importante ($R_i \approx 0,7$). La progression de cette zone de corrélation très faible avec $R_i \approx 0,1$, est observée sur les échelles locales du triangle 4.24c). Le basculement est possiblement produit par une zone à prédominance jaune qui s'étend sur des échelles $t_\omega < 600$ min. En effet, le triangle suivant sur la figure 4.24c) indique une perte de corrélation globale à $R_i \approx 0,5$. L'aire de ce triangle est à prédominance orange.

Pour des échelles $t_\omega < 100$ min, on observe à nouveau l'apparition de périodes où il existe une alternance entre corrélations positives et nulles. On peut supposer que l'évolution de la perte de cohérence entre les signaux de vitesse et de puissance se réalise à partir des échelles locales jusqu'à affecter la corrélation globale représentée par la couleur du sommet.

On peut remarquer une différence avec les analyses appliquées au modèle de la turbine hydrolienne présentés dans la section 3.4.2. Les bouffées d'anti-corrélations (en bleu) qui semblent précéder la perte de corrélation sont mieux observées sur les triangles CIDT appliquées aux données de cette hydrolienne. Dans le cas du système éolien, bien que cette perte de cohérence s'opère au début par la présence initiale de ces zones de corrélation négative $R_i \approx -1$, la perte de corrélation locale semble être provoquée ici par des bouffées de corrélation faibles ou nulles en analogie avec le cas hydrolien. Cependant, il faut considérer qu'il est possible que la dynamique de la perte de cohérence diffère en raison du ré-échantillonnage. En effet, les données Nord-tank montrent des échelles supérieures à la minute, les bouffées d'anti-corrélation ont été observées sur les triangles CIDT de l'hydrolienne pour une échelle inférieure à la seconde.

La méthode CIDT est une analyse multi-échelle qui permet de comparer deux modes dont les fréquences caractéristiques sont adjacentes. Ces modes sont obtenus après une décomposition modale¹⁵. La comparaison peut être effectuée sur toute une gamme d'échelles et en particulier dans la zone inertielle. Les triangles CIDT que nous avons présentés donnent un aperçu de la dynamique des fluctuations du vent dues à la turbulence et les fluctuations en sortie d'un système de production éolien. Les corrélations issues de l'analyse CIDT montrent l'existence d'une dépendance multi-échelle entre deux variables mais également l'intensité de cette dépendance. L'analyse de ces fluctuations sera l'objet de la section suivante concernant le carac-

¹⁵. Décomposition modale empirique, voir section 2.5.1

CHAPITRE 4 – APPLICATION À L'ÉNERGIE ÉOLIENNE

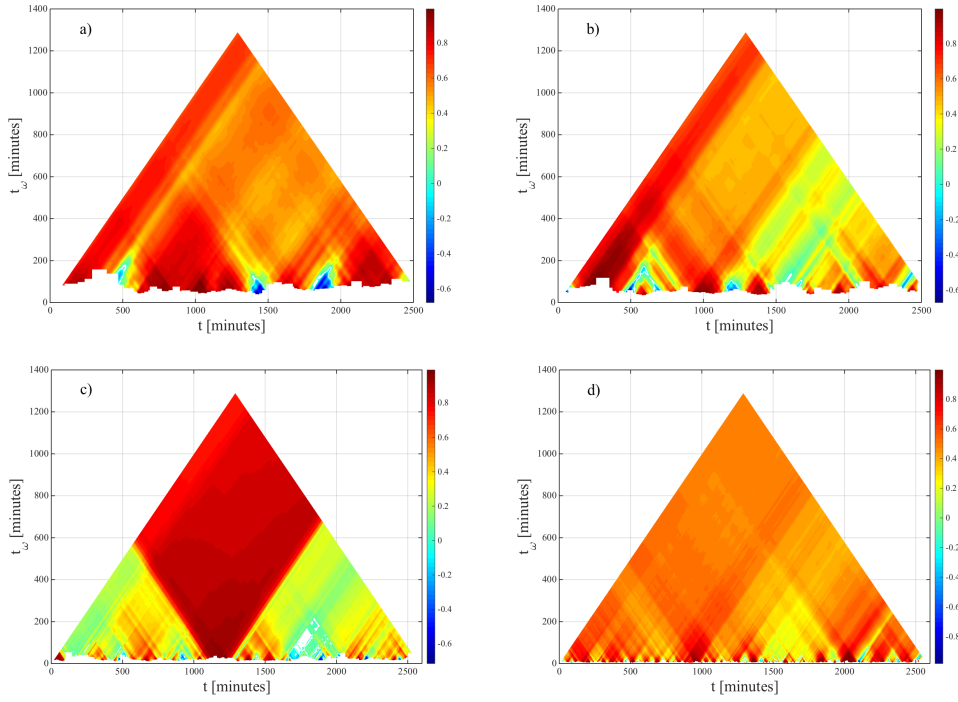


FIGURE 4.24 – CIDT appliqué aux données Nordtank

(a) Fréquences moyennes $f_m(U) = 1,26 \cdot 10^{-4}$ Hz ; $f_m(P) = 1,05 \cdot 10^{-4}$ Hz.

(b) Fréquences moyennes $f_m(U) = 1,26 \cdot 10^{-4}$ Hz ; $f_m(P) = 1,64 \cdot 10^{-4}$ Hz.

(c) Fréquences moyennes $f_m(U) = 3,8 \cdot 10^{-4}$ Hz ; $f_m(P) = 3,0 \cdot 10^{-4}$ Hz.

(d) Fréquences moyennes $f_m(U) = 1,0 \cdot 10^{-3}$ Hz ; $f_m(P) = 1,4 \cdot 10^{-3}$ Hz.

La perte de proportionnalité s'opère à partir du triangle (a) jusqu'au triangle (d). Le triangle (a) montre une corrélation positive globale observée sur le sommet du triangle $R_i \approx 0,8$. Il existe localement des zones de corrélations négatives pour une échelle $t_\omega < 200$ min. Le triangle (b) indique sur cette même échelle t_ω la diminution de ces aires bleues qui sont remplacées par des zones où la corrélation est nulle. Le sommet du triangle montre encore une corrélation globale forte. Le triangle (c) se différencie par une particularité où les échelles inférieures à 600 minutes sont majoritairement dominées par des zones de corrélations proches de zéro $R_i \approx 0,1$. Les échelles t_ω montrent une forte corrélation positive. Le triangle (d) montre le basculement vers la perte de proportionnalité, la corrélation globale a diminué ($R_i \approx 0,5$). Localement pour $t_\omega < 100$ min, on observe l'apparitions de périodes de corrélations positives et de corrélations nulles.

tère intermittent de ces données.

4.7 Analyse de l'intermittence et les propriétés multifractales

Un vent de l'ordre de 10 m/s qui souffle à une hauteur de 50 m. donne un nombre de Reynolds de l'ordre de $Re \sim 10^8$ [Burton et al., 2001]. Cette grandeur indique que l'écoulement possède une turbulence pleinement développée qui génère des fortes fluctuations connues sous le nom d'intermittence. Ces fluctuations engendrent des événements extrêmes caractérisés par une augmentation brève et soudaine de la vitesse du vent. Ces pics produisent des charges dynamiques sur les pales d'une éolienne ainsi que sur leurs composants. Elles se développent sur des échelles de temps très courtes et sont largement sous-estimées lors de la conception des éoliennes. Les fortes fluctuations engendrées sur le couple moteur sont particulièrement sous-estimées, elles engendrent une rapide fatigue des matériaux de la mécanique de l'éolienne [Mücke et al., 2011]. Les problèmes techniques de la production éolienne liés au phénomène d'intermittence ont également été exposés à la fin de la section 4.1.

Une méthode pour la caractérisation de l'intermittence a été évoquée dans la section 4.4.3 grâce à la densité de probabilité $p(\delta x/\sigma)$ des increments. Dans ce sens, les fonctions de structure permettent également l'analyse de l'intermittence par l'application des moments statistiques sur les mêmes incréments de vitesse ou de puissance δx (cf. chapitre 1 section 2.2.3). On rappelle que la connaissance de la densité de probabilité permet la connaissance de tous les moments statistiques d'ordre n (la réciproque est également vraie) d'après la définition de l'équation 2.56. L'application des fonctions de structures permet de mettre en évidence une loi d'échelle sur une zone inertielle bien visible. Pour cette raison, nous avons fait le choix de caractériser l'intermittence uniquement des données issues des éoliennes commerciales InnoVent et WPD. En effet, la zone inertielle a difficilement été définie sur le spectre d'énergie des données Nordtank (cf. fig. 4.20 et 4.21). Il existe de forts écarts entre les lois de puissance de ce jeu de données, illustré par l'estimation de l'exposant β observées sur les mêmes figures. En plus, la loi d'échelle et le rapport d'échelle sont mieux définis sur les deux spectres de vent et puissance des deux éoliennes ENERCON. L'un des modèles de prévision de la section 4.8 se sert en effet de la caractérisation de l'intermittence de la puissance.

L'analyse spectrale a mis en évidence les lois d'échelles présentes sur une certaine gamme de fréquences. Les fluctuations intermittentes dans cette zone inertielle peuvent être modélisées de la forme $\tau^{\zeta(q)}$. La valeur τ correspond à toute échelle incluse dans la zone inertielle et la fonction $\zeta(q)$ est la fonction des exposants. Ces variations multi-échelles peuvent être caractérisées par l'étude de la fonction $\zeta(q)$ et les moments d'ordre q . On rappelle que si la fonction $\zeta(q)$ est concave, le signal d'en-

trée ou de sortie décrit un processus multifractal (cf. section 2.2). La non-linéarité de cette fonction est un indicateur de l'intermittence.

4.7.1 Calcul des paramètres d'intermittence des éoliennes Direct Drive

Nous appliquons les fonctions de structure à l'année d'enregistrement 2015. L'enregistrement des données durant cette année est complète pour les données WPD. L'enregistrement de l'éolienne InnoVent comprend la période du 14 janvier au 31 décembre 2015. Bien que pour cette année il manque 14 jours d'enregistrement, on peut facilement comparer les analyses issues des fonctions de structure. La figure 4.25 représente les fonctions des exposants $\zeta(q)$ extraites des fonctions de structure. On considère des moments $q \in [1; 5]$ et une zone inertielle avec des échelles inférieures à 17h. Le rapport d'échelle $\lambda = 100$ est analogue à celui observé sur le spectre de puissance. La fonction $\zeta(q) = Hq$ où H est le paramètre de Hurst, a été également représenté comme élément de comparaison. Celle-ci caractérise un processus monofractal (cf. section 2.2).

La figure 4.25a) montre deux processus multifractals intermittent en raison de la concavité des fonctions ζ_U et ζ_P (vitesse du vent et puissance respectivement). On observe une saturation sur les moments d'ordre supérieurs qui correspondent aux plus fortes fluctuations. Si on considère la marge d'erreur, ces fonctions sont très similaires. Il semblerait cependant que la fonction ζ_U soit moins intermittente en raison de sa position au dessus de la fonction ζ_P . Dans Durán Medina, Schmitt et Calif [2015], cette méthode a été appliquée à une période de 6 mois d'enregistrement de l'éolienne InnoVent durant l'année 2013. Dans ce travail de recherche, nous avons également montré la similarité des courbes des fonction $\zeta(q)$.

Du côté de l'éolienne WPD, la figure 4.25b) montre également deux processus multifractals. L'intermittence est clairement plus importante sur les données de puissance. En effet, cette fonction décrit une allure plus concave par rapport à ζ_U . D'après ces résultats, on peut supposer que la mécanique de l'éolienne avec une technologie Direct Drive fait l'effet d'une caisse de résonance où les fluctuations de la vitesse sont amplifiées. Les fluctuations de la puissance dépendent de l'intensité de la turbulence, de la fréquence où les fluctuations du vent se manifestent, ainsi que des caractéristiques dynamique de la turbine [Rosen and Sheinman, 1996]. Dans Chamorro et al. [2015a], on évoque également la complexité des ces fluctuations de puissance, fortement modulées par les structures de l'écoulement amont.

4.7. Analyse de l'intermittence et les propriétés multifractales

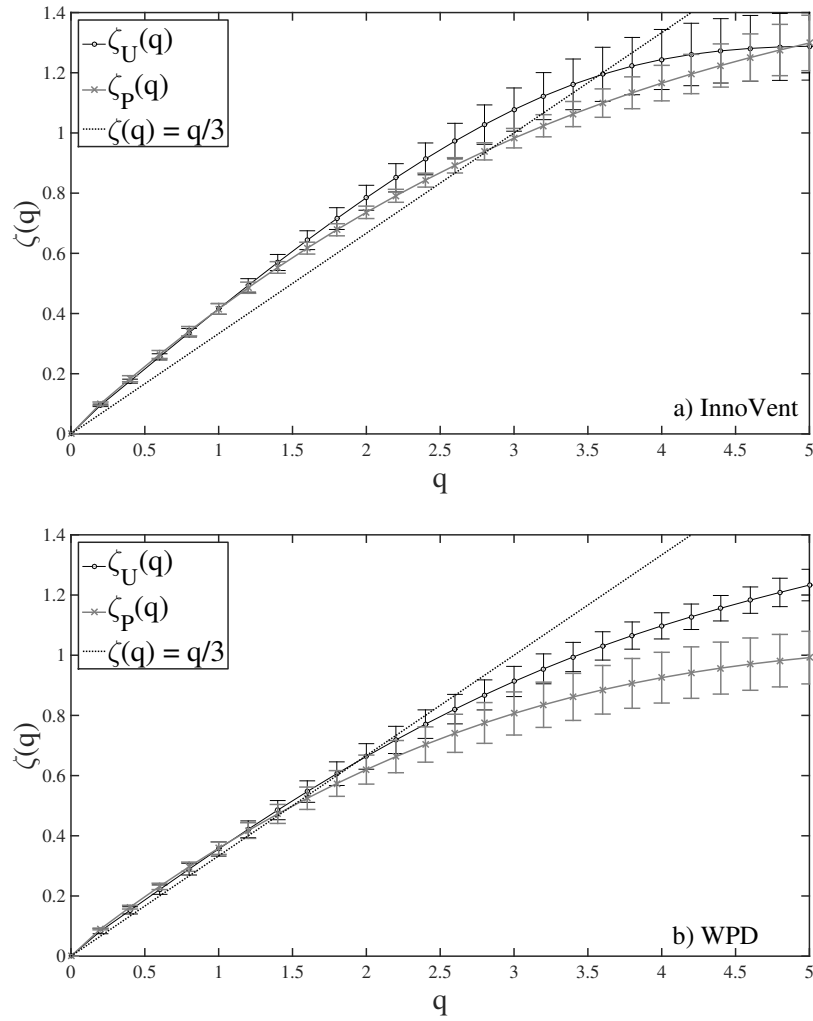


FIGURE 4.25 – a) Fonction des exposants $\zeta(q)$ obtenue expérimentalement. Les fonctions ζ_U et ζ_P correspondent aux fonctions des exposants des données de vitesse et de puissance respectivement de l'éolienne InnoVent. Ces données ont été enregistrées durant l'année 2015. On observe le caractère intermittent des fluctuations en raison de la concavité des deux fonctions. Ces processus multifractals décrivent une allure similaire si on considère l'erreur. La fonction ζ_P semble cependant plus intermittente en raison de sa position en dessous de la fonction ζ_U .

b) Fonction des exposants $\zeta(q)$ obtenue expérimentalement. Les fonctions ζ_U et ζ_P correspondent aux fonctions des exposants des données de vitesse et de puissance respectivement. Ces données ont été enregistrées durant l'année 2015 par l'éolienne WPD. Les deux fonctions sont non-linéaires et concaves. Les fluctuations décrivent un processus multifractal. La fonction ζ_P est plus intermittente la fonction ζ_U . La mécanique de l'éolienne ferait l'objet d'une caisse de résonance en raison de l'amplifications des fluctuations en entrée de la turbine.

4.7.2 Modélisation de la fonction $\zeta(q)$

Il existe plusieurs modèles multifractals d'ajustement à la fonction des exposants $\zeta(q)$ (cf. section 2.3). On considère premièrement un ajustement quadratique par un modèle log-normal (LN) de la forme $\zeta(q) = qH - \mu'/2 (q^2 - q)$. Cette modélisation est établie à partir de la définition des valeurs $\zeta(1) = H$, $\zeta(0) = 0$ et $\mu' = 2H - \zeta(2)$ où H est le paramètre de Hurst. Le paramètre μ' est le paramètre d'intermittence d'après la définition de ce modèle à l'équation 2.43. Plus ce paramètre est important, plus les fluctuations ont un caractère intermittent élevé.

A partir de cette modélisation, le tableau 4.6 synthétise les valeurs calculées par cet ajustement quadratique. Dans ce tableau, on inclut les valeurs du taux de turbulence (TT) estimées à partir de l'équation 3.2 définie au chapitre 2. Les données InnoVent montrent un paramètre μ plus important sur les données du puissance. Ceci confirme l'intermittence plus importante des fluctuations de puissance, observé visuellement sur la figure 4.25a). Cette même constatation est valable pour le cas de l'éolienne WPD où $\mu_P > \mu_U$. Ces résultats sont cohérents avec ceux précédemment trouvés pour les données InnoVent de l'année 2013 [Durán Medina and Schmitt, 2015]. Les résultats expérimentaux sont également cohérents avec d'autres travaux de recherche [Schmitt et al., 1994; Schertzer et al., 1997; Calif and Schmitt, 2012; Calif et al., 2013]. En effet, la fonction $\zeta(q)$ est supérieure à la fonction linéaire $q/3$ pour les faibles fluctuations du vent ($0 < q < 3$) et à partir du moment d'ordre $q = 3$ sur les fortes fluctuations, on observe $\zeta(q) < q/3$. On remarque également que l'ensemble des paramètres de Hurst H sont supérieurs à $1/3$ ce qui correspond à la propriété d'intermittence.

TABLE 4.6 – Paramètres d'intermittence du modèle log-normal de la fonction $\zeta_{LN}(q)$.

Eolienne	Données	TT(%)	$H = \zeta(1)$	$\zeta(2)$	μ
InnoVent	Vent	45	$0,41 \pm 0,02$	$0,78 \pm 0,04$	0,046
	Puissance	45	$0,41 \pm 0,02$	$0,74 \pm 0,02$	0,094
WPD	Vent	43	$0,35 \pm 0,02$	$0,66 \pm 0,04$	0,048
	Puissance	43	$0,36 \pm 0,02$	$0,62 \pm 0,05$	0,098

La modélisation lognormale $\zeta(q)$ peut également être réalisé à partir de la méthode EMD-HSA $\xi(q)$ (cf. section 2.5.2) à partir de la relation 2.82. L'équivalence de cette méthode a été démontré dans Calif et al. [2013]. En effet, les deux fonctions montrent dans la figure 4.26, une allure concave et non linéaire caractéristique de la propriété intermittente et multifractale de la puissance issue d'une ferme éolienne.

4.7. Analyse de l'intermittence et les propriétés multifractales

On obtient un paramètre d'intermittence $\mu = 0,32$ pour les deux ajustements $\zeta(q)$ et $\xi(q) - 1$ ce qui est bien plus supérieur aux valeurs obtenues pour la puissance d'une seule éolienne (cf. 4.6). Un autre travail de recherche a également comparé l'intermittence des données de puissance issues d'une éolienne et d'une ferme éolienne. La concavité de la fonction $\zeta(q)$ (ici appelée ζ_n) est plus importante pour la puissance issue d'une éolienne ce qui indique une intermittence plus importante comme l'illustre la figure 4.27. Ces fonctions ont été modélisés par un modèle stochastique où la puissance est obtenue à partir d'un processus Langevin conditionné par des point fixes de la vitesse [Milan et al., 2013].

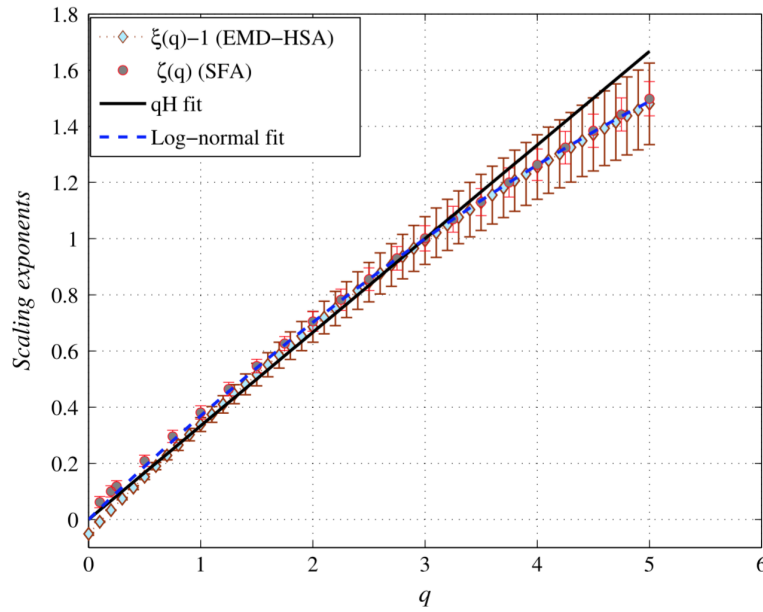


FIGURE 4.26 – Fonction des exposants obtenue à partir de la méthode EMD-HSA ($\xi(q) - 1$) et des fonctions de structure ($\zeta(q)$). Le modèle lognormal est superposé en trait discontinu bleu ainsi que la fonction linéaire $\zeta(q) = qH$ [Calif et al., 2013].

Dans Chamorro et al. [2015b], l'analyse de l'intermittence a été réalisée sur une éolienne de puissance similaire (2,5 MW)¹⁶. La figure 4.28 montre la fonction des exposants obtenue dans cette étude avec les ajustements quadratiques lognormal. Les données ont été enregistrées à une fréquence d'échantillonnage de 20 Hz et 1 Hz pour le vent et la puissance respectivement. On peut facilement identifier les coefficients de cet ajustement avec les paramètres μ (0,026 pour le vent et 0,082 pour la puissance) et H (1,15 pour le vent et 0,34 pour la puissance). Pour cette éolienne,

16. Éolienne Clipper Liberty C96 2,5 MW. La hauteur de la nacelle se situe à 80 m. et possède un diamètre de 96 m.

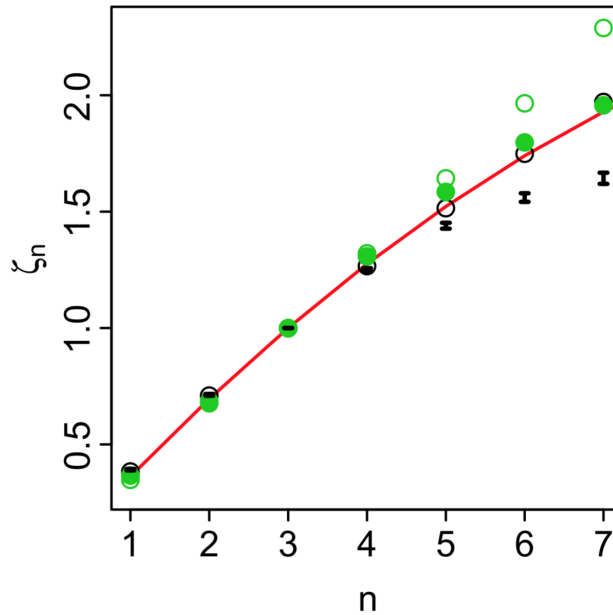


FIGURE 4.27 – Fonction des exposants ζ_n d'ordre n extrait d'une publication de Milan et al. [2013]. L'intermittence de la puissance d'une éolienne (boîte noire avec erreurs) est comparée à celle issue d'une ferme éolienne (cercles pleins verts). Ces fonctions sont modélisées par un processus Langevin pour la puissance conditionnée à des valeurs fixes de la vitesse du vent. Les cercles noirs creux (une éolienne) et des cercles verts creux (une ferme éolienne) présentent ce modèle dont la taille de ces cercles correspond à l'erreur statistique. On observe que la puissance d'une ferme éolienne est moins intermittente. Dans les deux cas, la modélisation utilisée montre une fonction moins concave que celle obtenue expérimentalement. La ligne continue rouge correspond à la modélisation proposée par Kolmogorov en 1962.

le paramètre d'intermittence de la puissance est environ trois fois plus importante que celle de la vitesse. Les fluctuations de la puissance sont plus intermittentes. Ces résultats sont en accord avec ceux montrés de notre étude, en particulier l'ordre de grandeur du paramètre d'intermittence de la puissance par contre la valeur $H > 1$ obtenu par la puissance dans cette étude est étonnante. Le tableau 4.6 montre un facteur 2 entre les paramètres μ de la vitesse et la puissance.

Le modèle log-normal est un modèle générique de l'intermittence, proposé par Kolmogorov dès 1962. Il peut en fait être généralisé. La généralisation du modèle Log-Normal est le modèle log-stable (LS) défini dans la section 2.3.3 éq. 2.52. Le modèle LS se caractérise par l'introduction d'un nouveau degré de liberté avec le paramètre multifractal α (indice de Lévy $0 \leq \alpha \leq 2$). Les particularités de ce modèle sont :

4.7. Analyse de l'intermittence et les propriétés multifractales

- Pour $\alpha = 2$, on obtient un ajustement log-normal (LN).
- Pour $\alpha = 0$, on obtient un processus mono-fractal.
- L'indice de Lévy α est compris entre ces 2 valeurs extrêmes.

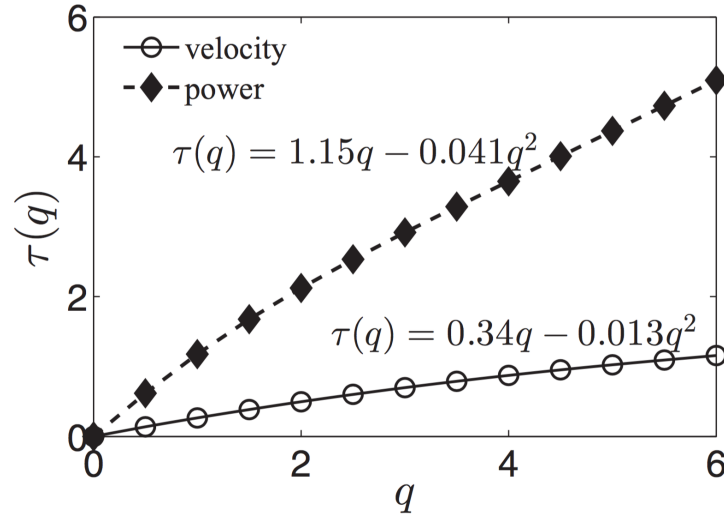


FIGURE 4.28 – Fonction des exposants $\tau(q)$ appliquée aux données de vent et puissance d'une éolienne de 2,5 MW (ici leur $\tau(q)$ correspond à notre $\zeta(q)$). Les fluctuations de la puissance sont plus intermittentes que celle de la vitesse du vent mais la valeur de $H > 1$ pour la puissance est bien plus élevée, ce qui est étonnant. La fréquence d'échantillonnage des données est supérieure à la fréquence de 10 min. des éoliennes ENERCON (20 Hz pour le vent, 1 Hz pour la puissance). Source : [Chamorro et al., 2015b].

Les coefficients α et C_1 ont été estimés à partir de la méthodologie exposée dans Schmitt et al. [1995]. Le tableau 4.7 synthétise les paramètres caractéristiques du modèle Log-Stable. On rappelle que le paramètre C_1 indique l'intermittence moyenne du processus stochastique. Ces paramètres sont maximums pour les fluctuations de puissance des deux éoliennes InnoVent et WPD ($C_1 = 0.055$ et $C_1 = 0.057$ respectivement). Les mêmes conclusions du modèle LN sont réitérés à partir de ce nouveau modèle. L'éolienne amplifie les fluctuations de la vitesse du vent bien que l'on aurait plutôt tendance de penser qu'elle les atténue au contraire.

La figure 4.29 montre les deux ajustements $\zeta_{LN}(q)$ (modèle log-normal) et $\zeta_{LS}(q)$ (modèle log-stable) superposés aux fonctions des exposants obtenues expérimentalement $\zeta_{exp}(q)$. Cette figure montre une intermittence plus prononcée des données issues de l'éolienne la plus puissante (2 MW). Dans le cas InnoVent, la fonction des

CHAPITRE 4 – APPLICATION À L'ÉNERGIE ÉOLIENNE

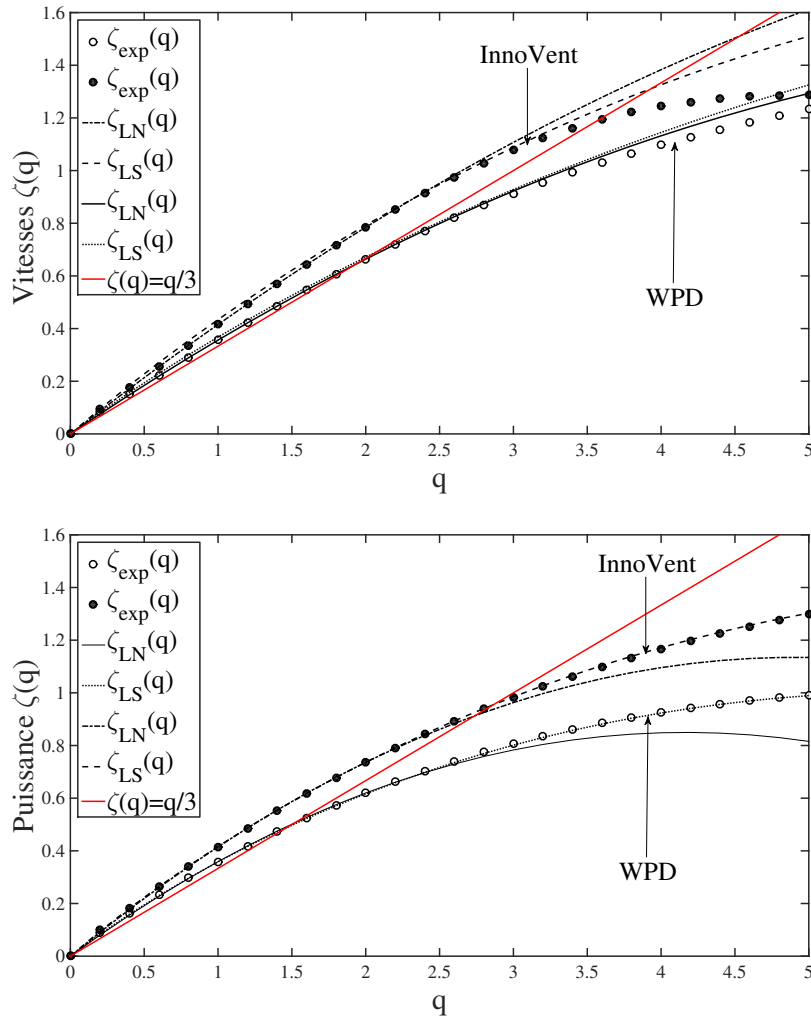


FIGURE 4.29 – a) Fonction des exposants appliquée aux données de vent InnoVent et WPD. On superpose les ajustements log-normal (LN) et log-stable (LS) à la fonction des exposants obtenue expérimentalement $\zeta_{exp}(q)$. Les deux ajustements suivent l'allure de la courbe expérimentale à l'exception des moments d'ordre $q > 3,5$.

b) Fonction des exposants appliquée aux données de puissance des éoliennes InnoVent et WPD. L'ajustement log-stable $\zeta_{LS}(q)$ montre une forte coïncidence avec les courbes expérimentales. L'ajustement LN ne considère pas la saturation présente sur les plus fortes fluctuations pour les moments d'ordre q supérieur à 2,6. L'intermittence est plus importante pour l'éolienne WPD qui est la plus puissante (2 MW).

exposants expérimentales de la vitesse du vent est bien représentée par les deux ajustements jusqu'au moment $q = 3$. A partir du moment d'ordre $q = 3$ (pour les grandes fluctuations), il existe un décollement entre les valeurs empiriques et les deux ajustements ζ_{LN} et ζ_{LS} . Ce décollement est également présent dans les fluctuations de vent de l'éolienne WPD. Les fonctions ζ_{LN} et ζ_{LS} suivent cependant l'allure de la

TABLE 4.7 – Paramètres d’intermittence du modèle log-stable de la fonction $\zeta_{LS}(q)$.

Eolienne	Données	$TI(\%)$	$H = \zeta(1)$	C_1	α
InnoVent	Vent	45	0.434	0.041	1.775
	Puissance	45	0.416	0.055	1.644
WPD	Vent	43	0.367	0.036	1.633
	Puissance	43	0.358	0.057	1.627

fonction expérimentale $\zeta_{exp}(q)$. D’un autre côté, la fonction $\zeta_{LS}(q)$ présente un très bon ajustement pour la puissance des deux éoliennes. Cette courbe suit parfaitement la concavité de la fonction expérimentale $\zeta_{exp}(q)$. Le modèle LN donne également un bon ajustement bien que celui-ci ne considère pas la saturation observée sur les moments d’ordre supérieur.

La caractérisation de ces paramètres liés à l’intermittence sera utilisée dans la section suivante pour deux modèles de prévision. Le premier modèle considère que la densité de probabilité des increments de puissance δP obéissant à une loi log-normale. Le deuxième modèle exploite la mémoire des fluctuations de puissance qu’on l’assimile comme un processus mono-fractal dans un premier temps. Ce processus sera notamment caractérisé par l’intermédiaire du paramètre de Hurst.

4.8 Les modèles de prévision

4.8.1 Introduction aux modèles existants

Nous avons évoqué un des enjeux de la gestion du réseau qui correspond à la possibilité de prévision. Un système de prévision efficace permet d’une part de viser la stabilité de la puissance délivrée par une installation éolienne et d’autre part, de rechercher la prévention des rampes (ascendants ou descendants) du voltage comme il a été introduit dans la section 4.1. L’angle d’attaque, l’orientation de l’éolienne, le système d’arrêt parmi d’autres réglages de l’éolienne peuvent s’ajuster en conséquence. Ces méthodes de prévision ont en effet pour objectif d’optimiser et de stabiliser la production de puissance. La prévision s’effectue pour un temps t dans le futur, on appelle ce temps l’horizon T_0 . La puissance prédite à l’horizon T_0 doit également permettre l’adaptation du réseau électrique au courant fourni par une installation éolienne.

CHAPITRE 4 – APPLICATION À L'ÉNERGIE ÉOLIENNE

Une compilation des différentes méthodes de prévision publiées depuis une trentaine d'années, a été réalisé par Costa et al. [2008]. On peut lister parmi ces méthodes par exemple :

- Les modèles statistiques linéaires régressifs ou auto-régressifs ARMA ou FARIMA, qui permettent sous forme auto-régressive, d'effectuer des prévisions linéaires.
- Les modèles de réseau d'ondelettes ou de réseau neuronal non-linéaires qui sont optimisés par des méthodes d'apprentissage de type probabiliste.
- Les modèles statistiques comme la courbe de puissance qui donne une relation directe entre l'entrée et la sortie d'une éolienne.
- Les modèles fournis par les centres ECMWF¹⁷ ou le NCAR.¹⁸ dont les prévisions peuvent présenter plusieurs scénarios possibles et leur respective probabilité d'occurrence.

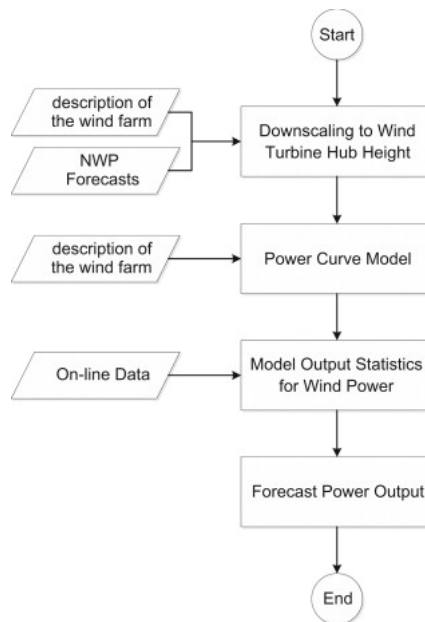


FIGURE 4.30 – L'approche physique des méthodes de prévision de vent et de puissance. Cette méthode utilise les données issues de la surveillance météorologique par la NWP ainsi que de multiples paramètres physiques mesurés à l'emplacement de l'éolienne. Source : [Jung and Broadwater, 2014].

Le développement de projets tels que ANEMOS (2003), CASANDRA (2003) ou IN-VENTO (2008) a permis de concevoir des outils de plus en plus complexes

17. European Center for Medium-Range Weather Forecasts (ECMWF).

18. National Centers for Atmospheric Research (NCAR).

4.8. Les modèles de prévision

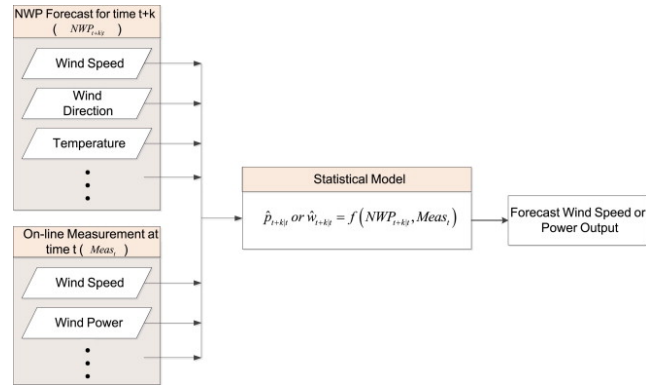


FIGURE 4.31 – L’approche statistique des méthodes de prévision de vent et de puissance. Cette méthode dépend d’un historique important pour former une base des données suffisante pour la création de ces données. Source :[Jung and Broadwater, 2014].

de prévision. En France, il existe le programme ARPEGE¹⁹ développé par Météo-France, celui-ci a une portée au niveau global. En effet, la communauté scientifique concentre ses efforts à la création, l’amélioration et la comparaison de ces outils qui sont alimentés en entrée par un nombre grandissant de paramètres telles que la hauteur, la température, l’humidité, la direction du vent pour en citer quelques uns. Les deux schémas présents sur les figures 4.30 et 4.31 résument les deux approches de prévision physiques et statistiques. Le modèle physique considère une description détaillée des conditions propres à l’emplacement choisi pour une ferme éolienne afin de les modéliser. Cette modélisation est basée sur les données de la NWP²⁰ qui sont ensuite affinées par la méthode dite "downscaling". Cette dernière est basée sur la physique de la couche limite planétaire (cf. section 4.1). On utilise tous les paramètres physiques disponibles pour améliorer la prévision. La prise en compte de l’historique des données est l’une des caractéristiques de cette approche. Ces modèles sont parmi les moins onéreux et sont moins difficiles à réaliser (à la différence des modèles physiques). Le principal désavantage est la nécessité d’une quantité importante de données pour tester et valider ces modèles [Jung and Broadwater, 2014], ainsi que le temps de calcul énorme et la mauvaise qualité des modèles.

Les outils Zephyr, EWind, Sipleólico ou LocalPred parmi d’autres, sont le fruit de l’assemblage de ces méthodes issues de la collaboration internationale. La standardisation de ces outils reste cependant une contrainte majeure en raison de la difficulté à comparer un nombre croissant de modèles et de méthodes, qui reposent le plus souvent sur un grand nombre de paramètres arbitraires.

19. Action de Recherche pour la Petite et Grande Echelle (ARPEGE).

20. Numerical Weather Prediction (NWP).

CHAPITRE 4 – APPLICATION À L'ÉNERGIE ÉOLIENNE

Cette dernière section sera consacrée à l'introduction de deux modèles de prévision basés sur l'approche d'invariance d'échelle proposé plus haut. On s'intéresse particulièrement à la prévision stochastique de la puissance en sortie des turbines éoliennes. En effet, d'autres travaux de recherche se focalisent d'abord sur la prévision du vent qui est ensuite traduite en puissance par l'intermédiaire d'une fonction telle que la loi du 1/7 [Lubitz, 2009], la loi "cubique" de la courbe de puissance [Brown et al., 1984; D'Amico et al., 2014] ou bien de la combinaison de plusieurs modèles [Sanchez, 2006]. Ici, nous préférons nous intéresser directement au signal de puissance.

Les méthodes de prévision ci-dessous, seront appliquées à une année de mesures de puissance des éoliennes InnoVent et WPD enregistrés en 2015. On rappelle que cet enregistrement est complet pour l'éolienne WPD et que les données InnoVent possèdent 13 jours manquants. L'enregistrement de ce dernier a été effectué entre le 14 janvier et le 31 décembre 2015.

Nous considérons ici un processus $P(t)$. Les données sont supposées connues pour $t' \leq t$. Le temps t est le présent. Les données mesurées sont notés $P(t')$ ($t' \leq t$). On s'intéresse aux prévision pour $t' > t$. On considère l'horizon T_0 et donc le futur à prédire s'écrit $\hat{P}(t + T_0)$ où le symbole $\hat{\cdot}$ indique la valeur prédite (cf. figure 4.32).

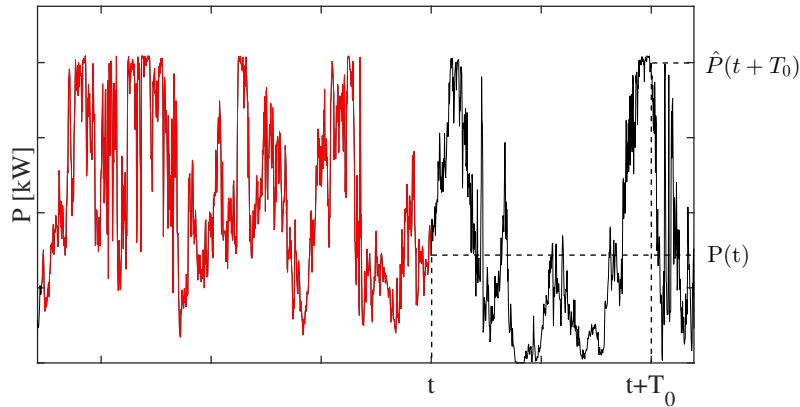


FIGURE 4.32 – Exemple du principe de prévision à l'horizon T_0 . La puissance $P(t)$ correspond au temps présent, la valeur $\hat{P}(t + T_0)$ correspond à la valeur prédite. Les données correspondent à la puissance de l'éolienne InnoVent.

4.8.2 L'estimation de l'erreur

Dans le contexte des prévisions, nous notons ici les quantités observées y_i ($i = 1, 2 \dots n$) et les séries prédites $\hat{y}_i$. Plusieurs indicateurs de la qualité des prévisions peuvent être proposés. Notons tout d'abord l'erreur :

$$e_i = y_i - \hat{y}_i \quad (i = 1, 2 \dots n) \quad (4.7)$$

qui correspond à l'écart entre la valeur prédite $\hat{y}$ et la valeur mesurée y . L'erreur moyenne peut être estimée comme suit [Willmott and Matsuura, 2005] :

$$\langle e_\gamma \rangle = \left[\frac{\sum_{i=1}^n w_i |e_i|^\gamma}{\sum_{i=1}^n w_i} \right]^{1/\gamma} \quad (4.8)$$

où $\gamma \geq 1$ et le facteur w_i est donné pour chaque valeur $|e_i|^\gamma$ et correspond à son influence dans l'erreur totale [Willmott et al., 1985]. Ici, pour tout i on fixe $w_i = 1$ car on a un intervalle de temps régulier. En général, l'erreur totale moyennée est estimée pour $\gamma = 2$ ce qui est également connu sous le nom de "Root Mean Square Error (RMSE)" :

$$RMSE = \left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |e_i|^2 \right]^{1/2} \quad (4.9)$$

On peut également calculer cette erreur moyenne avec $\gamma = 1$, aussi connu sous le nom de "Mean Absolute Error (MAE)" tel que :

$$MAE = \left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |e_i| \right] \quad (4.10)$$

Cette erreur moyenne peut également être exprimée en pourcentage, le "Mean Absolute Percentage Error (MAPE)" est défini par :

$$MAPE = \left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{e_i}{y_i} \right| \right] \quad (4.11)$$

Bien que l'estimation de cette erreur est communément utilisée, elle ne peut pas être définie lorsque la valeur observée est nulle $y_i = 0$. Enfin, ces estimations ne considèrent pas le signe mais l'écart absolu.

4.8.3 Prévision par le modèle multifractal lognormal

Ici, on s'intéresse à la valeur $\hat{P}(t + T_0)$ en utilisant directement l'hypothèse de fluctuations multifractales lognormales. Pour cela, on choisit ici de nous pla-

CHAPITRE 4 – APPLICATION À L'ÉNERGIE ÉOLIENNE

cer dans le cadre log-normal. On a vu plus haut que le modèle log-stable ajuste mieux les données pour la courbe de moments $\zeta(q)$. Mais il n'existe pas d'expression analytique simple pour la densité de probabilité de fluctuations dans le cadre log-stable, contrairement au cas log-normal. Dans ce contexte, on considère la fluctuation $\Delta P_{T_0} = |P(t + T_0) - P(t)|$, obéissant à une loi log-normale d'équation :

$$p(z) = \frac{1}{z\sigma\sqrt{2\pi}} \left[-\frac{(\log(x) - m)^2}{2\sigma^2} \right] \quad (4.12)$$

où $m = \langle \log X \rangle$ et σ est l'écart type de $\log X$.

Cette méthode de prévision assez directe est la suivante :

- ajuster la PDF des fluctuations à l'échelle T_0 aux données ;
- considérer que $\hat{P}(t + T_0) = P(t) \pm \Delta P_{T_0}$ comme les fluctuations sont considérées via une valeur absolue, on perd l'information du signe et donc on perd de la précision dans la prévision $\hat{P}(t + T_0)$.

La figure 4.33 représente la densité de probabilité de $z = \Delta P_{T_0}$ pour $T_0 = 10$ min. pour les données WPD, et $T_0 = 10$ min., 1 h. et 10 h. pour les données InnoVent. Un ajustement avec les valeurs $m = \langle \log z \rangle$ et $\sigma^2 = \langle (\log z - m)^2 \rangle$ est réalisé sur le même graphe.

On observe une correspondance sur l'intervalle $x \in [20; 300]$. L'ajustement ne donne pas une bonne correspondance pour les valeurs extrêmes. La question du signe reste une difficulté supplémentaire pour une bonne prévision de la valeur $\hat{P}$. En effet, si la valeur mesurée de la puissance est par exemple 200 kW et que la loi log-normale prévoit un increment de 100 kW, il est difficile de prédire si la valeur prédite sera croissante (300 kW) ou décroissante (100 kW). Il est peut-être possible de gagner un peu de précision sur le signe en estimant la probabilité conditionnelle du signe de $P(t + T_0) - P(t)$, selon la valeur de $P(t)$. En effet, si $P(t)$ est faible il semble plus probable que $P(t + T_0) > P(t)$ que l'inverse. Si $P(t)$ est grand, il semble plus probable que $P(t + T_0) < P(t)$. Ceci a été testé ci-dessous.

On considère la probabilité pour que la puissance $P(t + T_0) > P(t)$, c'est-à-dire la probabilité pour que la puissance générée à l'instant $t + T_0$ soit positive en comparaison avec la puissance instantanée $P(t)$. La figure 4.34 montre cette probabilité p pour 3 échelles de temps différentes (10min, 1h. et 10h.). Les échelles 10min. et 1h. montrent une probabilité moyenne $\langle p \rangle$ de 47% et 46% respectivement, soit environ 50% de mesurer une puissance positive. L'échelle $T_0 = 10$ h, montre une diminution de cette probabilité. Cette diminution continue à être observée pour des échelles supérieures à 10 h que ce soit pour la puissance WPD ou pour celle de InnoVent. En effet, cette diminution est illustrée sur la figure 4.35 où on peut observer l'évolution de la probabilité moyenne en fonction de l'échelle T_0 considérée.

4.8. Les modèles de prévision

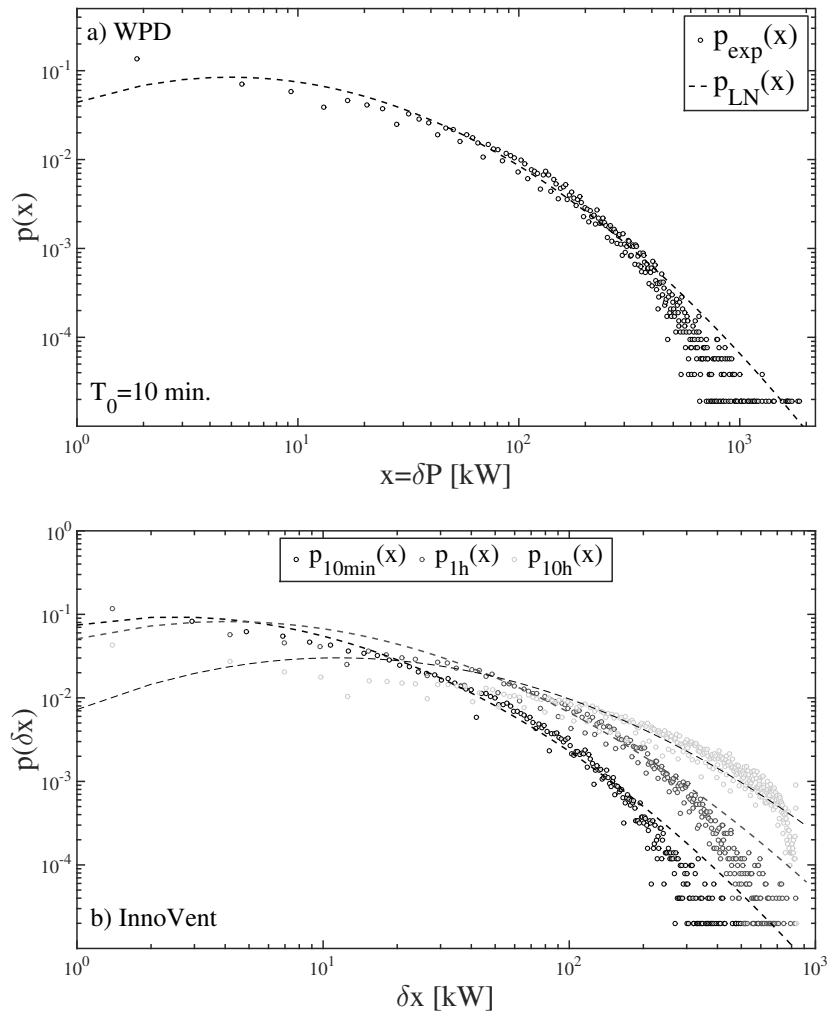


FIGURE 4.33 – a) Densité de probabilité $p(x)$ appliquée aux increments de puissance de l'éolienne WPD à un intervalle de temps de 10min. L'ajustement lognormal est globalement correct. Les valeurs des increments inférieurs à 20 kW et supérieurs à 300 kW sont cependant mal représentés par l'ajustement log-normal. b) Densité de probabilité appliquée aux increments de la puissance générée par l'éolienne InnoVent pour trois échelles de temps : 10min., 1h. et 10h. L'ajustement log-normal correspond à cette densité pour les valeurs centrales et surestimé pour les extrêmes pour toutes les échelles considérées.

La figure 4.34 montre que la tendance que nous avons indiquée plus haut, selon laquelle $p > 0,5$ pour $P(t)$ faible et $p < 0,5$ pour $P(t)$ élevée, n'est pas visible pour un court horizon (10 min.), mais devient claire pour les horizons plus élevées (1 h, et surtout 10 h). Mais comme par la suite, nous nous intéressons surtout aux horizons courts, nous considérons que le signe de $P(t + T_0) - P(t)$ est toujours aléatoire avec une probabilité 1/2 d'être positif ou négatif.

CHAPITRE 4 – APPLICATION À L'ÉNERGIE ÉOLIENNE

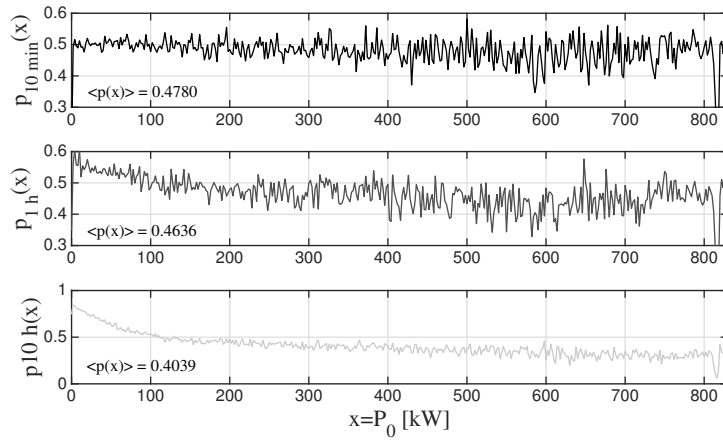


FIGURE 4.34 – Probabilité conditionnelle que la valeur mesurée de la puissance $P(t + T_0)$ soit supérieure à la valeur instantanée $P(t)$ représentée en fonction de $P_0 = P(t)$. Les horizons considérés sont $T_0=10\text{min.}$, 1h. et 10h. Cette probabilité correspond à la probabilité de mesurer une puissance positive à l'horizon T_0 .

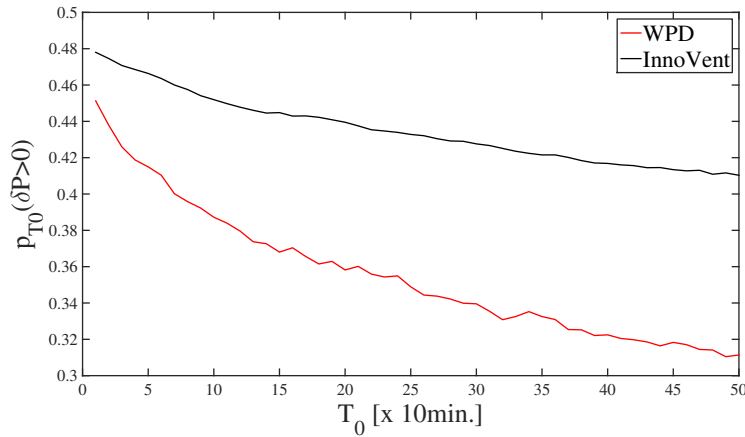


FIGURE 4.35 – Probabilité conditionnelle moyenne p_{T_0} que la valeur mesurée de la puissance $P(t + T_0)$ soit supérieure à la valeur instantanée $P(t)$ ($\delta P > 0$), représenté en fonction de l'échelle considérée T_0 . Les deux cas montrent une fonction décroissante. En effet, plus l'échelle de temps est considérable, plus les échelles liées aux changements météorologiques affectent la production de puissance.

Notre approche prédictive dans ce cadre est la suivante : de façon préliminaire, nous estimons m et σ^2 via les données, pour l'horizon T_0 , c'est la phase d'appren-

TABLE 4.8 – Tableau de synthèse du modèle Log-Normal.

T_0	WPD			InnoVent		
	MAE	MAPE(%)	RMSE	MAE	MAPE(%)	RMSE
10min.	0.29	219.44	0.53	0.24	164.90	0.49
1h.	0.42	283.45	0.70	0.31	190.97	0.53
2h.	0.50	347.20	0.80	0.37	214.44	0.60
3h.	0.56	421.36	0.90	0.42	243.46	0.65
4h.	0.61	468.27	0.93	0.46	285.72	0.69
5h.	0.65	525.93	0.98	0.49	304.15	0.72
6h.	0.69	561.32	1.02	0.52	329.52	0.75
7h.	0.72	591.51	1.05	0.55	355.44	0.80
8h.	0.75	632.20	1.08	0.57	377.56	0.81

tissage. Puis la valeur prédite $\hat{P}(t + T_0)$ à l'horizon T_0 s'écrit :

$$\hat{P}(t + T_0) = P(t) + sZ \quad (4.13)$$

où s est un signe, prenant la valeur $+1$ ou -1 selon une loi binomiale de paramètre $1/2$. Z est une variable aléatoire log-normale générée au sein de la PDF lognormale de paramètres m et σ^2 . Cela s'écrit tout simplement $Z = \exp(m + \sigma g)$ où g est une variable aléatoire normale unitaire centrée (moyenne nulle et variance égale à 1).

La figure 4.36 montre l'application de cette approche sur les données de puissance des deux éoliennes étudiées sur un intervalle de 160 heures. L'horizon de prévision est $T_0 = 1h$. On suppose ici les données expérimentales et les prévisions successives à partir des données arrêtées à $t' = t - T_0$. Ce qui est représenté est donc une superposition des mesures $P(t)$ et des prévisions stochastiques $\hat{P}(t' + T_0)$ où $t' = t - T_0$.

L'allure générale est bien suivie, mais les pics isolés ne sont pas bien prédits en général. Afin de quantifier l'écart entre la prévision et la puissance mesurée on applique les indicateurs moyens d'erreur. Le tableau 4.8 résume ces indicateurs pour plusieurs horizons allant de 10 min à 8h. Les indices MAE, MAPE et RMSE (cf. section 4.8.2) pour $T_0 = 10\text{min}$ sont les plus faibles ce qui indique une meilleure prévision de la puissance. Comme attendu, les meilleures prévisions sont réalisées à partir des échelles de temps le plus faibles. En effet, l'éloignement implique un changement des conditions météorologiques qui peuvent modifier la précision de l'estimation. Les valeurs MAPE restent très importants, on trouve une erreur de plus de 150%. L'erreur est ici assez importante. La raison pourrait être l'influence du signe, ou le fait que les extrêmes sont mal capturés par l'ajustement lognormal.

CHAPITRE 4 – APPLICATION À L'ÉNERGIE ÉOLIENNE

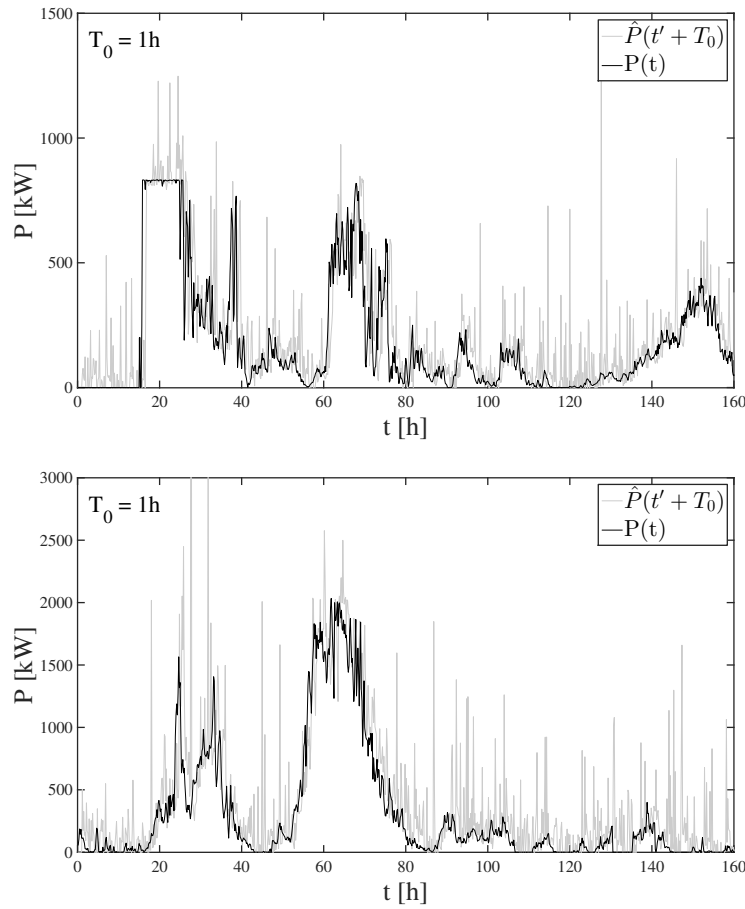


FIGURE 4.36 – Exemple de prévision basée sur un PDF log-normale pour les incréments $\hat{P}(t + T_0) - P(t)$, appliqués aux données InnoVent (en haut) et WPD (en bas). On suppose ici les données expérimentales, et les prévisions successives à partir des données arrêtées à $t' = t - T_0$. Les valeurs comparées ici sont donc $P(t)$ mesuré et $\hat{P}(t' + T_0)$ prédit. On observe que la tendance est bien suivie mais les pics localisés ne sont pas bien prédits.

Mais la raison principale est sans doute que cette approche, bien qu'elle utilise les propriétés multifractales lognormales pour faire des prévisions stochastiques, n'exploite pas les propriétés à longue portée des processus invariants d'échelle.

4.8.4 Prévision par analogie avec un modèle fBm

Le modèle de prévision présenté dans cette section est basé sur la mémoire d'échelle intrinsèque des processus de type mouvement Brownien fractionnaire. En première approximation, le processus $P(t)$ peut être assimilé à un mouvement Brownien fractionnaire d'ordre H , où H est l'indice de Hurst introduit en première partie. La courbe $\zeta(q)$ est non-linéaire et concave, ce qui est un signe de multifractalité, mais

l'ajustement linéaire qH est assez proche de la courbe.

Un processus fBm (fractional Brownian motion) est un modèle gaussien à l'incrément stationnaire de fonction de covariance :

$$COV(B_t, B_s) = \min(s, t) \quad (4.14)$$

pour tous réels s et t . Ceci a été introduit par Kolmogorov en 1940 puis étudié et diffusé par Mandelbrot dans les années 1960. Ce type de processus est maintenant classique pour la modélisation d'un processus stochastiques avec une propriété d'auto-similarité.

En raison de ses propriétés invariantes d'échelle, ce type de processus a une mémoire à longue portée [Beran, 1994]. Cette propriété intrinsèque de mémoire à longue portée peut être exploitée pour optimiser les prévisions. L'expression de la prévision s'écrit dans la littérature mathématique en exprimant une espérance conditionnelle [Yaglom, 1958; Anh and Inoue, 2004] :

$$E[B_H(T) | \sigma(B_H(s) : -\infty < s \leq t_1)] = C \int_{-\infty}^{t_1} \left(\frac{T - t_1}{t_1 - s} \right)^\alpha \frac{1}{T - s} B_H(s) ds \quad (4.15)$$

où $C = 1/\pi \sin \pi(1/2 - H)$ et $\alpha = 1/2 + H$. Avec nos notations : $T = t + T_0$; $t_1 = t$; $T - t_1 = T_0$, on obtient :

$$\hat{P}(t + T_0) = C \int_{-\infty}^t \left(\frac{T_0}{t - s} \right)^\alpha \frac{P(s)}{t + T_0 - s} ds \quad (4.16)$$

Pour l'application numérique, on remplace $-\infty$ par un temps fixe dans le passé distant de T_1 . La discrétisation de l'équation 4.15 pour $s = t - T_1 + p$ devient enfin :

$$\hat{P}(t + T_0) = C \sum_{p=t-T_1}^{t-1} \left(\frac{T_0}{T_1 - p} \right)^\alpha \frac{P(t - T_1 + p)}{T_0 + T_1 - p} \quad (4.17)$$

La figure 4.38 illustre l'application de cette dernière équation à un mBf appelé ici X , générées à partir de l'article de Chan and Wood [1998]. Dans cet exemple, les valeurs H et T_1 sont constantes. On a fait le choix d'un paramètre d'auto-similarité $H=0,3$ et une fenêtre d'apprentissage comprenant 1000 points de mesures ($T_1 = 1000$). L'instant t est indiqué par une ligne noire continue à partir de laquelle on effectuera une prévision à l'horizon $t + T_0$. La figure 4.39 montre le résultat de cette méthode où t varie de $t + p$ à $t + N - T_0$. La tendance de la prévision $\hat{X}(t + T_0)$ suit bien les fluctuations du mouvement mBf (variable X). Cette prévision décrit

CHAPITRE 4 – APPLICATION À L'ÉNERGIE ÉOLIENNE

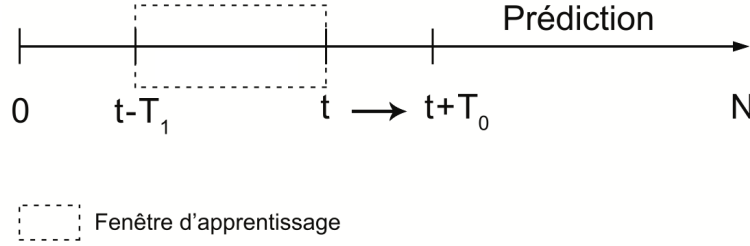


FIGURE 4.37 – La fenêtre d'apprentissage $[t - T_1; t]$ permet de prédire la valeur $\hat{P}(t + T_0)$ à l'horizon T_0 . L'instant t sera déplacé à une valeur supérieure $t + p$ (p est un entier strictement positif). Cette nouvelle itération à l'instant $t + p$ permettra de calculer $\hat{P}(t + p + T_0)$. Cette itération se réalisera jusqu'à l'instant $t + (N - T_0)$ avec N étant le nombre de points de mesures de puissance éolienne.

bien les variations et les rampes descendantes et ascendantes bien que celle-ci ne tient pas compte des fluctuations rapides.

Cet exemple représente un seul Mouvement Fractionnaire Brownien, il s'agit d'un seul répliquat. En effet, l'étude de la dynamique de cette méthode de prévision nécessite l'application de l'équation 4.17 sur plusieurs mouvements mBf. Nous effectuons ces statistiques sur 100 simulations mBf caractérisées par le paramètre $H = 0,3$ d'une longueur $N = 2^{20}$ afin d'avoir des statistiques fiables et par la suite, estimer l'erreur moyenne observée entre la prévision et la valeur simulée. La prévision est réalisée à partir de la valeur médiane $t = N/2$ pour $t \in [N/2; N - T_0]$.

La figure 4.40 montre les indicateurs statistiques d'erreur MAE, MAPE et RMSE en fonction de l'horizon T_0 (l'unité est arbitraire). Ces erreurs ont été estimées à partir des simulations mBf où $H = 0,3$ et la fenêtre d'apprentissage considérée $T_1 = 100$ et 1000 points. On remarque dans le cas du MAE et RMSE que l'erreur moyenne est décroissante et converge vers une valeur constante située entre 0.4 et 0.5. Cette limite est atteinte pour $T_0 \approx 15$ pour l'erreur MAE et RMSE. L'augmentation du nombre de points T_1 montre une diminution de l'erreur moyenne bien que cette différence ne soit pas significative si on considère l'écart-type de l'erreur. La valeur MAPE montre une dynamique différente. L'erreur estimée est d'environ 80% et l'augmentation du nombre de points T_1 ne montre pas de différence. Ces erreurs estimées en fonction de l'horizon ont été réalisés à partir d'un paramètre d'Hurst constant : on cherche ensuite à connaître l'impact de cette variable sur la dynamique de l'erreur.

La figure 4.41 illustre cette dynamique pour une valeur H variable ($H < 1/2$). Les

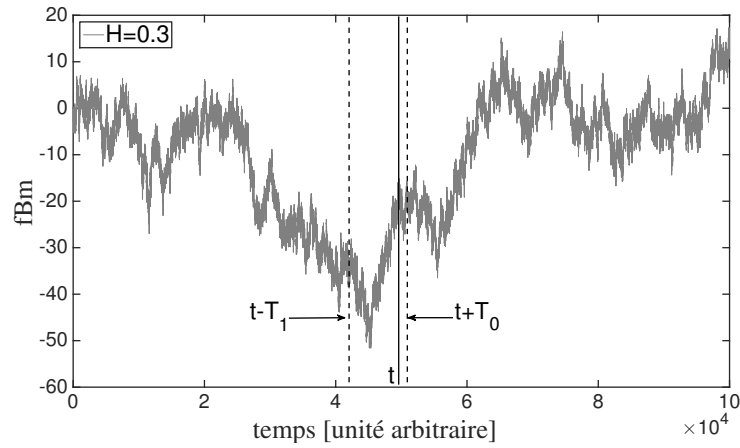


FIGURE 4.38 – Exemple d’application de l’équation 4.17 sur un Mouvement Brownien Fractionnaire. Le paramètre de Hurst est fixé à une valeur $H = 0,3$. On place comme référence la valeurs t (ligne noire continue) et la fenêtre d’apprentissage $t - T_1$ à partir de laquelle on réalisera l’instant $t + T_0$.

erreurs moyennes MAE et RMSE ont la même dynamique, une diminution pour les valeurs de l’horizon faible et puis ces valeurs convergent vers une limite si le paramètre T_0 augmente. L’influence du paramètre H est observée par l’augmentation de l’erreur moyenne. Le paramètre d’auto-similarité H a un impact sur les fluctuations du mouvement mBf (cf. figure 2.8). Bien que la diminution du paramètre de Hurst entraîne l’augmentation de la variabilité du signal mBf, paradoxalement il semble que cette augmentation diminue également l’écart type de l’erreur d’après l’indicateur RMSE. L’erreur MAPE possède une dynamique très différente. Les courbes décrivent une fonction croissante après un horizon $T_0 = 10$. Cette augmentation se produit après des fluctuations importantes de l’indicateur MAPE pour un horizon court. On observe que l’erreur reste au dessus de 60% ce qui montre une sur-estimation de la valeurs prédite. On fait le constat que le temps de calcul devient non négligeable par l’agrandissement de la fenêtre d’apprentissage (cf. figure 4.37). En effet, le temps de calcul effectué entre l’estimation des erreurs pour $T_1 = 100$ et $T_1 = 1000$ passe de 3 jours à environ 2 semaines.

Les fluctuations de puissance ont un paramètre d’Hurst $H < 1/2$ pour les deux éoliennes étudiées (cf. tableau 4.6). On suppose ensuite que ces expressions développées théoriquement pour un mBf ont un intérêt également pour ce processus multifractal de même indice H . On choisit donc d’appliquer la formule précédente, avec la valeur de H mesurée sur les données de puissance.

On applique la méthodologie de l’équation 4.17 aux données de puissance. La

CHAPITRE 4 – APPLICATION À L'ÉNERGIE ÉOLIENNE

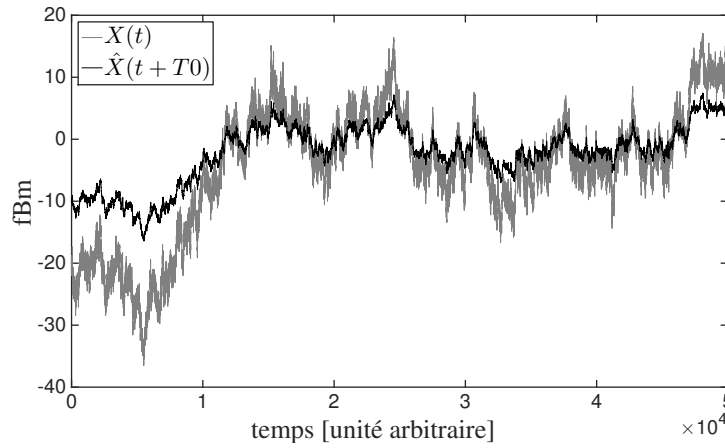


FIGURE 4.39 – Comparaison entre la prévision $\hat{X}(t + T_0)$ et la valeur du mouvement mBf générée $X(t)$. Les variables H , T_0 et T_1 sont constantes avec $H = 0.3$, $T_1 = 1.000$ et $T_0 = 10$. La tendance de la prévision $\hat{X}(t + T_0)$ suit bien les fluctuations du mouvement mBf bien que les des fluctuations rapides sont mal représentées.

figure 4.42 illustre l'application de ce modèle sur une période de 500 heures avec un horizon de $T_0=1h$. On considère une fenêtre d'apprentissage $T_1 = 1000 min. \sim 17h$. L'itération commence pour l'instant $t = 160h$, pour cette raison en dessous de ce temps, la puissance $\hat{P}(t' + T_0)$ n'est pas calculée.

La prévision $\hat{P}(t' + T_0)$ respecte la tendance des fluctuations de la puissance $P(t)$. La prévision suit les variations ascendantes et descendantes à l'exception des fluctuations rapides. On observe néanmoins une sous-estimation de la valeur prédite par rapport à la valeur mesurée $P(t)$. Cette sous-estimation peut être expliquée par le caractère mono-fractal de la prévision. Le modèle ne tient pas compte des fluctuations multi-échelles de la puissance éolienne qui est caractéristique d'un processus multifractal.

Un avantage important à mettre en valeur, est la capacité d'estimer la puissance avec des valeurs manquantes dans la série. En effet, la mémoire scalaire peut suivre la tendance à condition que le nombre de valeurs manquantes soient négligeables, par rapport à la fenêtre considérée T_1 . Bien que le temps de calcul augmente avec la fenêtre d'apprentissage, ce temps reste inférieur au temps d'échantillonnage de 10 min.

Les indicateurs d'erreur sont synthétisés au tableau 4.9. L'application de ces indicateurs a été réalisé sur les données de puissance normalisées par leur propre moyenne. Pour $T_0 = 10min$, ces indicateurs sont les plus faibles. La prévision à cet horizon est donc la meilleure estimation de la puissance P_{fBm} , ce qui était attendu.

Cependant, la dynamique de l'erreur est différente de celle mise en évidence par l'étude du mouvement Brownien fractionnaire. En effet, les valeurs des indicateurs d'erreurs semblent diverger avec l'augmentation de l'horizon T_0 . Cette divergence est également observée pour l'indicateur MAPE. Ceci semble assez réaliste : il est bien compréhensible que la qualité de la prévision diminue si T_0 augmente.

On peut observer sur la figures 4.43 la comparaison entre les modèles Log-Normal et le modèle de type mBf. Le modèle de mémoire scalaire donne globalement une meilleure estimation de la puissance à l'horizon T_0 . En effet, ce dernier donne une meilleure estimation de la puissance mesurée $P(t)$. La valeur de l'indicateur MAE montre également une meilleure estimation de la puissance dans le cas du modèle mBf, néanmoins pour des faibles valeurs de T_0 , cet écart entre les méthodes est faible pour les données WPD. Cette valeur reste en effet en dessus de la valeur 0,4 pour $T_0 < 10$.

Cadenas and Rivera [2010] ont présenté un modèle de prévision du vent. Il s'agit d'un hybride entre une approche ARIMA et une méthode de type ANN. L'indicateur MAE donne des valeurs supérieures à 1 pour ces deux approches appliquées séparément sur les données de vent. L'hybride donne une meilleure estimation du vent avec l'indicateur MAE proche de 0,5. Notre modèle possède en comparaison, un indicateur inférieur ($MAE < 0,25$), ce qui indique une meilleure prévision dans le cas de la puissance.

Pour un horizon $T_0 < 2h$. d'autre part, les indicateurs MAPE montrent une erreur moyenne inférieure à celle calculée avec le modèle Log-Normal. Cette tendance s'inverse pour les valeurs T_0 supérieure. On remarque que dans les deux cas, cet indicateur montre une sur-estimation de la puissance. On peut également associer cette erreur à l'offset. En effet, compte tenu de la définition de MAPE, l'ajout d'une valeur offset est opérée sur les valeurs de puissance de manière à estimer cette erreur même dans le cas où la puissance est nulle.

Ce dernier modèle de prévision est basé sur la mémoire d'échelle des processus invariants d'échelle (auto-similaires). On a considéré la puissance comme étant un processus mono-fractal afin d'appliquer un modèle de prévision défini pour les mouvements Browniens fractionnaires (mBf). L'utilisation de cette modélisation nécessite un paramètre d'auto-similarité $H < 1/2$ ce qui est respecté par les deux données de puissance issues de l'éolienne WPD et InnoVent ($H = 0.36$ et $H = 0,42$ respectivement). Dans cette approche, nous avons en effet utilisé la valeur du paramètre d'auto-similarité H estimé à partir de l'ensemble des données de puissance. En réalité, la valeur de H devrait être estimée à partir de la fenêtre d'apprentissage définie dans la figure 4.37. Celui-ci a été calculée à partir d'une fenêtre de 26 h

CHAPITRE 4 – APPLICATION À L'ÉNERGIE ÉOLIENNE

TABLE 4.9 – Tableau de synthèse du modèle de mémoire scalaire (mBf).

T_0	WPD			InnoVent		
	MAE	MAPE(%)	RMSE	MAE	MAPE(%)	RMSE
10min.	0.24	111.22	0.39	0.15	58.57	0.23
1h.	0.38	230.58	0.57	0.24	120.73	0.36
2h.	0.46	329.68	0.68	0.31	172.69	0.46
3h.	0.52	409.11	0.76	0.37	216.20	0.53
4h.	0.57	470.19	0.82	0.41	256.25	0.58
5h.	0.61	521.01	0.86	0.45	292.41	0.63
6h.	0.64	569.24	0.90	0.48	325.01	0.67
7h.	0.67	613.82	0.94	0.51	356.31	0.70
8h.	0.69	653.30	0.97	0.53	387.26	0.73

(supérieure au rapport d'échelle.) qui se décale de 12h à chaque itération. Il s'agit d'une fenêtre mobile où il y a un chevauchement²¹ des données. La figure 4.44a) illustre la variabilité du paramètre d'auto-similarité H en fonction du nombre de décalages (en heures) considérés. On observe la forte variabilité du paramètre de Hurst calculé à partir des données de puissance de l'éolienne WPD. La validité de cette méthode dépend en effet de la valeur H qui doit être strictement inférieure au seuil 0,5, ce qui n'est pas respecté. On obtient par cette démarche une valeur moyenne $H = 0.423 \pm 0.1$. La figure 4.44b) montre le paramètre d'intermittence en fonction de H . La valeur moyenne estimée est $\mu = 0.079 \pm 0.08$. Le paramètre μ possède des valeurs négatives qui peuvent être expliquées en raison de périodes où la puissance est nulle. Ces figures indiquent la difficulté d'estimer en temps réel la puissance à l'horizon T_0 . L'utilisation des valeurs d'intermittence (μ, H) calculés sur l'ensemble des données reste une meilleure estimation en raison des statistiques d'un grand nombre de données.

D'autre part, le modèle génère une sous-estimation de la puissance probablement en raison de la mono-fractalité de la puissance prédite $\hat{P}(t' + T_0)$. En effet le modèle ne considère pas les fluctuations multi-échelles caractéristiques d'un processus multifractal.

Nos deux modèles présentés ici ont une supériorité par rapport aux modèles classiques de prévision : ils reposent sur des bases physiques, liés à l'intermittence (modèle log-normal) et à l'invariance d'échelle (paramètre H de self-similarité). Une amélioration est possible, qui tiendrait compte à la fois de l'intermittence et de l'invariance d'échelle. En fait, le modèle théorique reste encore à construire, mais

21. En anglais : "overlap".

4.8. Les modèles de prévision

nous soulignons ici que le cadre stochastique de la modélisation multifractale devrait permettre de développer un modèle de prévision optimal, qui tient compte des fluctuations et de leur dépendance en échelle. Nos travaux ici sont des premiers résultats dans cette direction.

CHAPITRE 4 – APPLICATION À L'ÉNERGIE ÉOLIENNE

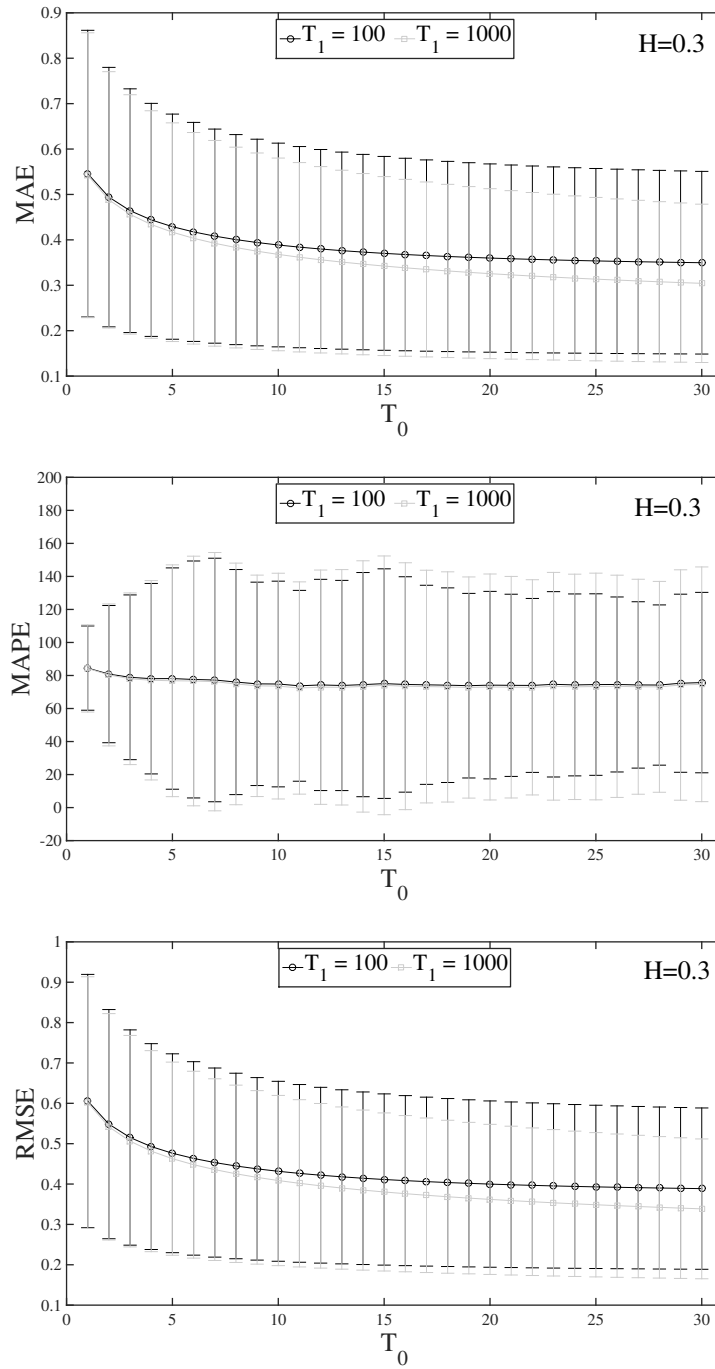


FIGURE 4.40 – Indicateurs d'error MAE, MAPE et RMSE moyens. Deux fenêtres d'apprentissage T_1 d'une longueur de 100 et 1000 points sont considérées. Les erreurs MAE et RMSE montre une convergence de l'erreur aux alentours de 0,4 pour $T_0 > 14$. Ces erreurs montrent une diminution avec une fenêtre plus importante bien que l'écart n'est pas significatif. L'erreur MAPE montre une faible décroissance et atteint une limite horizontale à 80% pour $T_0 > 4$. Cette limite est indépendante du nombre de points considérés dans le passé T_1 .

4.8. Les modèles de prévision

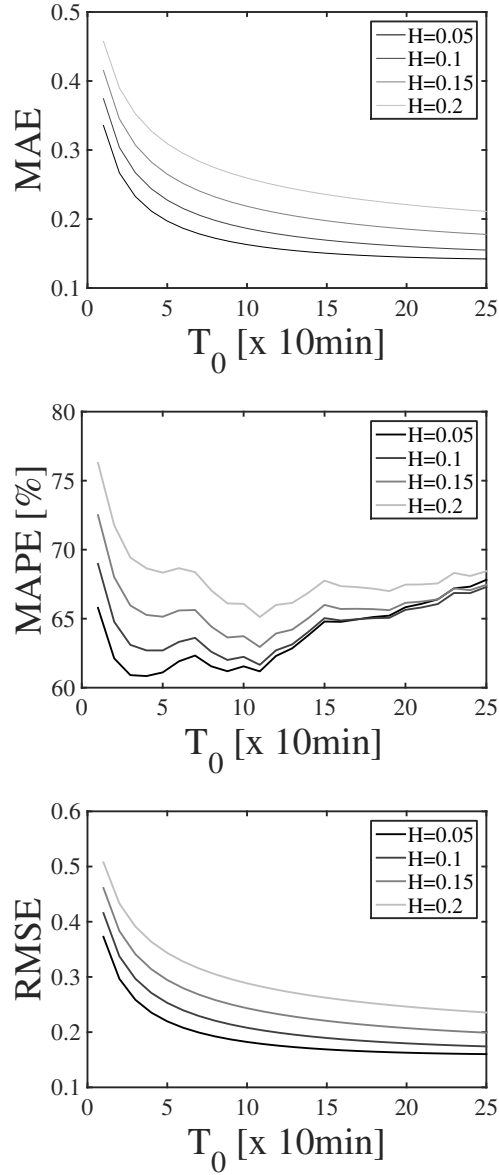


FIGURE 4.41 – Indicateurs d’erreurs MAE, MAPE et RMSE moyens estimés pour $H \in [0.05; 0.2]$. On retrouve la décroissance pour $T_0 < 10$ et la convergence des indicateurs MAE et RMSE avec l’augmentation du paramètre T_0 . Plus le paramètre d’auto-similarité H augmente ($H < 1/2$), plus l’erreur moyenne augmente également. La dynamique du paramètre MAPE est différente. Pour des faibles valeurs de T_0 , on observe une décroissance de l’erreur moyenne. Pour des valeurs supérieures $T_0 > 10$, les fonction sont croissantes.

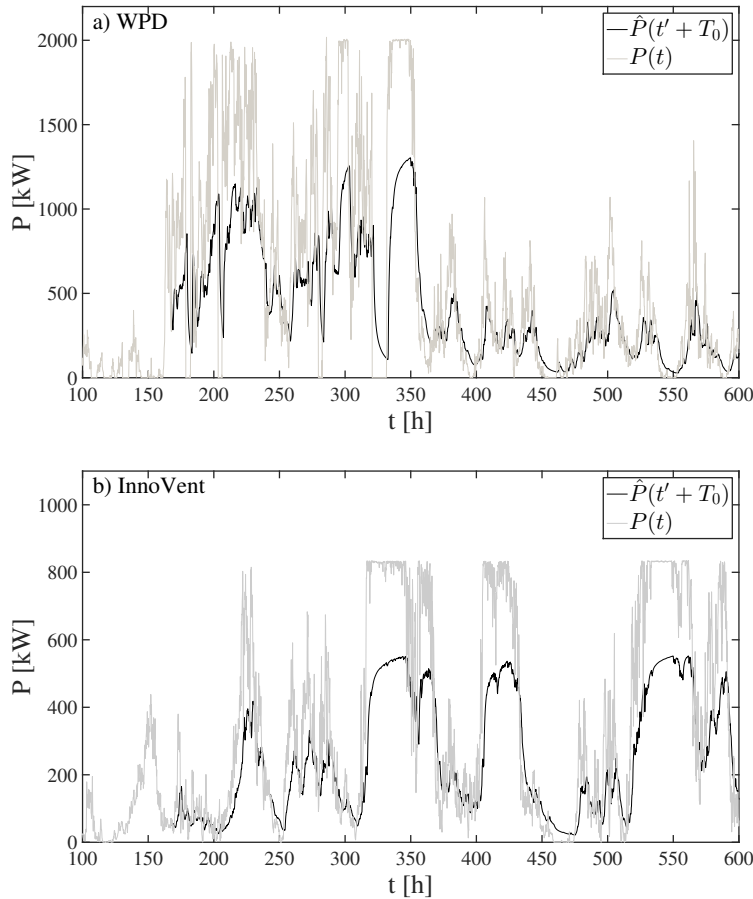


FIGURE 4.42 – Exemple de prévision basée sur le modèle de prévision pour les processus mBf. Cette approche a été appliquée aux données de puissance expérimentales $P(t)$ WPD (indice a) et InnoVent (indice b). On observe que la tendance est bien respectée, notamment sur les variations des rampes ascendantes ou descendantes. Cette modélisation génère néanmoins une sous-estimation de la puissance produite. Cette sous-estimation peut être expliquée par le caractère multifractal de la puissance. La prévision $\hat{P}(t' + T_0)$ possède en effet un caractère mono-fractal qui ne représente pas la totalité des fluctuations multi-échelles existantes.

4.8. Les modèles de prévision

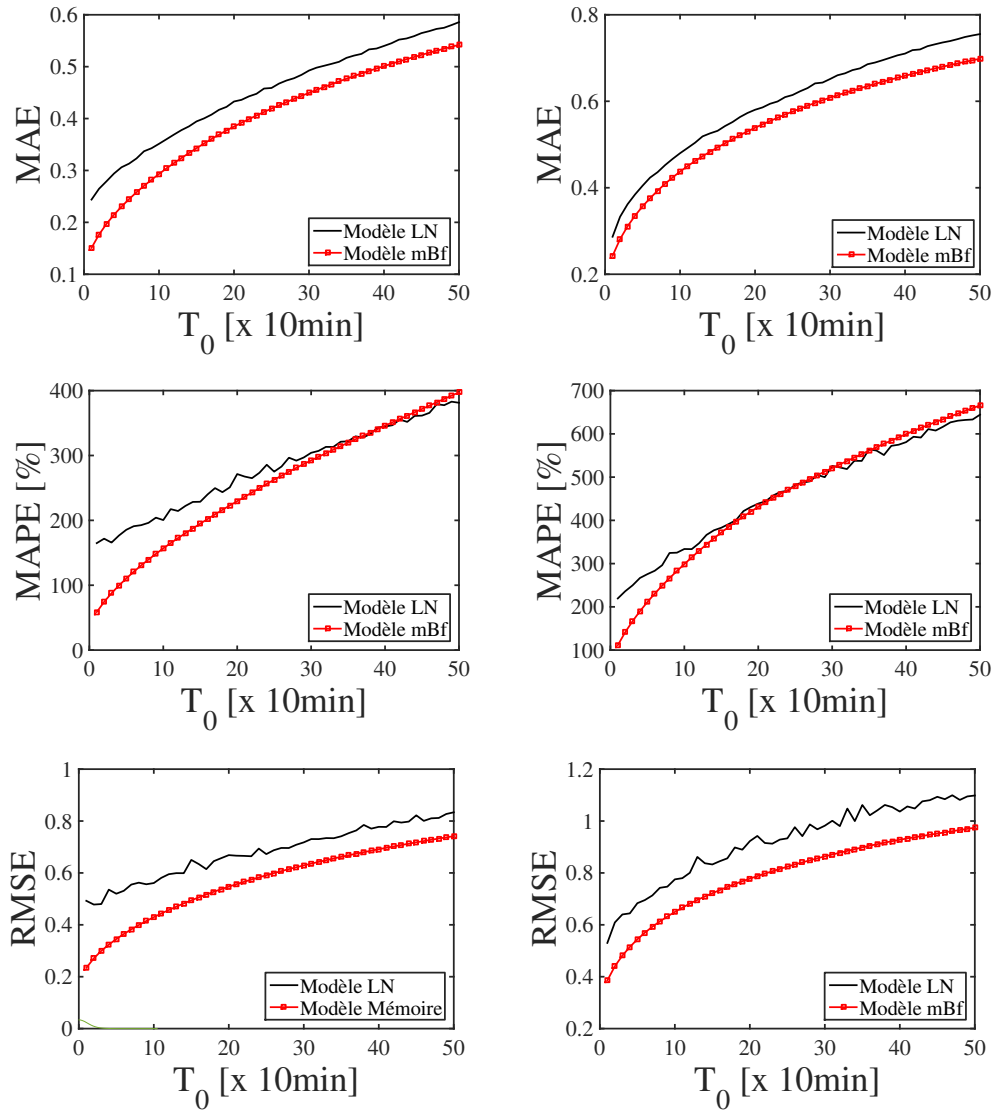


FIGURE 4.43 – Indicateurs d'erreurs appliqués à la puissance produite $P(t)$ comparé à la puissance issue du modèle Log-Normal P_{LN} et du modèle de mémoire d'échelle de type mBf. On observe que cette dernière donne une meilleure estimation de la puissance.

CHAPITRE 4 – APPLICATION À L'ÉNERGIE ÉOLIENNE

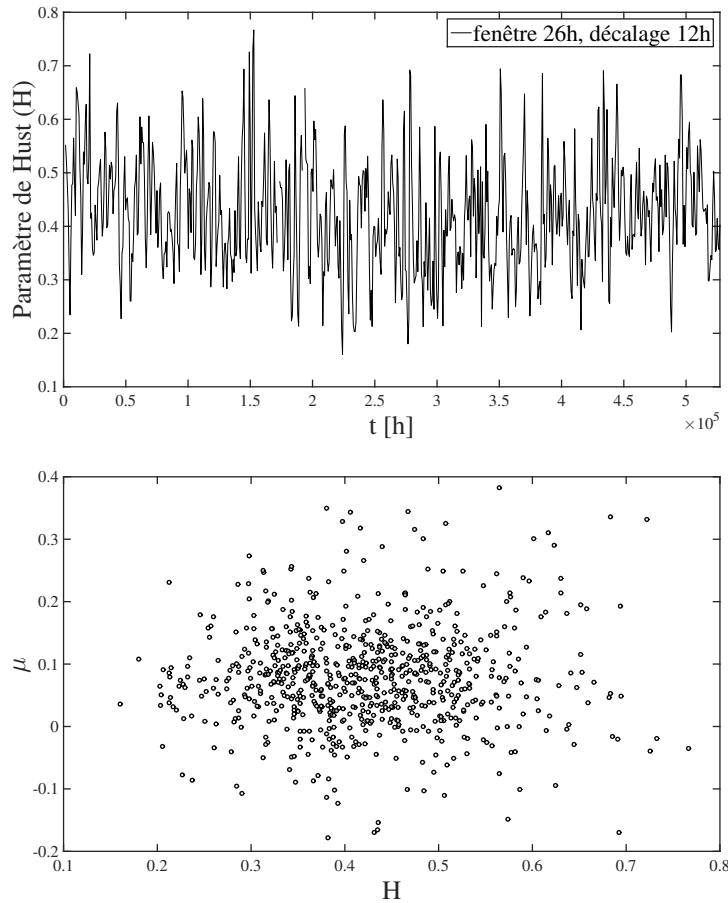


FIGURE 4.44 – a) Fluctuation du paramètre de Hurst estimé à partir d'une fenêtre mobile pour les données de puissance de l'éolienne WPD. La fenêtre d'apprentissage est de 26h et le décalage à chaque itération est d'une demi-journée. b) Couples de valeurs (μ, H) estimées pour toutes les fenêtres mobiles considérées.

Conclusion générale

Ce travail de thèse résume trois années de travail de recherche focalisé sur la caractérisation et à la définition de lois fondamentales qui lient la vitesse du vent ou du courant avec la puissance générée par une turbine actionnée par le passage de cet écoulement.

La production scientifique a résulté en plusieurs articles de recherche, dont trois articles dans des revues à comité de lecture (un article publié, et 2 soumis) :

- O. Duran Medina, F. G. Schmitt and R. Calif, Multiscale analysis of wind velocity, power output and rotation of a windmill, *Energy Procedia*, 2015.
- O. Duran Medina, F. G. Schmitt, R. Calif, B. Gaurier, and G. Germain, Turbulence analysis and multiscale correlations between synchronized flow velocity and marine turbine power production, *RENE*, 2016 (Soumis)
- R. Calif, F.G. Schmitt, Y. Huang and O. Duran Medina, Hurst exponent, multifractal spectrum and extreme events versus the installed capacity of wind farms, *Applied Energy*, 2016 (Soumis).

mais également trois articles dans des proceedings suite à des conférences internationales :

- O. Duran Medina, F. Schmitt, R. Calif, Multi-scale correlations between synchronized power and wind measurements : a way to characterize turbulent effect in a scale invariant way, *In proceedings EWEA*, Paris 2015.
- O. Duran Medina, F. Schmitt, R. Calif, B. Gaurier, and G. Germain, Correlation between synchronised power and flow measurements, a way to characterize turbulence effects on a marine current turbine, *In proceedings EWTEC*, Nantes 2015.
- O. Duran Medina, F. Schmitt, R. Calif, B. Gaurier, and G. Germain, Turbulence et intermittence dans les énergies marines : mesures à haute fréquence en laboratoire de la relation entre puissance produite par une hydrolienne et turbulence, *14èmes journées de l'Hydrodynamique*, Val-de-Reuil 2014.

et un chapitre d'ouvrage :

CHAPITRE 5 – CONCLUSION GÉNÉRALE

- R. Calif, F.G. Schmitt and O. Duran Medina, -5/3 turbulent behavior and sustainable renewable energies. *Sustainable Energy* edited by Zobaa, A., Aleem, S. A., and Afifi, S. N., InTech, 2016.

Ces articles sont disponibles en annexes de ce mémoire (cf. Publications). Ce travail a également pu être exposé et discuté lors des conférences scientifiques nationales et internationales suivantes :

- European Wind Energy Association (EWEA) meeting, Paris France, novembre 2016. (Poster)
- European Waves and Tidal Energy Conference (EWTEC 2015), Nantes France, septembre 2015. (Oral)
- Journée des doctorants IREPSE, Lille, juin 2015. (Oral)
- European Turbulence Conference (ETC 2015), Delf Pays Bas, août 2015. (Oral)
- European Geosciences Union (EGU), Vienne Autriche, avril 2015. (Poster et Oral)
- Les 14èmes journées de l'Hydrodynamique, Val-de-Reuil France, novembre 2014. (Oral)
- Doctoriales de la mer, Boulogne-sur-mer France, octobre 2014. (Oral)
- Journée des doctorants IREPSE, Lille, juin 2014. (Poster)
- Colloque Energies Marines Renouvelables, Boulogne-sur-Mer France, novembre 2013. (Oral)

Lors de ces conférences, on remarque l'intérêt grandissant pour une meilleure compréhension des effets de la turbulence et plus particulièrement, ses effets sur les systèmes de production d'énergie renouvelable. L'approche statistique, dans le cadre des cascades d'énergie multifractales, est privilégié ici pour décrire la dynamique de ces phénomènes influencés par la turbulence. L'un des avantages de ce cadre est de pouvoir appliquer ces méthodes malgré l'échelle du système considérée. Dans ce sens, on peut imaginer qu'il y a une similarité entre une turbine éolienne tri-pale de diamètre de 40 m et un modèle d'hydrolienne tri-pale de 70 cm de diamètre (échelle à 1 :20). Cette similarité se retrouve également lors de l'application des méthodes ici présentées mais pointe également les différences.

La base de données exploitées dans le chapitre 4 sont issues de trois éoliennes localisées à trois emplacements différents. L'enregistrement des données de vitesse de vent et de puissance ont été réalisées en simultané. Deux éoliennes situées dans le nord et l'ouest de la France appartenant à InnoVent et WPD respectivement, sont actuellement en conditions de fonctionnement commercial. Les données sont caractérisées par une fréquence d'échantillonnage de 10 min. La troisième éolienne situé

au Danemark est une éolienne académique dédiée principalement pour la recherche. Elle a été équipée de capteurs qui atteignent de fréquences d'acquisition de 37,5 Hz.

Les essais réalisés dans des conditions contrôlées du bassin d'houle et courant d'IFREMER ont permis la caractérisation des échelles de la turbulence et des effets de celle-ci sur la production de puissance mécanique d'une maquette hydrolienne. Plusieurs campagnes de mesures ont été réalisées afin de comparer l'influence sur le fonctionnement de cette turbine avec les paramètres suivants : le taux de turbulence, la vitesse de rotation de la turbine (TSR), ainsi que les effets du sillage de l'hydrolienne sur les mesures de la vitesse du courant. L'étude a été menée avec une vitesse de courant constante à 0,8 m/s avec deux taux de turbulence (3 et 15 %) pendant une durée de 3 heures. La puissance est mesurée à une fréquence de 100 Hz. Les données de vitesse ont été acquises à très haute fréquence d'acquisition (>700 Hz.) grâce à un capteur optique LDV.

La densité de probabilité appliquée à la vitesse du courant de bassin amont montrent un bon ajustement Gaussien uniquement sur les valeurs centrales de la courbe, les extrêmes sont très mal représentés. La valeur centrale correspond à la vitesse imposée de l'écoulement. On peut apprécier la qualité de ces données si on les compare aux données haute fréquence issues de l'éolienne Nordtank. La densité de probabilité de la vitesse de ce dernier montre en effet un profil asymétrique non Gaussien. Le taux de turbulence est certainement plus élevé dans le milieu naturel (56 %) mais la fonction $p(x)$ ne montre pas cet asymétrie dans le sillage où le taux de turbulence est également important (33 % maximum). L'analyse de la densité de probabilité de la vitesse du vent permet de constater une mauvaise représentativité des ajustements Gaussien, de Weibull et de Rayleigh (ces deux dernières sont des distributions empiriques). En addition à ces observations, les mesures de la vitesse du courant sont très irrégulières. L'analyse de la densité de probabilité des inter-temps a néanmoins mise en évidence une loi de Poisson très bien respectée indépendamment du taux de turbulence considéré. A partir de cette loi, on peut par exemple penser à un modèle de prévision du courant du bassin analogue au modèle suivant une loi log-normale en fin de chapitre 4.

La densité de probabilité de la puissance de l'hydrolienne présente d'autre part, un meilleur ajustement Gaussien au point de fonctionnement de l'hydrolienne (TSR=4). Le cas TSR=2.5 montre une asymétrie avec une forme fortement non Gaussienne. D'autre part, une loi exponentielle respectée sur un rang de valeurs a été mise en lumière sur la fonction de probabilité $p(x)$ appliquée à la puissance des trois éoliennes. Dans le cas des éoliennes InnoVent et WPD, cette loi est bien définie sur une gamme de valeurs situées entre la puissance générée par un vent de démarrage P_{in} et une valeur à environ deux tiers de la puissance nominale P_N . Deux pics ca-

CHAPITRE 5 – CONCLUSION GÉNÉRALE

ractéristiques sont observés aux extrémités de cette loi exponentielle : le premier correspond à une production d'énergie presque nulle, ce pic affiche la probabilité de récurrence la plus importante. Le deuxième pic correspond à la puissance nominale P_N . L'éolienne Nordtank est l'exception puisqu'elle présente une fonction exponentielle extrêmement bien respectée jusqu'aux alentours de la valeur P_N . Il semblerait, par comparaison des courbes $p(x)$ de puissance éolienne et hydrolienne, que seule le cas TSR=2.5 avec un taux de turbulence de 15% pourrait également suivre cette loi exponentielle. En effet, une éolienne ne tourne pas en continu à la vitesse qui correspond à son point de fonctionnement, la densité de probabilité de puissance est analogue à la valeur TSR=2.5 de l'hydrolienne puisqu'il s'agit d'une valeur de transition.

Les analyses de la densité de probabilité étaient un préambule afin de montrer les propriétés statiques des données disponibles pour notre étude. La densité spectrale de puissance permet en addition, de mettre en évidence d'autres propriétés statistiques de ces données. L'application de la transformée de Fourier sur les données de vitesse de vent et du courant ont confirmé à nouveau, l'apparition d'une loi d'échelle en $-5/3$ prédite par Kolmogorov. La fréquence d'échantillonnage importante du capteur LDV ainsi que la longue durée d'acquisition ont permis d'appliquer la transformée de Fourier sur les données de vitesse du courant après une interpolation linéaire. On rappelle que celle-ci a été appliquée en raison de l'irrégularité des données. Cette loi de puissance obtenue après l'interpolation a pu être validée par l'application de la méthode de Décomposition Modale Empirique. L'invariance d'échelle visible sur un écoulement turbulent est observée sur une gamme de fréquence également appelée zone inertielle.

L'analyse spectrale des données de vitesse de courant est valable sur la gamme fréquentielle $[0, 4; 200]$ Hz. Le rapport d'échelle correspond à $\lambda = 500$ ce qui est peu commun dans la bibliographie scientifique. Cette performance est atteinte grâce à la très haute fréquence d'échantillonnage ainsi qu'à la longue durée d'enregistrement. En comparaison, les spectres d'énergie de la vitesse du vent des trois éoliennes montrent un rapport d'échelle 5 fois inférieur $\lambda = 100$. Cette loi n'est pas clairement observée sur les cas amont de l'hydrolienne avec un faible taux de turbulence $I = 3\%$. De même pour les données Nordtank on trouve une valeur moyenne de la pente spectrale à $\beta \sim 2$. Par ailleurs, les spectres de vitesse du courant dans le sillage de l'hydrolienne présentent deux résultats très similaires indépendamment du taux de turbulence incident. Cela indique comme supposé, l'augmentation du taux de turbulence générée par le brassage des pales.

Tous les spectres ont affiché une forte similarité entre les fluctuations de vitesse et de puissance uniquement sur les basses fréquences. Cette similarité sera renforcée

par l'étude de la corrélation multi-échelle. Il existe ensuite des différences avec le spectre de vitesse. Les éoliennes InnoVent et WPD montrent la même loi d'échelle en $-5/3$ correspondante à un écoulement turbulent. Bien que cette loi diffère légèrement de la valeur théorique, ces spectres montrent également l'invariance d'échelle. Le spectre de la puissance de l'hydrolienne au contraire ne suit pas cette loi en $-5/3$ possiblement en raison de l'asservissement de vitesse ou de la boîte de vitesse intégrée dans l'hydrolienne. Ce même cas de figure est remarqué dans le spectre de puissance de l'éolienne Nordtank. En effet, la technologie de cette éolienne possède une boîte de vitesse qui modifie également la loi de puissance à la différence des éoliennes commerciales. L'apparition de deux pics d'énergie est observé pour ces deux derniers cas. Dans le cas hydrolien, ce pic observé sur les deux taux de turbulence correspond à la fréquence de rotation de l'hydrolienne $f_0 = 1,4$ Hz. Ce pic est uniquement observé pour le cas de faible turbulence amont possiblement parce que l'asservissement de la turbine est moins affecté par la turbulence. Par analogie, on suppose que le pic affiché dans le cas Nordtank correspond également à $f_0 = 1,3$ Hz. Le deuxième pic est pour les deux turbines, un harmonique $3f_0$ où le facteur 3 s'explique par le nombre de pales de deux systèmes.

Les conditions contrôlées du bassin ont permis la caractérisation des échelles de la turbulence. Ces échelles ont été calculées à partir d'une estimation de la dissipation ϵ réalisée à partir des spectres d'énergie de la vitesse de l'écoulement mesurée en amont et en aval de l'hydrolienne. Nous avons exploité pour cette estimation la qualité des données du bassin d'essais. Dans ce sens, ces estimations n'ont pas pu être réalisées dans le cas éolien. En amont, il semblerait que pour un faible taux de turbulence, les alvéoles du nid d'abeille localisé sur la section d'entrée du bassin détruisent les structures tourbillonnaires de taille importante (à l'échelle intégrale). Cela produit une échelle temporelle caractéristique lente proche de 1 seconde. Le cas aval, montre comme supposé, la diminution de la vitesse de l'écoulement et l'augmentation du taux de turbulence en raison du sillage derrière la turbine. La taille des structures tourbillonnantes de l'échelle intégrale est plus faible. Ceci indique la décomposition de ces structures en multiples structures de moindre taille. Dans le sillage, plus le taux de turbulence est important, plus l'échelle intégrale est importante, à la différence du cas amont.

L'analyse de l'intermittence est possible à condition d'avoir la présence d'une invariance d'échelle sur les spectres d'énergie. Cette étude a pu donc être réalisée sur les données de vent et courant du cas éolien et hydrolien. Cependant, compte tenu du non respect de cette condition d'applicabilité, il manque les informations concernant l'intermittence des données de puissance de l'hydrolienne et de l'éolienne Nordtank. Dans le cas de la vitesse aval de courant du bassin, celle-ci montre une intermittence plus importante par rapport à celle en amont de la machine. Ce résultat

CHAPITRE 5 – CONCLUSION GÉNÉRALE

attendu, s'explique une nouvelle fois par les effet du sillage. Dans le cas amont à 15 %, le changement de TSR n'a pas d'influence sur l'intermittence. Il existe cependant une faible différence expliquée possiblement par les faibles variations du taux de turbulence imposé entre deux campagnes d'expérimentation différentes. Le cas aval montre de plus, que les valeurs du paramètre d'auto-similarité H restent proches de $1/3$ en raison de la propriété d'intermittence. Ce n'est pas le cas pour l'éolienne InnoVent où ces valeurs montrent $H > 0,4$. Dans le cas éolien, pour les éoliennes ayant une technologie Direct-Drive, on remarque une particularité intéressante de l'intermittence de la puissance. Il semblerait que la turbine amplifie les fluctuations de la vitesse, ce qui rend la puissance plus intermittente.

Les méthodes de corrélation croisée, de cohérence ou le CIDT donnent un meilleur aperçu de l'influence de l'écoulement sur la puissance produite par une turbine. Nous exploitons en effet le caractère simultané de ces données. Ceci est important dans la définition des fréquences où ces corrélations s'opèrent. Dans le cas de l'hydrolienne, un réchantillonnage à 100 Hz des données de vitesse a été préalablement réalisé. Il faut remarquer qu'il s'agit de la seule étude où il a fallu tenir compte du temps τ de décalage entre la mesure du courant et de puissance. La fonction de cohérence indique une très mauvaise corrélation dans le sillage de l'hydrolienne. Pour cette raison, les analyses de corrélations multi-échelles ont été appliquées uniquement sur les données de puissance et de vitesse amont. La cohérence γ_{xy}^2 confirme la forte corrélation de deux séries sur les basses fréquences observé dans la densité spectrale de puissance pour $f < 0,3$. On a clairement défini trois zones de corrélations : les basses fréquences montrent une forte dépendance, les hautes fréquences au contraire indiquent une perte totale de la corrélation. La dernière zone est la zone de transition entre ce maximum et ce minima.

Ces zones définies sont également visibles dans la cohérence de l'éolienne Nord-tank, la gamme de transition de la zone (2) se situe dans $f \in [2 \cdot 10^{-3}; 2 \cdot 10^{-1}]$ soit un rapport d'échelle d'environ 100. Pour le cas hydrolien, on obtient également ce rapport d'échelle avec une gamme fréquentielle $[5 \cdot 10^{-2}; 10^0]$ Hz pour le cas TSR=4. Ce rapport est réduit à 10 avec un changement du TSR, le TSR a en effet un impact sur la cohérence dans les basses fréquences. Si l'hydrolienne tourne à son point de fonctionnement, la cohérence sur les basses fréquences est moins fluctuante et plus étendue sur une plus large gamme de fréquences. L'application de la méthode de CDIT sur ces données montre la dynamique de ces transitions. La perte de corrélation des données de l'hydrolienne est précédé par l'apparition des zones d'anti-corrélation qui se génèrent d'abord sur des échelles locales. Celle-ci se développent ensuite sur les grandes échelles où on observe une séquence de zones de corrélations positive et négative qui produisent une corrélation nulle globale. Pour une fréquence caractéristique des modes de vitesse et de puissance, cette corrélation nulle produit la perte de

cohérence. Ces zones de corrélation négative montrent que l'hydrolienne ne répond pas à la vitesse de l'écoulement à des échelles locales. Le système d'asservissement freine possiblement en continu la turbine bien que le changement de TSR ne montre pas d'effet significatif. A nouveau, on obtient un comportement similaire pour l'éolienne Nordtank bien que la dynamique respective de la perte de corrélation soit différente. En effet, après un réchantillonnage à la minute, le CDIT montre des corrélations nulles sur les échelles locales de temps qui s'étendent sur les échelles globales comme observé avec les zones de corrélation négative du cas hydrolien. La perte de corrélation sur les grandes échelles est produite par la présence de séquences de corrélation nulle et positive qui génèrent la forte diminution de la fonction de cohérence.

On a appliqué dans le cas éolien, des méthodes d'analyses dans l'optique de réaliser des outils de prévision de la puissance. La courbe de puissance est un outil statistique qui permet de relier l'entrée et sortie du système éolien sans se soucier de ses composants. A partir de cette courbe, on a vérifié la loi de puissance cubique théorique. Le changement d'échelle en log-log met en évidence une loi d'échelle légèrement différente sur une gamme de vitesse située entre 4 et 10 m/s. L'éolienne Nordtank montre une sous-estimation de la valeur théorique avec $\alpha = 2,39$ et d'autre part, les éoliennes commerciales montrent une surestimation de ce coefficient avec $\alpha = 3,03$ et $\alpha = 3,29$ pour WPD et InnoVent respectivement. Ces différences sont possiblement la conséquence du lissage des fluctuations de vitesse et puissance en considérant la respective moyenne. Compte tenu de ce lissage, nous avons proposé un nouveau outil pour la conception de cette courbe de puissance. Cet outil montre la probabilité d'obtenir une puissance maximale pour une vitesse donnée. Cette méthode basée sur la densité de probabilité conditionnelle permet d'identifier plus clairement les zones caractéristiques de cette courbe parmi lesquels la vitesse de vent de démarrage, la gamme de vitesses où la loi cubique est valable, la saturation à la puissance nominale et l'arrêt pour les vitesses de vent très importantes.

Dans l'optique de prévision, nous avons proposé et comparé deux méthodes basées sur une distribution log-normale d'une part et d'une mémoire d'échelle de l'autre. La méthode de prévision log-normale a globalement montré une sur-estimation de la puissance prédite. Ceci est probablement dû au mauvais ajustement sur les valeurs extrêmes de la distribution log-normal des incréments de la puissance et le problème relatif au signe de cet incrément. La méthode de type mémoire scalaire mBf a montré une meilleure prévision de la puissance d'après les indicateurs d'erreurs estimés. La puissance prédite est ici sous-estimée. L'avantage de cette approche est de pouvoir prédire la tendance des fluctuations de puissance en dépit de l'existence de valeurs manquantes. Cependant, le modèle n'est pas capable de prédire les pics soudains de puissance à l'origine des problèmes de distribution sur le réseau électrique.

CHAPITRE 5 – CONCLUSION GÉNÉRALE

Ce mémoire peut être présenté comme une base pour la continuation de ces travaux. Dans la partie hydrolienne, ce sera important de continuer les analyses sur l'ensemble des triangles CIDT, notamment pour l'analyse des corrélations moyennes $\bar{R}_\omega$. D'autre part, nous avons privilégié la vitesse longitudinale du courant du bassin, le courant transversal est cependant également disponible. Ceci peut être une source complémentaire d'information lors de l'application des méthodes de corrélation multi-échelles. Nous pouvons par exemple confronter ces mesures aux différents moments enregistrés par la balance de mesure où la turbine a été fixée. La méthode de prévision log-normale présentée à la fin de cet ouvrage peut être également appliquée sur les données de puissance. Ce n'est pas le cas de la méthode de prévision de mémoire d'échelle en raison de l'absence d'une loi d'échelle. Ce serait important de confronter ces résultats avec ceux issus d'une hydrolienne horizontale in situ. Dans la partie éolienne, nous avons considéré que l'installation d'une boîte de vitesse génère une modification de l'allure du spectre de puissance. Cette hypothèse a été établie à partir des résultats communs entre l'hydrolienne et l'éolienne Nordtank mais elle doit être validée avec des nouvelles bases de données. Les méthodes de prévision présentées manquent également d'éléments de comparaison, notamment avec le modèle de persistance. Ce dernier correspond au modèle étalon à partir duquel les méthodes de prévision sont en général comparées. Les améliorations du modèle log-normal sont possibles mais nécessitent la conception d'un outil supplémentaire de prédiction du signe. Par ailleurs, le modèle de type mémoire peut être réalisé autrement avec la prédiction de la vitesse du vent en amont et à partir de cette estimation, calculer la puissance correspondante à partir de la courbe de puissance. Le problème des fluctuations mono-fractales issues du modèle peuvent être partiellement résolues par l'application de la décomposition modale empirique sur la zone inertielle. Il serait également intéressant d'estimer l'énergie injectée dans le réseau à partir de la puissance prédite des deux modèles. Une intégration de la puissance prédite sur une période de temps peut en effet quantifier cette énergie. En effet, les variations de ce paramètre sont importantes dans le milieu industriel.

Ces améliorations restent des propositions qui sont à considérer pour les travaux à venir. Dans la continuation, il ne faut pas oublier les objectifs de ces caractérisations : la nécessité de modéliser l'intermittence créée par la turbulence afin de permettre de l'adaptation des systèmes de production d'énergie éolienne et hydrolienne. La production d'énergie doit être maximale et la gestion de distribution électrique améliorée pour le développement massif de ces énergies renouvelables.

Annexes

A Outils numériques, le processeur de calcul MATLAB

Le processeur MATLAB® est un logiciel développée par la société Mathwork, son nom vient du diminutif anglais de "Matrix Laboratory". En effet, le logiciel permet le calcul matriciels importants, la manipulation d'importantes bases de données et un temps de calcul moins important. Le logiciel a été développé par la société Mathwork en 1984. Le langage MATLAB est basé sur les matrices dont les outils sont conçus pour fonctionner conjointement. Le langage utilisé a été conçu par le mathématicien Cleve Moler à la fin des années 1970 à partir des bibliothèques Fortran, LINPACK et EISPACK [Moler, 1980; Moler et al., 1982].

Nous utilisons le logiciel MATLAB pour la création de scripts et de fonctions qui sont appliqués par la suite à nos bases de données. Nous avons également utilisé la "toolbox", une base de fonctions incluse dans le logiciel. Celle-ci est créée et mise à jour de manière bimensuelle (version a et b) par une communauté importante de développeurs dont l'éditeur en fait partie. Le catalogue disponible comprend des fonctions classiques de mathématiques mais également des outils d'analyse de signaux qui ont été essentiels pour l'analyse de nos bases de données. Toutes les analyses réalisées dans ce travail de thèse ont été codés avec le logiciel MATLAB. Les principales avantages de ce calculateur sont :

- Applications dédiées à l'ajustement de courbes, la classification de données, l'analyse de signaux et bien d'autres tâches spécialisées.
- Interfaces vers C/C++, Java®, .NET, Python®, SQL, Hadoop® et Microsoft® Excel®.

Parmi les codes utilisés, les analyses spectrales basées sur la méthode FFT ont été codés par le Dr. François G. Schmitt. De même, les programmes qui utilisent la méthode EMD ont été codés par le Dr. Yongxiang Yuang à partir des codes de Flandrin et al. [2004] et de Chen et al. [2010b] pour la méthode TDIC. Nous avons également développé de nombreux programmes d'analyse par nous même dans le cadre de cette thèse.

B Théorie des cumulants

Nous présentons ici l'approche des cumulants en théorie des probabilités [Gardiner et al., 1985]. La première fonction caractéristique de la distribution d'une variable aléatoire réelle X est, par définition :

$$\varphi(q) = \langle e^{qW} \rangle \quad (18)$$

Or, le développement de Taylor de la fonction exponentielle s'écrit :

$$e^X = \sum_{j=0}^{\infty} \frac{X^j}{j!} \quad (19)$$

Avec le développement de l'équation (19), on obtient dans (18) :

$$\varphi(q) = \left\langle \sum_{j=0}^{\infty} \frac{(qX)^j}{j!} \right\rangle = 1 + \sum_{j=1}^{\infty} \frac{q^j}{j!} \langle X^j \rangle = 1 + q \langle X \rangle + \frac{q^2}{2} \langle X^2 \rangle + \dots \quad (20)$$

$$\varphi(q) = 1 + q\mu_1 + \frac{q^2}{2}\mu_2 + \dots \quad \text{avec } \mu_1 = \langle X \rangle \text{ et } \mu_2 = \langle X^2 \rangle \quad (21)$$

Par ailleurs, la fonction génératrice des cumulants notée ψ (aussi appelé seconde fonction caractéristique) est le logarithme de la fonction caractéristique φ tel que :

$$\psi(q) = \log \varphi(q) = \log \langle e^{qW} \rangle \quad (22)$$

Le développement de Taylor de la fonction logarithmique se définit :

$$\log(1 + X) = \sum_{k=1}^{\infty} \frac{(-1)^{k-1}}{k} X^k \quad (23)$$

Si on réalise ce développement sur l'équation 22 on obtient :

$$\psi(q) = \sum_{j=1}^{\infty} \frac{q^j \kappa_j}{j!} = q\kappa_1 + \frac{q^2}{2}\kappa_2 + \dots \quad (24)$$

où $\kappa_1, \kappa_2, \dots$ sont les cumulants.

Le théorème de Marcinkiewics dit que si la fonction génératrice est analytique, son développement ne peut pas être d'ordre supérieur à deux : soit tous les cumulants s'annulent sauf les deux premiers cumulants, soit il existe une infinité de cumulants qui ne s'annulent pas [Balakrishnan and Nevzorov, 2004]. On obtient dans ce cas :

$$\psi(q) = q\kappa_1 + \frac{q^2}{2}\kappa_2 \quad (25)$$

Les termes κ_j ($j=1,2$) sont par définition les cumulants de la distribution de X , ceux-ci sont reliés aux moments. Les 2 premiers cumulants sont :

$$\begin{cases} \kappa_1 = \mu_1 = \langle X \rangle \\ \kappa_2 = \mu_2 - \mu_1^2 = \langle X^2 \rangle - \langle X \rangle^2 \end{cases} \quad (26)$$

Si une variable aléatoire X a une espérance mathématique $\mu = E(X)$ et une variance $\sigma^2 = E((X - \mu)^2)$, les deux premiers cumulants κ_1 et κ_2 correspondent respectivement à μ et σ^2 .

Le fait de choisir et conserver un développement analytique et de considérer les deux premiers cumulants correspond à un choix de modèle lognormal. Il est possible, pour d'autres modèles par exemple le modèle log-stable, de choisir un développement non-analytique et des cumulants différents [Schmitt, 2003, 2007a].

C Hydrolienne verticale in situ

Les essais en bassin d'houle et courant ont été réalisés dans des conditions très contrôlées de vitesse et du taux de turbulence. Cependant, l'application des outils statistiques et dynamiques dans le cas réel impose des contraintes et des difficultés supplémentaires. En effet, les conditions du milieu où l'hydrolienne sera mise en place mettront à l'épreuve la faisabilité et la fiabilité d'un tel projet. Cette section montre sommairement un exemple concret de l'utilisation de ces analyses, bien que la technologie de cette hydrolienne soit différente de celle étudiée à IFREMER. Ma participation a consisté à aider au déploiement des systèmes de mesure de courant et à l'analyse des données. Nous remercions l'équipe d'ingénieurs et de techniciens participant à ce projet de nous avoir fourni ces données. Nous remercions également M. Alexei Sentchev d'avoir été le maillon qui liait le laboratoire et ce projet Interreg.

C.1 Introduction du projet Interreg Protide

Dans le cadre d'un projet Européen Interreg, un prototype d'hydrolienne a été testé dans le fleuve l'Escaut²² qui traverse trois pays (France, Belgique et Pays-Bas) sur une longueur de 355 km.

Ce projet appelé "Protide" prévoyait le déploiement de capteurs de mesure de vitesse du fleuve et de la puissance d'un prototype d'hydrolienne. L'analyse de ces données devait donner des informations concernant la performance de ce système de récupération d'énergie marémotrice à un emplacement donné du fleuve proche de la ville de Temse en Belgique. En milieu naturel, la vitesse de l'écoulement atteint un important nombre de Reynolds (cf. eq.2.2), des fortes fluctuations de la vitesse et donc une intermittence importante sur toutes les échelles temporelles et spatiales. Le sens du courant change également avec les marées.

La campagne de mesure a été réalisée pendant quatre journées, du 7 au 10 novembre 2014 sur un ponton de mesures prévu à cet effet (cf. figure 45). Ces journées correspondent aux dates pendant lesquelles la turbine était en fonctionnement. Les campagnes du 7 et 8 novembre sont celles qui seront ici analysées.

22. En anglais, le fleuve est nommé "Scheldt river" de Schelde en néerlandais.



FIGURE 45 – Image du ponton de Temse prise sur les berges de l’Escaut. Crédits photo : PROTIDE.

C.2 Mesure de l’écoulement

La vitesse du fluide a été acquise par trois systèmes de mesure à effet Doppler : un ADCP²³, un ADV²⁴ et un système RCM-9²⁵ qui est également un capteur acoustique à effet Doppler. Les fréquences d’échantillonnage sont 16 Hz et 1 Hz pour l’ADV et l’ADCP respectivement. Le système RCM-9 acquiert pour sa part, un point de mesure toute les 10 minutes. Un exemple de la vitesse enregistré par le système ADV est observé sur la figure 46.

L’ADV a été installé à 1 m de profondeur par rapport à la surface du fleuve. L’ADCP a été placé vers le bas en pointant le fond du fleuve. Ce système mesure la vitesse à une profondeur allant de 0,5 m à 12 m avec un intervalle de 0,25 m entre chaque mesure. Il existe une forte différence entre la vitesse surfacique et la vitesse mesurée en profondeur. La figure 47 montre ces écarts de vitesse entre la surface et le fond du fleuve (à 12 m). Il peut y avoir jusqu’à 0,7 m/s d’écart. Le cycle des marées peut être observé. La vitesse nulle correspond au changement de direction du courant. Chaque période de flot et de jusant est indiquée par une ligne continue verticale bleue et rouge respectivement.

La fréquence d’échantillonnage de ces systèmes est très faible et ne permet pas de réaliser une analyse spectrale avec une résolution suffisante. Un moyen de mesure indirect de la vitesse de l’écoulement se réalise grâce à l’enregistrement de la vitesse de rotation ω de l’hydrolienne qui tourne en roue libre. La relation classique $U = \omega r$

23. De ses sigles en anglais "Acoustic Doppler Current Profiler".

24. De ses sigles en anglais "Acoustic Doppler velocimetry".

25. En anglais : "Recording Current Meter".

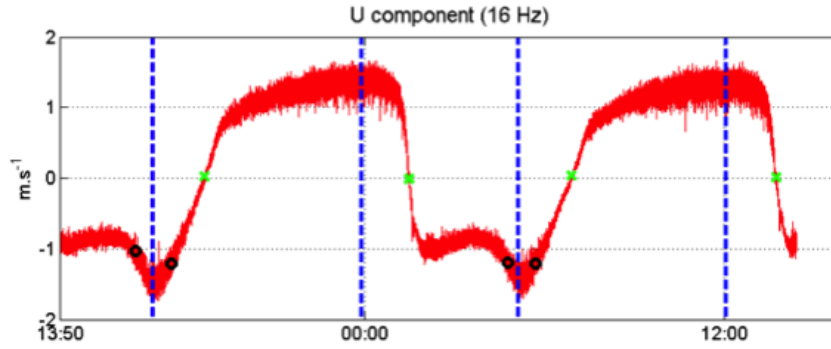


FIGURE 46 – Vitesse du courant enregistré par un capteur ADV à 16 Hz. Les pics de vitesse (ligne pointillé bleue), changement du sens du courant (croix vertes).

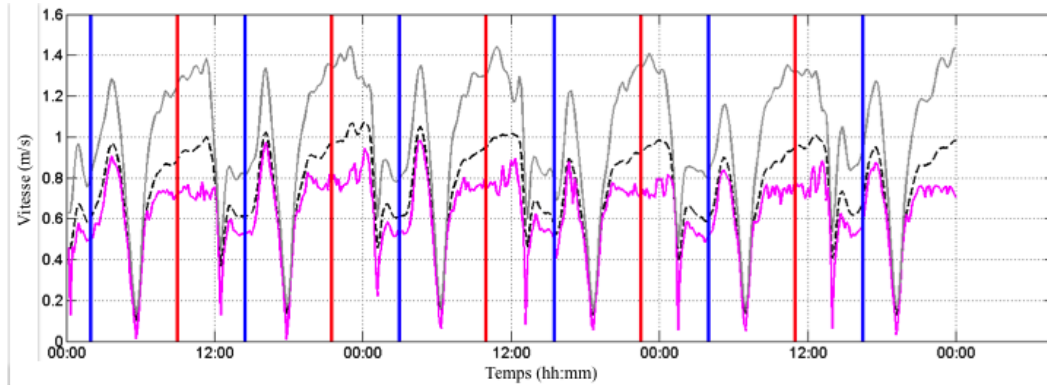


FIGURE 47 – La vitesse surfacique (ligne continue grise), la vitesse moyenne en profondeur (ligne discontinue noire) et la vitesse au fond du fleuve (ligne continue rose).

permet d'estimer la vitesse des pales situées à un rayon $r = 1$ m. On suppose que la vitesse de l'écoulement tangente aux pales est proche de cette valeur (cf. figure 49).

C.3 Mesure de puissance générée par le prototype d'hydrolienne

La turbine prototype est une hydrolienne à axe verticale type Darrieus développée par l'entreprise Water2Energy. L'hydrolienne appelée également "Vertical Axis Water Turbine" (VAWT) tourne par l'effet du courant au flot et au jusant sur les quatre pales dont est composé le rotor (cf. figure 48). Cette turbine a été fixée sur des flotteurs appelés "Dragonfly II" afin d'assurer son maintien sur le ponton. La turbine utilisée est une turbine commerciale type EnCurrent 5 kW (ENC-005). Elle a un

diamètre de 2 m est une hauteur de 1,5 m. La surface balayée par le rotor est donc $S = 3m^2$.

Par ailleurs, les paramètres acquis à une fréquence de 100 Hz sont le couple sur l'axe moteur M_x et la fréquence de rotation en roue libre ω_x . Le sens de rotation change par rapport au flot et au jusant. La puissance a été ainsi déduite et enregistré dans le système d'enregistrement de puissance²⁶. La puissance enregistrée possède cependant des pics de puissance qui ne sont pas liés à la physique du système considérée. Ces pics ont été filtrés puisqu'ils ne correspondent ni à la présence de pics de vitesse, ni à la présence d'un autre facteur naturel.



FIGURE 48 – A gauche : schéma du prototype d'hydrolienne de type Darrieus. A droite : l'hydrolienne à axe verticale installé sur le ponton. Crédits photo : PROTIDE.

La figure 49 montre deux journées d'acquisition des données enregistrées lors des campagnes du 7 et 8 novembre. On retrouve une vitesse de l'écoulement estimée à partir de la vitesse de rotation ω proche de celle mesurée en profondeur du fleuve avec $U \in [0; 0,9]$ m/s. On peut expliquer cette vitesse faible en raison de la hauteur de l'hydrolienne verticale $H = 1,5$ m. La vitesse présente un gradient négatif depuis la surface, ce gradient peut provoquer cette sous-estimation de la vitesse de l'écoulement. Cette vitesse présente également des changements entre le flot et le jusant. Cette estimation de la vitesse a l'avantage d'avoir la même fréquence d'échantillonnage que la puissance enregistrée. Les analyses spectrales présentées par la suite ont été réalisées durant un cycle de production d'électricité où la vitesse de l'écoulement estimée à partir de la fréquence de rotation ω dépasse les $0,2$ m/s.

26. The Power Registration System (PRS).

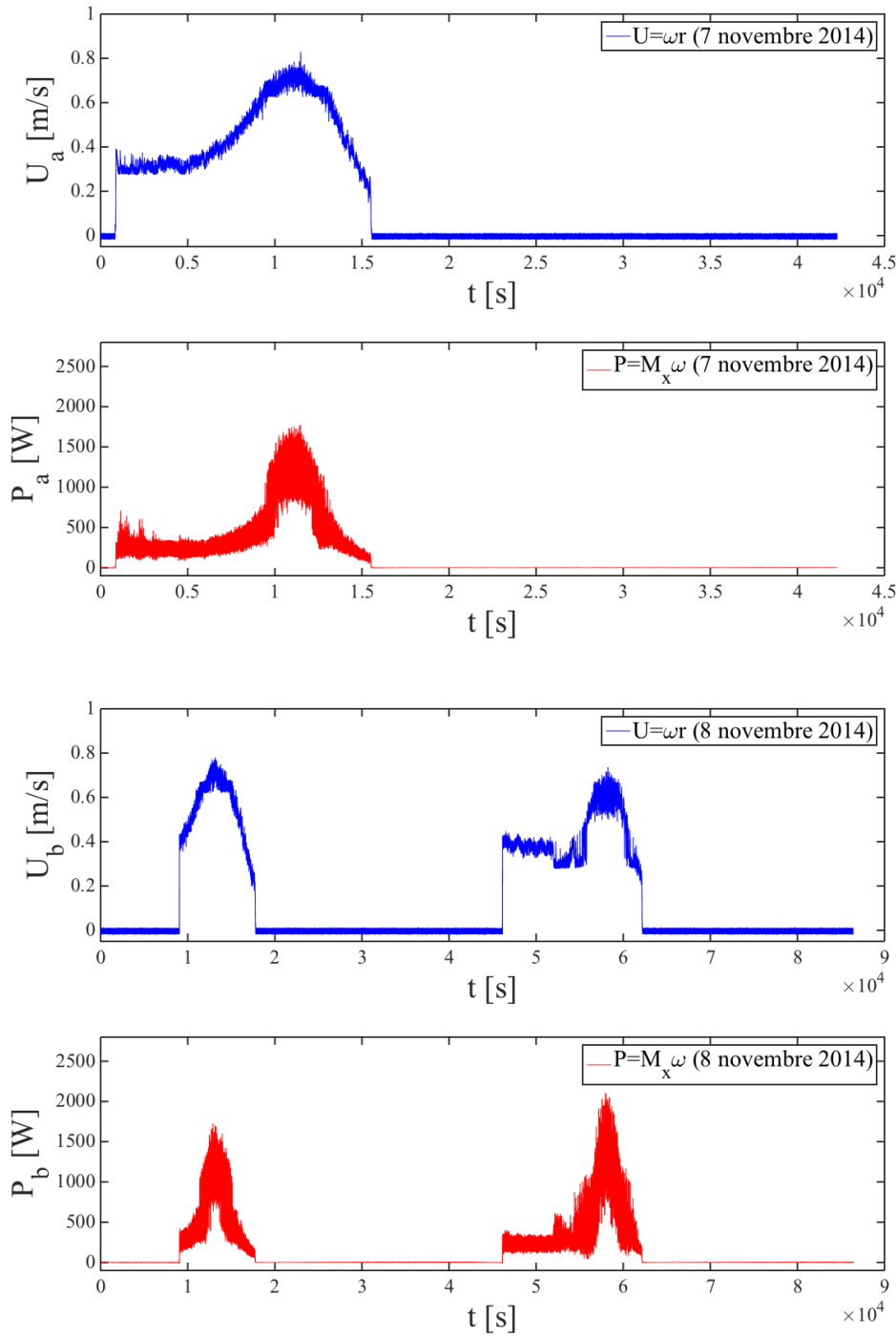


FIGURE 49 – Exemple des données de vitesse et de puissance acquises en simultanés avec une fréquence d'échantillonnage de 100 Hz. Lors du changement du sens du courant, du flot au jusant et vice-versa, la vitesse du courant est presque nulle ainsi que la production de puissance.

C.4 Analyse spectrale et Cohérence

On considère une turbulence homogène et isotrope. La densité spectrale de puissance dans ces conditions est montrée sur la figure 50. Bien que les mesures de vitesse et puissance ont été effectuées sur deux jours, il existe clairement une similitude entre les spectres d'énergie. La loi de puissance en $-5/3$ (cf. section 2.1.3) sur les spectres de vitesse et de puissance est présente sur une gamme fréquentielle $f \in [0, 02; 10^{-1}]$ Hz. Le spectre de puissance suit un processus invariant d'échelle possiblement en raison de l'absence d'un système d'asservissement de la vitesse. En effet, cette turbine tourne en roue libre dans l'écoulement. Cette loi de puissance indiquée par la ligne discontinue rouge, est néanmoins perdue sur les hautes fréquences pour $f > 3$ Hz.

On observe également la fréquence de rotation de l'hydrolienne à la fréquence f_0 et son harmonique à $4f_0$ associée aux quatre pales de l'hydrolienne. On est dans le cas des figures 3.20 et 3.19. Ces pics d'énergie ont également été observés dans l'analyse spectrales réalisée sur la turbine au bassin d'essai d'IFREMER dans la section 3.3.1.

A partir du coefficient C_0 (cf. section 2.1.3), nous estimons la dissipation et les échelle de la turbulence correspondantes. Le tableau 10 synthétise les principaux résultats de cette caractérisation. Ces valeurs ont été estimées avec un taux de turbulence d'environ $I_\infty = 15\%$. On retrouve un ordre de grandeur de $10^{-3} m^2/s^3$ pour la dissipation. Cet ordre de grandeur est similaire au cas amont de l'hydrolienne IFREMER pour le même taux de turbulence $TT = 15\%$ (cf. tableau 3.4). On obtient à partir de cette estimation, une échelle intégrale plus faible que celui trouvé en laboratoire ($L \approx 2$ cm) et au contraire, une échelle de Kolmogorov analogue à celle calculée dans le bassin $\eta = 0,165$ mm. La valeur du nombre de Reynolds Re_λ est cependant quatre fois inférieure à celui retrouvé dans le milieu naturel qui est $Re_\lambda \approx 400$.

TABLE 10 – Propriétés scalaires du fleuve Escaut.

$\epsilon [m^2 s^{-3}]$	$L[cm]$	$\eta[mm]$	Re_λ
$4,5 \cdot 10^{-3}$	2,37	0,165	106,2

L'analyse de la corrélation croisée par la fonction de cohérence 2.4.5 a été réalisée sur les données de vitesse et de puissance pour $f_e = 100$ Hz. La figure 51 correspond à la fonction γ_{xy}^2 . Nous pouvons faire les commentaires suivants :

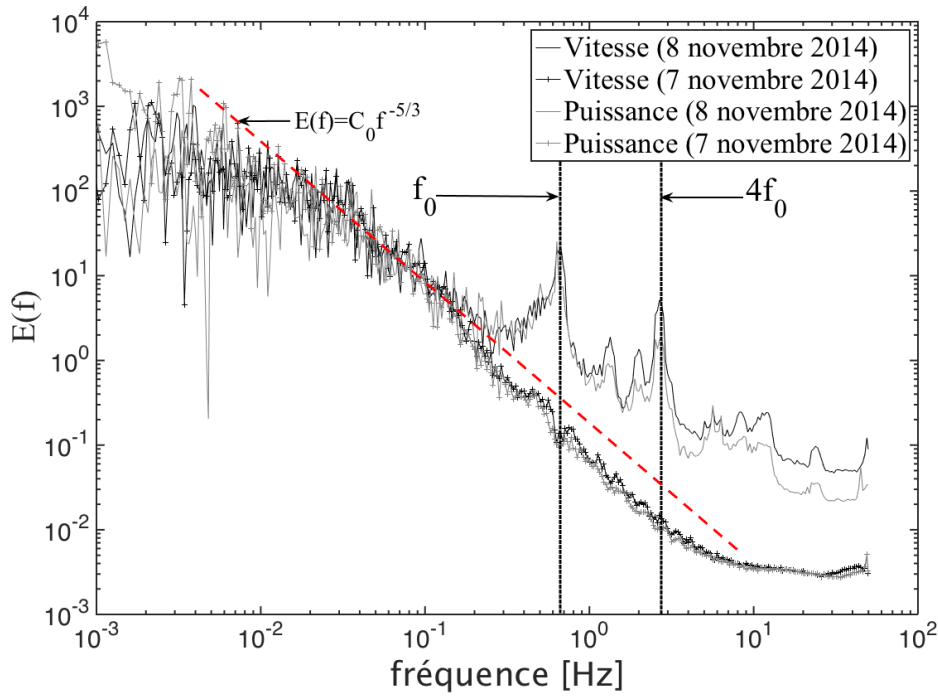


FIGURE 50 – Densité spectrale de puissance d'un système hydrolien immergé dans le fleuve Escaut. On observe une loi de puissance en $-5/3$ sur les spectres de vitesse et de puissance sur une gamme fréquentielle $f \in [0,02; 10^{-1}]$ Hz. Cette loi est possiblement obtenue en raison de l'absence d'une boîte de vitesses. La loi de puissance est perdue sur les hautes fréquences pour $f > 3$ Hz où deux pics caractéristiques sont observés sur les spectres de puissance : la fréquence de rotation de l'hydrolienne f_0 et un harmonique à $4f_0$ où le facteur 4 s'explique par le nombre de pales de l'hydrolienne.

- On retrouve une forte corrélation sur les faibles fréquences et une cohérence faible sur les hautes fréquences comme sur la figure 3.24.
- Les deux séries temporelles sont fortement dépendantes sur les basses fréquences. La valeur γ_{xy}^2 est proche de l'unité Pour $f < 4 \cdot 10^{-3}$ Hz.
- Il existe une soudaine perte de proportionnalité pour $f > 4 \cdot 10^{-3}$ Hz. La cohérence atteint une valeur minimale $\gamma_{xy}^2 = 0,25$ pour $f \approx 4 \cdot 10^{-3}$ Hz.
- La perte de cohérence sur l'intervalle $f \in [4 \cdot 10^{-3}; 4 \cdot 10^{-1}]$ Hz décrit des fluctuations multiples dont les pics représentatifs donnent des valeurs $\gamma_{xy}^2 \approx 0,5$. Il y a des facteurs autres que la vitesse de l'écoulement qui provoquent ces fluctuations. La non-linéarité des séries explique également ces fortes variations.
- La cohérence reste en dessous de 0,2 sur les hautes fréquences. Les séries sont indépendantes pour $f > 4 \cdot 10^{-1}$ Hz.

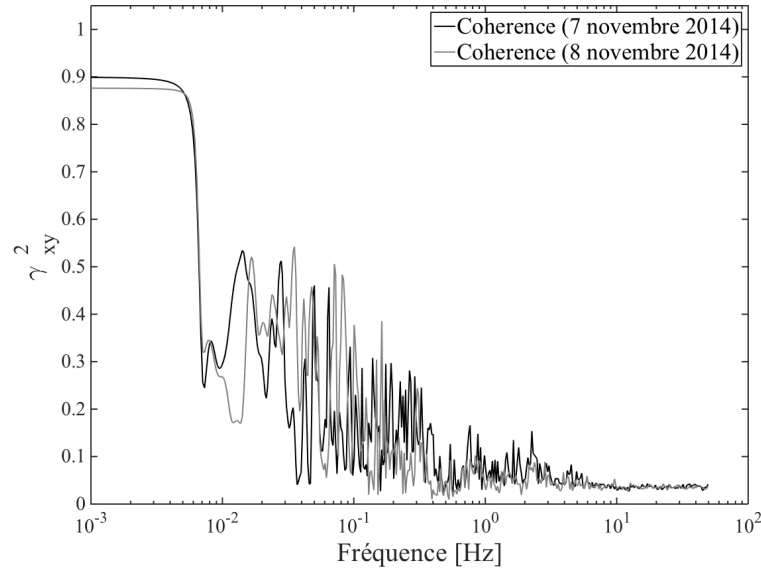


FIGURE 51 – La fonction de cohérence présente une forte proportionnalité sur les basses fréquences. A partir de la fréquence $f \approx 4 \cdot 10^{-3}$ Hz, il y a une perte de proportionnalité marqué par des fortes fluctuations. Celles-ci montrent la non-linéarité de la relation entre l’entrée et la sortie et l’apparition en entrée de facteurs autres que la vitesse qui ont une incidence sur la production de puissance de l’hydrolienne à axe vertical.

Dans cette section, nous nous sommes intéressés aux relations non-linéaires existantes entre l’entrée et sortie d’un prototype d’hydrolienne situé dans un environnement naturel dans le fleuve de l’Escaut près de Temse, une localité belge. Nous avons démontré que ces analyses peuvent être applicables lors de campagnes de mesures in situ. Cependant, elle sont conditionnées par la qualité de l’équipement et la précision des instruments de mesure. En effet, les données acquises par les deux autres systèmes de mesure de la vitesse, l’ADV et l’ADCP, ne sont pas adaptés pour réaliser une analyse spectrale telle qu’elle a été montré dans cette section. La faible fréquence d’échantillonnage, $f_e = 1$ Hz et $f_e = 16$ Hz pour l’ADV et l’ADCP respectivement, ne permettait pas d’avoir une résolution spectrale suffisante pour l’estimation de la dissipation ϵ .

L’emplacement des différents équipements a présenté une difficulté supplémentaire. L’emplacement du ponton au milieu du fleuve étaient uniquement atteignable par bateau à moteur. Les forts courants de l’Escaut ont par ailleurs provoqué des dommages sur une seconde hydrolienne prototype à axe horizontale qui n’a pas résisté aux fortes conditions du milieu naturel.

D Densité de probabilité Nordthank

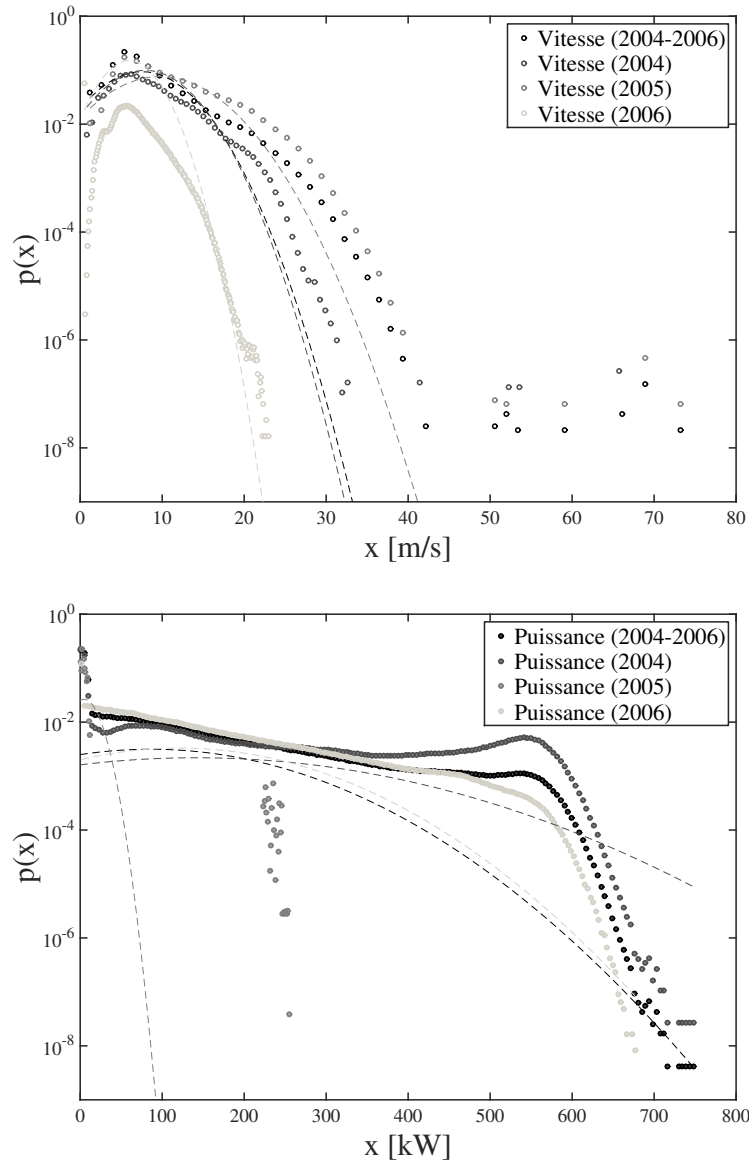


FIGURE 52 – Eolienne Nordthank. (En haut) Densité de probabilité de la vitesse appliquée sur l'ensemble des données disponibles (2004-2006). A l'exception de l'année 2006, ces probabilités présentent des écarts importants à la valeur centrale. Les courbes pointillées correspondent à un ajustement Gaussien. (En bas) Densité de probabilité de la puissance appliquée sur l'ensemble des données disponibles (2004-2006). On observe pour toutes les fonctions, une loi exponentielle dans l'intervalle $[100; 300]$ kW. Les pics de probabilité correspondants à la puissance nominale P_N sont mieux représentés pour l'année 2004 et pour l'ensemble des données. La fonction $p(x)$ de l'année 2005 ne montre aucune particularité, signe de la forte irrégularité de ce jeu de données.

E Méthode CDIT

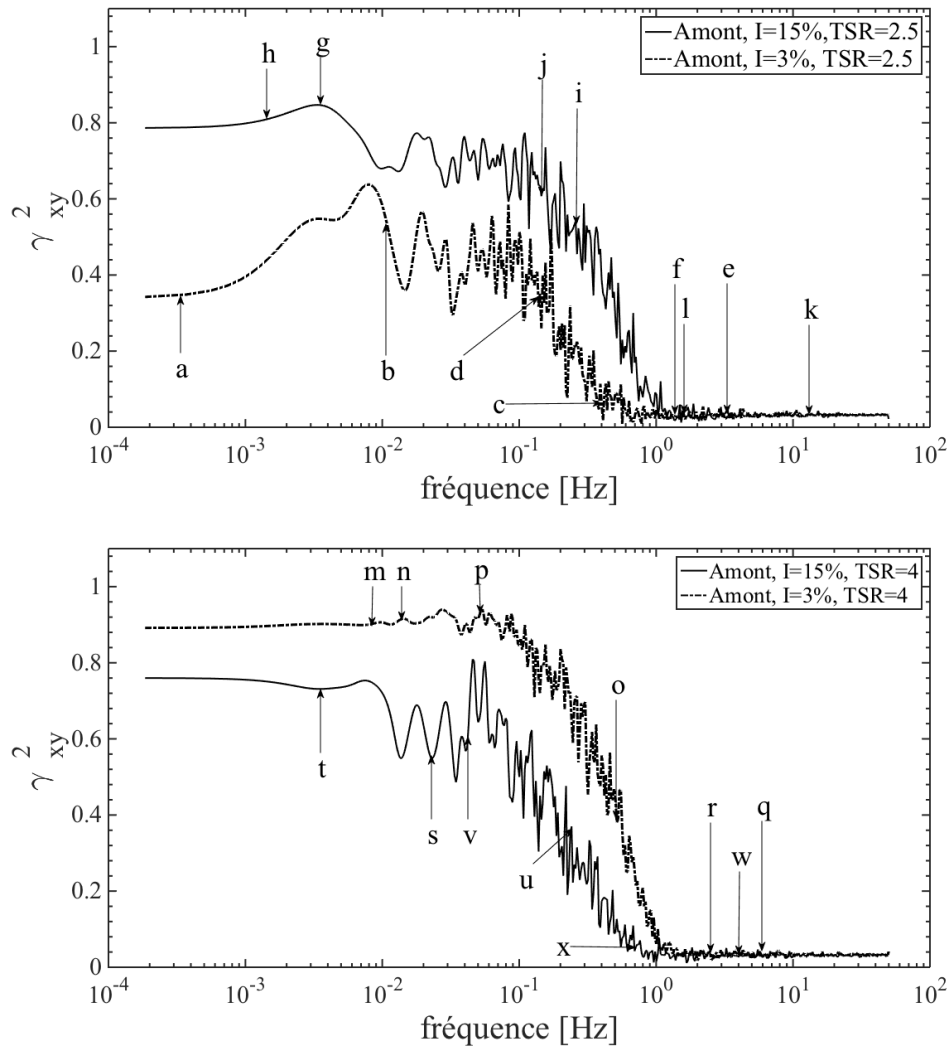


FIGURE 53 – Triangles CIDT indiqués à partir des fonctions de cohérence.

CHAPITRE – ANNEXES

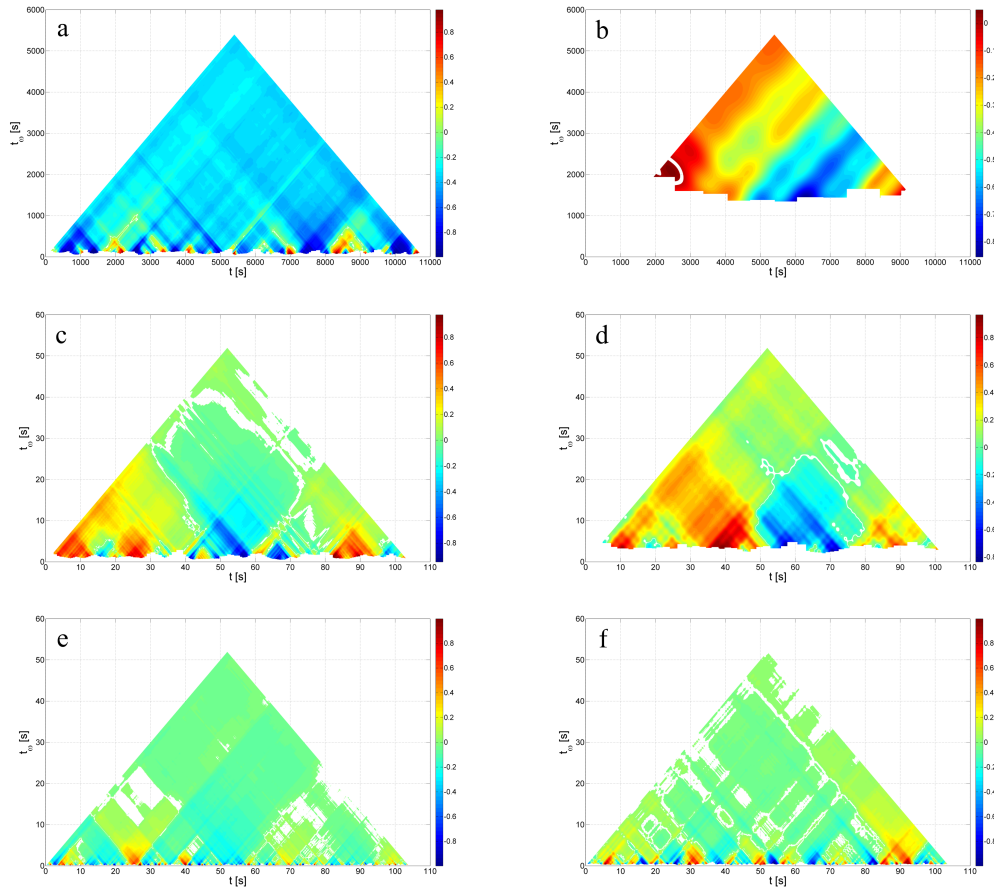


FIGURE 54 – CDIT 3% TSR=2,5.

Zone (1) : (a) $f_m(U_n) = 3,41 \cdot 10^{-4}$; $f_m(C_p) = 3,96 \cdot 10^{-4}$;

(b) $f_m(U_n) = 1,12 \cdot 10^{-2}$; $f_m(C_p) = 1,09 \cdot 10^{-2}$.

Zone (2) : (c) $f_m(U_n) = 4,08 \cdot 10^{-1}$; $f_m(C_p) = 3,88 \cdot 10^{-1}$;

(d) $f_m(U_n) = 1,39 \cdot 10^{-1}$; $f_m(C_p) = 1,30 \cdot 10^{-1}$.

Zone (3) : (e) $f_m(U_n) = 2,40 \cdot 10^0$; $f_m(C_p) = 2,12 \cdot 10^0$;

(f) $f_m(U_n) = 1,34 \cdot 10^0$; $f_m(C_p) = 1,18 \cdot 10^0$;

Le triangle (a) correspond à une cohérence faible en dessous de 0,4. La cohérence montre une corrélation faible en raison du TSR en dessous du point de fonctionnement. L'aire prédominante bleue peut être un signe de l'apparition de cette faible corrélation. Le triangle (b) montre une corrélation globale plus importante d'environ 0,2 (voir la pointe du triangle). La présence d'une zone à forte corrélation positive sur une période entre 2000 et 3000 s compense la zone d'anti-corrélation. Plus on va vers les hautes fréquences, plus on voit apparaître une aire où la corrélation est nulle (en vert) sur les triangles (d), (c), (f) et enfin (e). On retrouve également une succession de zones de corrélation et anti-corrélation qui se manifestent sur des échelles de plus en plus faibles.

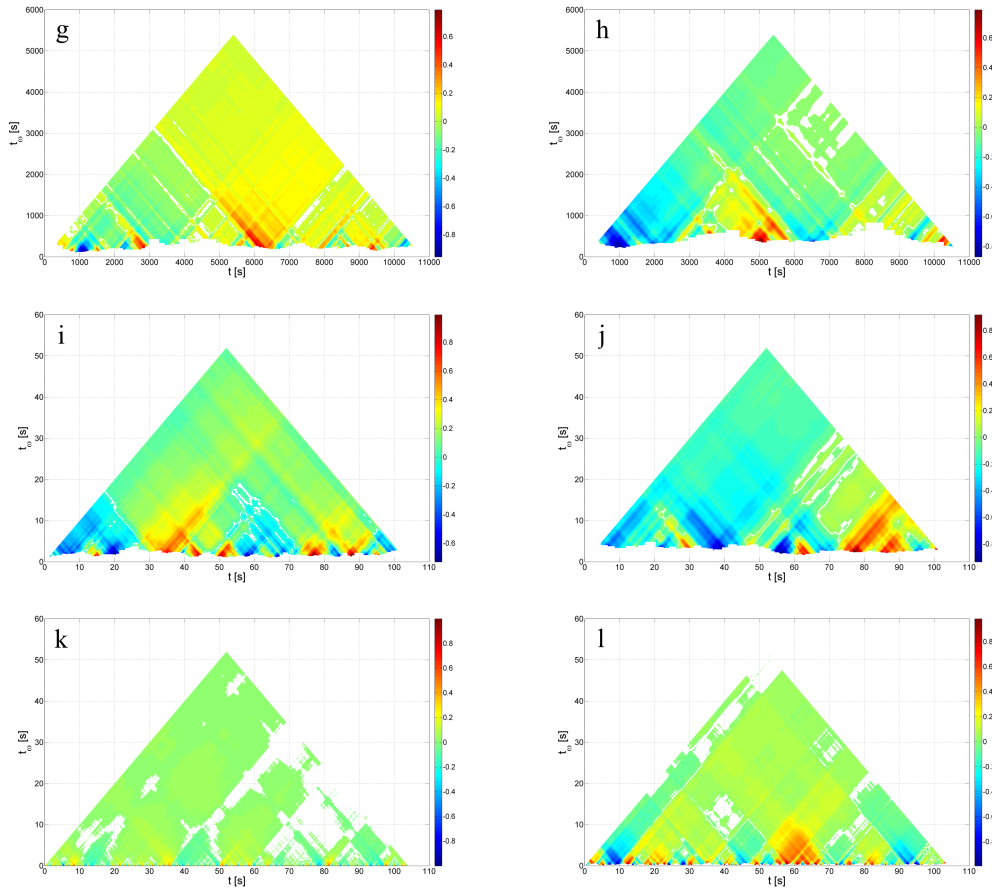


FIGURE 55 – CDIT 15% TSR=2,5.

Zone (1) : (g) $f_m(U_n) = 2,03 \cdot 10^{-3}$; $f_m(C_p) = 5,02 \cdot 10^{-3}$;

(h) $f_m(U_n) = 1,09 \cdot 10^{-3}$; $f_m(C_p) = 2,44 \cdot 10^{-3}$.

Zone (2) : (i) $f_m(U_n) = 2,66 \cdot 10^{-1}$; $f_m(C_p) = 2,88 \cdot 10^{-1}$;

(j) $f_m(U_n) = 1,53 \cdot 10^{-1}$; $f_m(C_p) = 1,76 \cdot 10^{-1}$.

Zone (3) : (k) $f_m(U_n) = 1,80 \cdot 10^1$; $f_m(C_p) = 1,55 \cdot 10^1$;

(l) $f_m(U_n) = 1,60 \cdot 10^0$; $f_m(C_p) = 1,43 \cdot 10^0$.

On observe dans (h) une ample zone de corrélation nulle qui est en générale caractéristique des hautes fréquences. Ici la corrélation est forte avec $\gamma_{xy} \approx 0,8$. Le triangle (g) montre au pour sa part, une corrélation positive prédominante mais très faible. Ce patron se répète sur les triangles (j) et (i) respectivement. Il peut s'agir d'une particularité causé par la faible valeur du TSR, mais également par un taux de turbulence maximal. Cependant, la cohérence montre une perte de corrélation possiblement indiquée par l'apparition de zones de corrélation et anti-corrélation en dessous de $t_\omega = 10$ s. Sur les triangles (l) et (k), on observe la perte de corrélation renseignée par la couleur verte prédominante.

CHAPITRE – ANNEXES

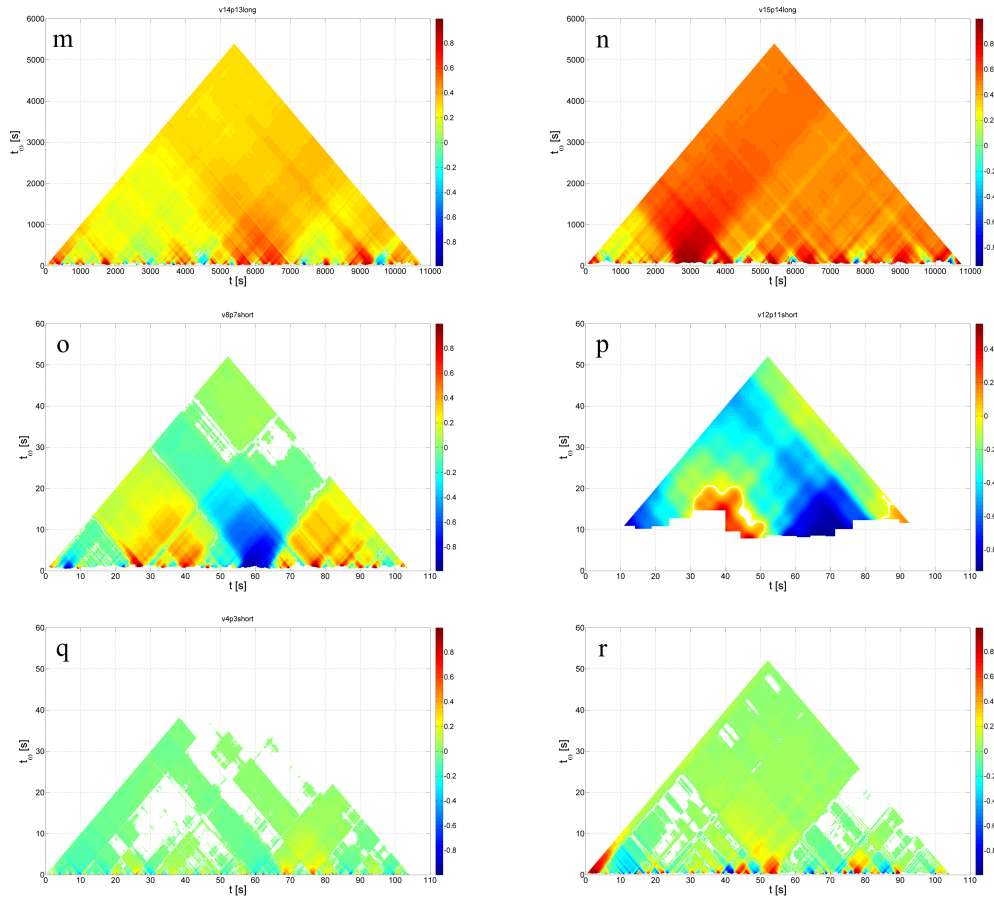


FIGURE 56 – CDIT 3% TSR=4.

Zone (1) : (m) $f_m(U_n) = 8,12 \cdot 10^{-3}$; $f_m(C_p) = 8,55 \cdot 10^{-3}$;

(n) $f_m(U_n) = 1,60 \cdot 10^{-2}$; $f_m(C_p) = 1,79 \cdot 10^{-2}$.

Zone (2) : (o) $f_m(U_n) = 4,88 \cdot 10^{-1}$; $f_m(C_p) = 5,55 \cdot 10^{-1}$;

(p) $f_m(U_n) = 5,01 \cdot 10^{-2}$; $f_m(C_p) = 5,47 \cdot 10^{-2}$.

Zone (3) : (q) $f_m(U_n) = 5,69 \cdot 10^0$; $f_m(C_p) = 6,68 \cdot 10^0$;

(r) $f_m(U_n) = 1,61 \cdot 10^0$; $f_m(C_p) = 1,28 \cdot 10^0$.

Les triangles (m) et (n) représentent une cohérence maximale toutes fonctions γ_{xy} confondues. Bien que le triangle (m) montre une corrélation globale que le cas (n), les deux montrent une corrélation positive où il existe une correspondance entre les pics de vitesse et de puissance à cette échelle. Le cas (p) possède une grande zone de corrélation négative sur une ample période pour une échelle $t_\omega < 20s$. Ce triangle correspond au début de la zone 2 la perte de corrélation s'opère. On observe enfin la perte de corrélation graduelle. On observe au triangle (o) l'apparition d'une nouvelle aire bleue pour $t_\omega < 10s$. Le triangle (r) montre une aire verte grandissante avec des corrélations en dessous d'une échelle $t_\omega < 5s$. Enfin le triangle (q) où il n'y a plus de corrélation sur les hautes fréquences à l'exception de certaines "poussées" très locales et très en dessous de l'échelle de 5s.

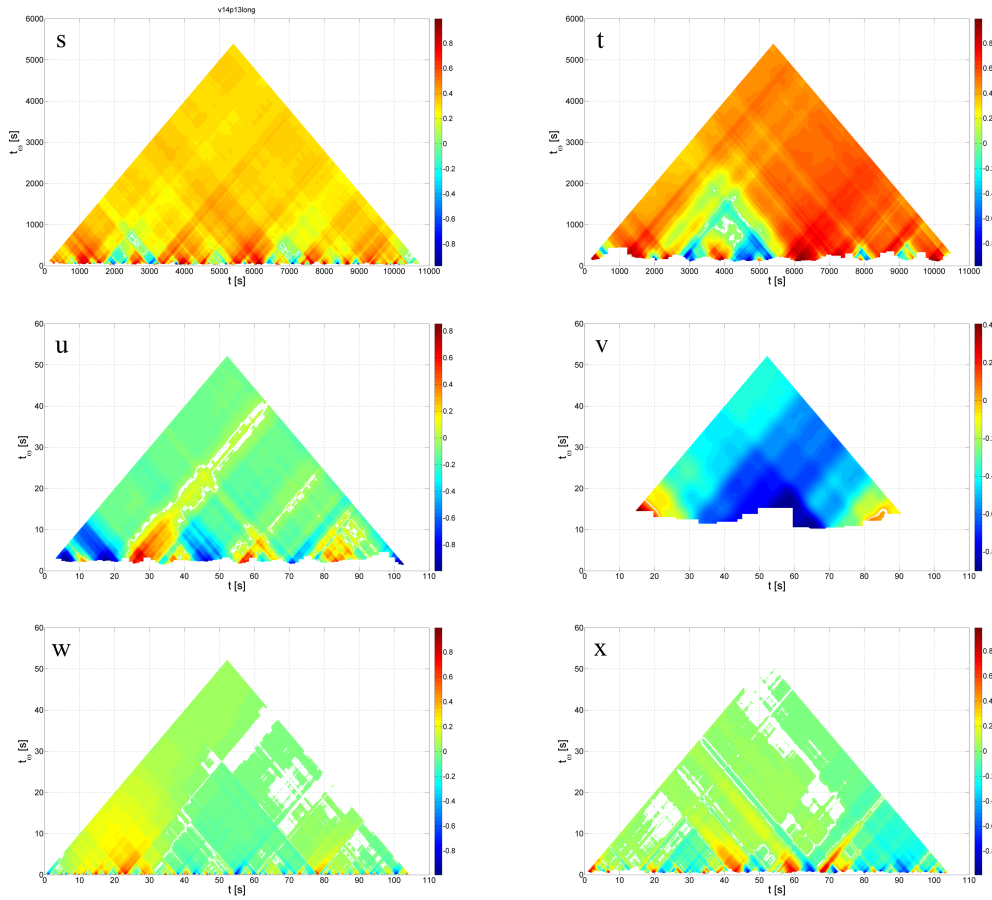


FIGURE 57 – CDIT 15% TSR=4.

Zone (1) : (s) $f_m(U_n) = 1,15 \cdot 10^{-2}$; $f_m(C_p) = 1,34 \cdot 10^{-2}$;

(t) $f_m(U_n) = 2,89 \cdot 10^{-3}$; $f_m(C_p) = 2,98 \cdot 10^{-3}$.

Zone (2) : (u) $f_m(U_n) = 2,29 \cdot 10^{-1}$; $f_m(C_p) = 2,44 \cdot 10^{-1}$;

(v) $f_m(U_n) = 4,22 \cdot 10^{-2}$; $f_m(C_p) = 4,56 \cdot 10^{-2}$.

Zone (3) : (w) $f_m(U_n) = 4,40 \cdot 10^0$; $f_m(C_p) = 4,94 \cdot 10^0$;

(x) $f_m(U_n) = 7,33 \cdot 10^{-1}$; $f_m(C_p) = 7,52 \cdot 10^{-1}$.

La cohérence dans ce cas est très fluctuante, possiblement dû au taux de turbulence important (l'hydrolienne fonctionne à son point de fonctionnement). Dans ce sens, le triangle (t) montre globalement une corrélation positive, par contre il existe une période entre 3000 et 6000 s où il existe une zone de bleue d'anti-corrélation. La cohérence correspondant au triangle (s) montre également une zone rouge prépondérante avec des zones d'anti-corrélation très locales. Par ailleurs, bien que le triangle (v) présente une proportionnalité équivalente que le triangle (s) $\gamma_{xy} \approx 0,6$, l'ample aire bleue indique la perte de corrélation prochaine. On aperçoit une corrélation nulle qui s'établit du triangle (u) jusqu'au triangle (w).

F Photos de la campagne de mesures réalisée à l'Ifremer en avril 2014

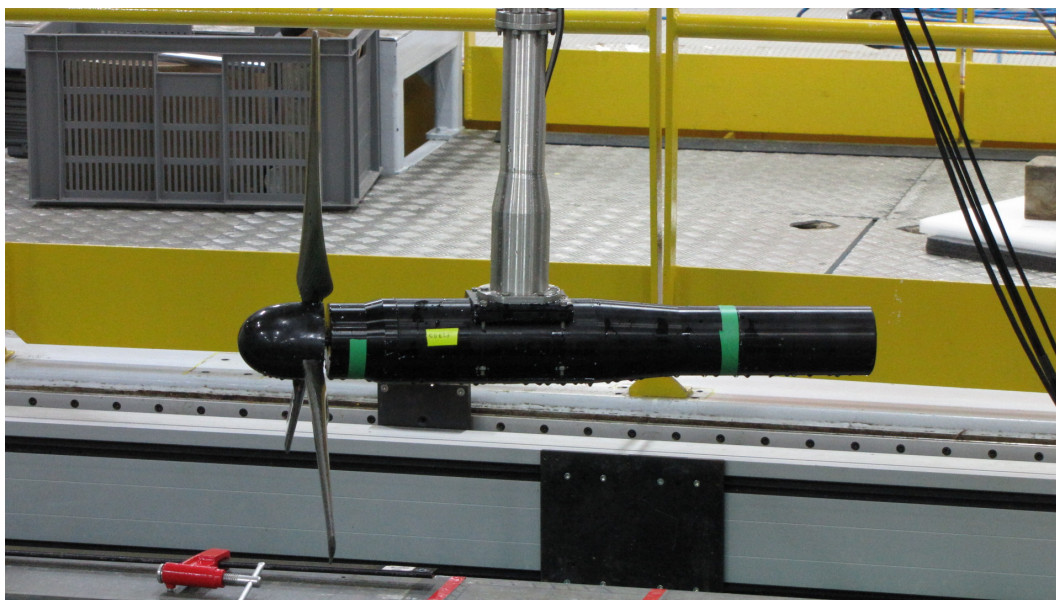


FIGURE 58 – Photo du modèle d'hydrolienne testé dans le bassin d'essai d'houle et courant à l'Ifremer.

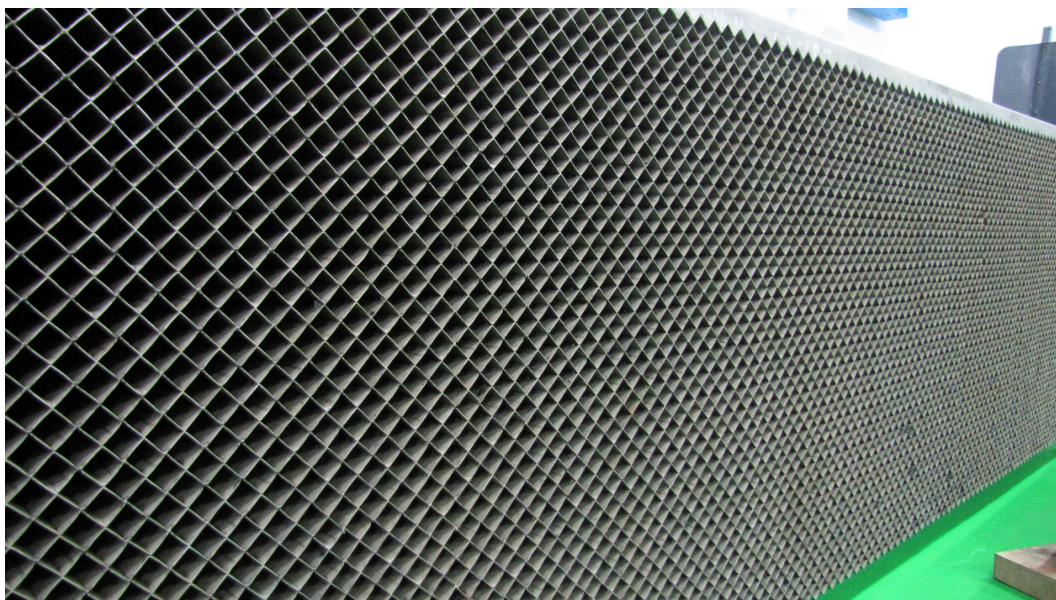


FIGURE 59 – Photo du nid d'abeille installé à l'entrée de la section d'essai dans le cas du taux de turbulence à 3%.

F. Photos de la campagne de mesures réalisée à l'Ifremer en avril 2014



FIGURE 60 – Photos du capteur optique LDV. Le volume de contrôle correspond à l'intersection des deux faisceaux lumineux rouge et bleu.

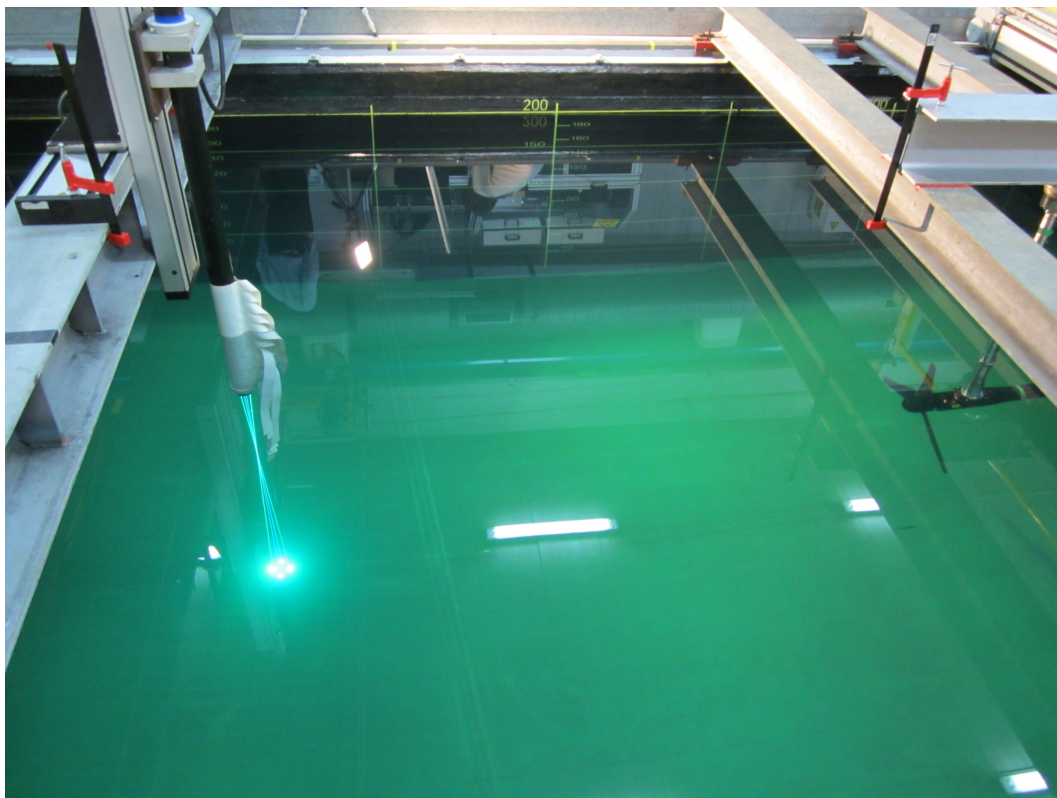


FIGURE 61 – Photo du montage du dispositif expérimentale (vue de dessus). Le courant est mesuré en amont de l'hydrolienne.

Bibliographie

- Al-Homoud, A. and Hondzo, M. (2007). Energy dissipation estimates in oscillating grid setup : LDV and PIV measurements. *Environmental Fluid Mechanics*, 7(2) :143–158.
- Anh, V. V. and Inoue, A. (2004). Prediction of fractional brownian motion with hurst index less than $1/2$. *Bulletin of the Australian Mathematical Society*, 70(02).
- Anselmet, F., Gagne, Y., Hopfinger, E. J., and Antonia, R. A. (1984). High-order velocity structure functions in turbulent shear flows. *Journal of Fluid Mechanics*, 140 :63–89.
- Apt, J. (2007). The spectrum of power from wind turbines. *Journal of Power Sources*, 169(2) :369–374.
- Bahaj, A., Batten, W., and McCann, G. (2007). Experimental verifications of numerical predictions for the hydrodynamic performance of horizontal axis marine current turbines. *Renewable Energy*, 32(15) :2479–2490.
- Bahaj, A. S. and Myers, L. (2004). Analytical estimates of the energy yield potential from the alderney race (channel islands) using marine current energy converters. *Renewable Energy*, 29(12) :1931–1945.
- Balakrishnan, N. and Nevzorov, V. B. (2004). *A primer on statistical distributions*. John Wiley & Sons.
- Batchelor, G. K. (1953). *The theory of homogeneous turbulence*. Cambridge University Press.
- Batchelor, G. K. and Townsend, A. A. (1949). The nature of turbulent motion at large wave-numbers. *Proceedings of the Royal Society of London A : Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, pages 238–255.
- Batten, W. M. J., Bahaj, A. S., Molland, A. F., and Chaplin, J. R. (2008). The prediction of the hydrodynamic performance of marine current turbines. *Renewable energy*, 33(5) :1085–1096.
- Bendat, J. S. and Piersol, A. G. (2011). *Random data : analysis and measurement procedures*. John Wiley & Sons.
- Benzi, R., Ciliberto, S., Tripiccone, R., Baudet, C., Massaioli, F., and Succi, S. (1993). Extended self-similarity in turbulent flows. *Physical review E*, 48(1) :R29.

BIBLIOGRAPHIE

- Beran, J. (1994). *Statistics for long-memory processes*, volume 61. CRC Press.
- Bernard, P. S. and Wallace, J. M. (2002). *Turbulent flow : analysis, measurement, and prediction*. John Wiley & Sons.
- Bierbooms, W. and Cheng, P. W. (2002). Stochastic gust model for design calculations of wind turbines. *Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics*, 90(11) :1237–1251.
- Blackmore, T., Gaurier, B., Myers, L., Germain, G., and Bahaj, A. (2015). The effect of freestream turbulence on tidal turbines. In *Proceedings of the 11th European Wave and Tidal Energy Conference (EWTEC)*, pages 08A4-4-1—08A4-4-8.
- Böttcher, F., Peinke, J., et al. (2007a). Small and large scale fluctuations in atmospheric wind speeds. *Stochastic environmental research and risk assessment*, 21(3) :299–308.
- Böttcher, F., Peinke, J., Kleinhans, D., and Friedrich, R. (2007b). Handling systems driven by different noise sources : implications for power curve estimations. In *Wind Energy, Proceedings of the Euromech Colloquium, edited by J. Peinke, P. Schaumann and S. Barth*, pages 179–182. Springer.
- Böttcher, F., Renner, C. H., Waldl, H.-P., and Peinke, J. (2003). On the statistics of wind gusts. *Boundary-Layer Meteorology*, 108(1) :163–173.
- Brown, B. G., Katz, R. W., and Murphy, A. H. (1984). Time series models to simulate and forecast wind speed and wind power. *Journal of climate and applied meteorology*, 23(8) :1184–1195.
- Burton, T., Sharpe, D., Jenkins, N., and Bossanyi, E. (2001). *Wind energy handbook*. John Wiley & Sons.
- Cadenas, E. and Rivera, W. (2010). Wind speed forecasting in three different regions of mexico, using a hybrid arima-ann model. *Renewable Energy*, 35(12) :2732–2738.
- Calif, R. and Schmitt, F. G. (2012). Modeling of atmospheric wind speed sequence using a lognormal continuous stochastic equation. *Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics*, 109 :1–8.
- Calif, R. and Schmitt, F. G. (2014). Multiscaling and joint multiscaling description of the atmospheric wind speed and the aggregate power output from a wind farm. *Nonlinear Processes in Geophysics*, 21(2) :379–392.
- Calif, R., Schmitt, F. G., and Huang, Y. (2013). Multifractal description of wind power fluctuations using arbitrary order hilbert spectral analysis. *Physica A : Statistical Mechanics and Its Applications*, 392(18) :4106–4120.

BIBLIOGRAPHIE

- Calif, R., Schmitt, F. G., Yongxiang, H., and Durán Medina, O. (2016). Hurst exponent, multifractal spectrum and extreme events versus the installed capacity of wind farms. *Applied Energy (Soumis)*.
- Carlier, C., Pinon, G., Gaurier, B., Germain, G., and E., R. (2015). A synthetic-eddy-method to represent the ambient turbulence in numerical simulation of marine current turbine. In *Proceedings of the 11th European Wave and Tidal Energy Conference (EWTEC)*, pages 07B2-2-1—07B2-2-9.
- Chamorro, L., Lee, S. J., Olsen, D., Milliren, C., Marr, J., Arndt, R., and Sotiropoulos, F. (2015a). Turbulence effects on a full-scale 2.5 mw horizontal axis wind turbine under neutrally stratified conditions. *Wind Energy*, 18 :339–349.
- Chamorro, L. P., Hill, C., Morton, S., Ellis, C., Arndt, R., and Sotiropoulos, F. (2013). On the interaction between a turbulent open channel flow and an axial-flow turbine. *Journal of Fluid Mechanics*, 716 :658–670.
- Chamorro, L. P., Hong, J., and Gangodagamage, C. (2015b). On the scale-to-scale coupling between a full-scale wind turbine and turbulence. *Journal of Turbulence*, 16(7) :617–632.
- Chan, G. and Wood, A. T. A. (1998). *Simulation of Multifractional Brownian Motion*, pages 233–238. Physica-Verlag HD.
- Chen, X., Wu, Z., and Huang, N. E. (2010a). The time-dependent intrinsic correlation based on the empirical mode decomposition. *Advances in Adaptive Data Analysis*, 2(2) :233–265.
- Chen, X., Wu, Z., and Huang, N. E. (2010b). The time-dependent intrinsic correlation based on the empirical mode decomposition. *Advances in Adaptive Data Analysis*, pages 233–265.
- Costa, A., Crespo, A., Navarro, J., Lizcano, G., Madsen, H., and Feitosa, E. (2008). A review on the young history of the wind power short-term prediction. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 12(6) :1725–1744.
- D’Amico, G., Petroni, F., and Prattico, F. (2014). Wind speed and energy forecasting at different time scales : A nonparametric approach. *Physica A : Statistical Mechanics and its Applications*, 406 :59–66.
- Derot, J., Schmitt, F. G., Gentilhomme, V., and Morin, P. (2016). Correlation between long-term marine temperature time series from the eastern and western english channel : Scaling analysis using empirical mode decomposition. *C. R. Geoscience*, 348 :343–349.

BIBLIOGRAPHIE

- Durán Medina, O., Schmitt, F. G., Germain, G., and Gaurier, B. (2015). Correlation between synchronized power and flow measurements, a way to characterize turbulence effects on a marine current turbine. In *Proceedings of the 11th European Wave and Tidal Energy Conference (EWTEC)*, pages 08B4-5-1—08B4-5-10.
- Durán Medina, O. and Schmitt, F. G. and Calif, R. (2015). Multiscale analysis of wind velocity, power output and rotation of a windmill. *Energy Procedia*, 76 :193–199.
- Evans, M., Hastings, N., and Peacock, B. (2000). *Statistical distributions*. Wiley-Interscience.
- Evrard, A. (2013). *Contre vents et marées*. Presses de Sciences Po.
- Feller, W. (1968). *An introduction to probability theory and its applications : volume II*, volume 2. John Wiley & Sons London-New York-Sydney-Toronto.
- Fernandez-Rodriguez, E., Stallard, T. J., and Stansby, P. K. (2014). Experimental study of extreme thrust on a tidal stream rotor due to turbulent flow and with opposing waves. *Journal of Fluids and Structures*, 51 :354–361.
- Fitton, G., Tchiguirinskaia, I., Schertzer, D., and Lovejoy, S. (2011). The anisotropic multifractal model and wind turbine wakes. In *7th PhD Seminar on Wind Energy in Europe, edited by European Academy of Wind Energy (EAWWE) and Delft University of Technology*, page 115.
- Fitton, G., Tchiguirinskaia, I., Schertzer, D., and Lovejoy, S. (2014). Torque fluctuations in the framework of a multifractal 23/9-dimensional turbulence model. *Journal of Physics : Conference Series*, 555.
- Flandrin, P., Rilling, G., and Goncalves, P. (2004). Empirical mode decomposition as a filter bank. *Signal Processing Letters, IEEE*, 11(2) :112–114.
- Frisch, U. (1995). *Turbulence : The legacy of AN Kolmogorov*. Cambridge University Press.
- Gagne, Y. (1980). *Contribution à l'étude expérimentale de l'intermittence de la turbulence à petite échelle*. PhD thesis, Grenoble.
- Gao, J., Cao, Y., Tung, W., and Hu, J. (2007). *Multiscale analysis of complex time series : integration of chaos and random fractal theory, and beyond*. John Wiley & Sons.
- Gardiner, C. W. et al. (1985). *Handbook of stochastic methods*. Springer.

BIBLIOGRAPHIE

- Gaurier, B., Germain, G., Facq, J. V., Johnstone, C. M., Grant, A. D., Day, A. H., Nixon, E., Di Felice, F., and Costanzo, M. (2015). Tidal energy 'round robin' tests comparisons between towing tank and circulating tank results. *International Journal of Marine Energy*, 12 :87–109.
- Gottschall, J. and Peinke, J. (2008). How to improve the estimation of power curves for wind turbines. *Environmental Research Letters*, 3(1) :015005.
- Grant, H. L., Stewart, R. W., and Moilliet, A. (1962). Turbulence spectra from a tidal channel. *Journal of Fluid Mechanics*, 12(2) :241–268.
- Gurvitch, A. (1960). Experimental research on frequency spectra of atmospheric turbulence. *Izv. Akad. Nauk SSSR, geofiz. ser.*, 23 :1042–1055.
- Hansen, K. S., Helgesen Pedersen, K. O., and Schmidt Paulsen, U. (2006). Online wind turbine measurement laboratory. In *2006 European Wind Energy Conference and Exhibition*, page 8.
- Huang, N., Shen, Z., and Long, S. (1998). A new view of nonlinear water waves : The Hilbert spectrum. *Annual Review of Fluid Mechanics*, 31(1) :417–457.
- Huang, N. E., Wu, M., Qu, W., Long, S. R., and Shen, S. S. P. (2003a). Applications of hilbert–huang transform to non-stationary financial time series analysis. *Applied stochastic models in business and industry*, 19(3) :245–268.
- Huang, N. E., Wu, M. C., Long, S. R., Shen, S. S. P., Qu, W., Gloersen, P., and Fan, K. L. (2003b). A confidence limit for the empirical mode decomposition and hilbert spectral analysis. *Proceedings of the Royal Society of London A : Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 459 :2317–2345.
- Huang, Y. (2009). *Arbitrary order Hilbert spectral analysis definition and application to fully developed turbulence and environmental time series*. PhD thesis, Université des Sciences et Technologie de Lille-Lille I ; Shanghai University.
- Huang, Y. and Schmitt, F. G. (2014). Time dependent intrinsic correlation analysis of temperature and dissolved oxygen time series using empirical mode decomposition. *Journal of Marine Systems*, 130 :90–100.
- Huang, Y., Schmitt, F. G., Lu, Z., and Liu, Y. (2009). Analysis of daily river flow fluctuations using empirical mode decomposition and arbitrary order hilbert spectral analysis. *Journal of Hydrology*, 373(1) :103–111.
- Huang, Y., Schmitt, F. G., Lu, Z. M., Fougairolles, P., Gagne, Y., and Liu, Y. L. (2010). Second-order structure function in fully developed turbulence. *Physical Review E*, 82(2) :026319.

BIBLIOGRAPHIE

- Huang, Y., Schmitt, F. G., Lu, Z. M., and Liu, Y. (2008). An amplitude-frequency study of turbulent scaling intermittency using empirical mode decomposition and Hilbert spectral analysis. *EPL (Europhysics Letters)*, 84(4) :40010.
- Johnson, G. L. (1985). *Wind energy systems*. Prentice hall.
- Jung, J. and Broadwater, R. P. (2014). Current status and future advances for wind speed and power forecasting. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 31 :762–777.
- Justus, C. G., Hargraves, W. R., Mikhail, A., and Graber, D. (1978). Methods for estimating wind speed frequency distributions. *Journal of Applied Meteorology*, 17(3) :350–353.
- Kamps, O. (2014). Characterizing the fluctuations of wind power production by multi-time statistics. In *Wind Energy-Impact of Turbulence edited by M. Hölling, J. Peinke and S. Ivanell*, pages 67–72. Springer.
- Katul, G. G., Porporato, A., and Nikora, V. (2012). Existence of k^{-1} power-law scaling in the equilibrium regions of wall-bounded turbulence explained by heisenberg’s eddy viscosity. *Physical Review E*, 86 :066311.
- Kida, S. (1991). Log-stable distribution and intermittency of turbulence. *Journal of the Physical Society of Japan*, 60(1) :5–8.
- Kolmogorov, A. N. (1962). A refinement of previous hypotheses concerning the local structure of turbulence in a viscous incompressible fluid at high reynolds number. *Journal of Fluid Mechanics*, 13(01) :82–85.
- Lange, B. (2007). Offshore wind power meteorology. In *Wind Energy, Proceedings of the Euromech Colloquium, edited by J. Peinke, P. Schaumann and S. Barth*, pages 1–6. Springer.
- Larsen, S. E., Gryning, S. E., Jensen, N. O., Jørgensen, H. E., and Mann, J. J. (2007). Mean wind and turbulence in the atmospheric boundary layer above the surface layer. In *Wind Energy, Proceedings of the Euromech Colloquium, edited by J. Peinke, P. Schaumann and S. Barth*, pages 21–25. Springer.
- Lashermes, B., Roux, S. G., Abry, P., and Jaffard, S. (2008). Comprehensive multifractal analysis of turbulent velocity using the wavelet leaders. *The European Physical Journal B*, 61(2) :201–215.
- Lien, R. C. and D’Asaro, E. A. (2006). Measurement of turbulent kinetic energy dissipation rate with a lagrangian float. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 23(7) :964–976.

BIBLIOGRAPHIE

- Lovejoy, S. and Schertzer, D. (2013). *The weather and climate : emergent laws and multifractal cascades*. Cambridge University Press.
- Lubitz, W. D. (2009). Power law extrapolation of wind measurements for predicting wind energy production. *Wind Engineering*, 33(3) :259–271.
- Lumley, J. L. (1965). Interpretation of time spectra measured in high-intensity shear flows. *Physics of Fluids*, 8(6) :1056–1062.
- Luznik, L., Zhu, W., Gurka, R., Katz, J., Nimmo Smith, W., and Osborn, T. R. (2007). Distribution of energy spectra, reynolds stresses, turbulence production, and dissipation in a tidally driven bottom boundary layer. *Journal of Physical Oceanography*, 37(6) :1527–1550.
- Lévy, P. (1937). *Théorie de l'addition des variables aléatoires*. Gauthier-Villars.
- Magagna, D. and Uihlein, A. (2015). Ocean energy development in europe : Current status and future perspectives. *International Journal of Marine Energy*, 11 :84–104.
- Maganga, F., Germain, G., King, J., Pinon, G., and Rivoalen, E. (2010). Experimental characterisation of flow effects on marine current turbine behaviour and on its wake properties. *IET Renewable Power Generation*, 4(6) :498–509.
- Maisondieu, C. and Healy, M. (2015). The impact of the marinet initiative on the development of marine renewable energy. *International Journal of Marine Energy*, 12 :77–86.
- Mandelbrot, B. B. (1982). *The Fractal Geometry of Nature*. Freeman & Co.
- Mandelbrot, B. B. and Van Ness, J. W. (1968). Fractional brownian motions, fractional noises and applications. *SIAM review*, 10(4) :422–437.
- Manwell, J. F., McGowan, J. G., and Rogers, A. L. (2010). *Wind energy explained : theory, design and application*. John Wiley & Sons.
- Marshak, A., Davis, A., Cahalan, R., and Wiscombe, W. (1994). Bounded cascade models as nonstationary multifractals. *Physical Review E*, 49(1) :55.
- Menchaca Roa, A. (2011). *Analyse numérique des hydroliennes à axe vertical munies d'un carénage*. PhD thesis, Grenoble.
- Milan, P., Morales, A., Wächter, M., and Peinke, J. (2014). Wind energy : a turbulent, intermittent resource. In *Wind Energy-Impact of Turbulence edited by M. Hölling, J. Peinke and S. Ivanell*, pages 73–78. Springer.
- Milan, P., Wächter, M., and Peinke, J. (2013). Turbulent character of wind energy. *Physical Review Letters*, 110(13) :138701.

BIBLIOGRAPHIE

- Milne, I. A., Sharma, R. N., Flay, R., and Bickerton, S. (2013). Characteristics of the turbulence in the flow at a tidal stream power site. *Philosophical Transactions of the turbulence, Royal Society A : Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 371(1985) :20120196.
- Moler, C. (1980). Design of an interactive matrix calculator. *Proceedings of the May 19-22, 1980, National Computer Conference*, pages 363–368.
- Moler, C. et al. (1982). *MATLAB users guide*. University of New Mexico.
- Monin, A. S. and Yaglom, A. M. (1971). *Statistical fluid dynamics Vol. I and II*. MIT Press.
- Morales, A., Wächter, M., and Peinke, J. (2012). Characterization of wind turbulence by higher-order statistics. *Wind Energy*, 15(3) :391–406.
- Mücke, T., Kleinhans, D., and Peinke, J. (2011). Atmospheric turbulence and its influence on the alternating loads on wind turbines. *Wind Energy*, 14(2) :301–316.
- Multon, B. et al. (2011). *Energies marines renouvelables, aspects généraux, éolien, marémoteur et hydrolien*. Lavoisier.
- Muzy, J. F., Baïle, R., and Poggi, P. (2010). Intermittency of surface-layer wind velocity series in the mesoscale range. *Physical Review E*, 81(5) :056308.
- Mycek, P., Gaurier, B., Germain, G., Pinon, G., and Rivoalen, E. (2014). Experimental study of the turbulence intensity effects on marine current turbines behaviour. part 1 : One single turbine. *Renewable Energy*, 66 :729–746.
- Obukhov, A. M. (1941). Energy distribution in the spectrum of a turbulent flow, *izv. AN SSSR Geogr. Geophys*, 4(5) :453–466.
- Obukhov, A. M. (1962). Some specific features of atmospheric turbulence. *Journal of Fluid Mechanics*, 13(01) :77–81.
- Peinke, J., Barth, S., Böttcher, F., Heinemann, D., and Lange, B. (2004). Turbulence, a challenging problem for wind energy. *Physica A : Statistical Mechanics and its Applications*, 338(1) :187–193.
- Pond, S. and Stewart, R. W. (1965). Measurements of the statistical characteristics of small-scale turbulent motions. *Izv. Atmos. Oceanic Phys*, 1 :914–919.
- Pope, S. (2001). *Turbulent flows*. Cambridge University Press.
- Rauh, A., Anahua, E., Barth, S., and Peinke, J. (2007). Phenomenological response theory to predict power output. In *Wind Energy, Proceedings of the Euromech Colloquium, edited by J. Peinke, P. Schaumann and S. Barth*, pages 153–158. Springer.

BIBLIOGRAPHIE

- Renosh, P. R., Schmitt, F. G., and Loisel, H. (2015). Intermittent particle dynamics in marine coastal waters. *Nonlinear Processes in Geophysics*, 22(5) :633.
- Richardson, L. F. (1922). *Weather prediction by numerical process*. Cambridge University Press.
- Rohatgi, J. S., Nelson, V., and West Texas, A. (1994). *Wind characteristics : an analysis for the generation of wind power*. Alternative Energy Institute, West Texas A&M University.
- Rosen, A. and Sheinman, Y. (1994). The average output power of a wind turbine in a turbulent wind. *Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics*, 51(3) :287–302.
- Rosen, A. and Sheinman, Y. (1996). The power fluctuations of a wind turbine. *Journal of Wind Engineering and Industrial aerodynamics*, 59(1) :51–68.
- Sanchez, I. (2006). Short-term prediction of wind energy production. *International Journal of Forecasting*, 22(1) :43–56.
- Schertzer, D. and Lovejoy, S. (1987). Physical modeling and analysis of rain and clouds by anisotropic scaling multiplicative processes. *Journal of Geophysical Research : Atmospheres*, 92(D8) :9693–9714.
- Schertzer, D. and Lovejoy, S. (1992). Hard and soft multifractal processes. *Physica A : Statistical Mechanics and its Applications*, 185(1) :187–194.
- Schertzer, D., Lovejoy, S., Schmitt, F. G., Chigirinskaya, Y., and Marsan, D. (1997). Multifractal cascade dynamics and turbulent intermittency. *Fractals*, 5(03) :427–471.
- Schmitt, F., Schertzer, D., Lovejoy, S., and Brunet, Y. (1993). Estimation of universal multifractal indices for atmospheric turbulent velocity fields. *Fractals*, 1(3) :568–575.
- Schmitt, F., Schertzer, D., Lovejoy, S., and Brunet, Y. (1994). Empirical study of multifractal phase transitions in atmospheric turbulence. *Nonlinear Processes in Geophysics*, 1(2/3) :95–104.
- Schmitt, F. G. (2003). A causal multifractal stochastic equation and its statistical properties. *The European Physical Journal B-Condensed Matter and Complex Systems*, 34(1) :85–98.
- Schmitt, F. G. (2007a). Experimental analysis of cumulants scaling properties in fully developed intermittent turbulence. In *Nonlinear Science and Complexity*, edited by A.C.J Luo, L. Dai and H. R. Hamidjadeh, pages 240–246. Springer.

BIBLIOGRAPHIE

- Schmitt, F. G. (2007b). Gusts in intermittent wind turbulence and the dynamics of their recurrent times. In *Wind Energy, Proceedings of the Euromech Colloquium*, edited by J. Peinke, P. Schaumann and S. Barth, pages 73–79. Springer.
- Schmitt, F. G. and Huang, Y. (2016). *Stochastic analysis of scaling time series : from turbulence theory to applications*. Cambridge University Press.
- Schmitt, F. G., Huang, Y., Lu, Z., Liu, Y., and Fernandez, N. (2009). Analysis of velocity fluctuations and their intermittency properties in the surf zone using empirical mode decomposition. *Journal of Marine Systems*, 77(4) :473–481.
- Schmitt, F. G., Lovejoy, S., and Schertzer, D. (1995). Multifractal analysis of the greenland ice-core project climate data. *Geophysical Research Letters*, 22(13) :1689–1692.
- Sesto, E. and Casale, C. (1998). Exploitation of wind as an energy source to meet the world’s electricity demand. *Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics*, 74 :375–387.
- Seuront, L. and Schmitt, F. G. (2005). Multiscaling statistical procedures for the exploration of biophysical couplings in intermittent turbulence. part ii. applications. *Deep Sea Research Part II : Topical Studies in Oceanography*, 52(9) :1325–1343.
- Sheinman, Y. and Rosen, A. (1992). A dynamic model of the influence of turbulence on the power output of a wind turbine. *Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics*, 39(1) :329–341.
- Tennekes, H. and Lumley, J. L. (1972). *A first course in turbulence*. MIT press.
- Thiébaud, M. and Sentchev, A. (2015). Estimation of tidal stream potential in the irroise sea from velocity observations by high frequency radars. *Energy Procedia*, 76 :17–26.
- Thomson, J., Polagye, B., Durgesh, V., and Richmond, M. C. (2012). Measurements of turbulence at two tidal energy sites in puget sound, wa. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 37(3) :363–374.
- Tobin, N., Zhu, H., and Chamorro, L. P. (2015). Spectral behavior of the turbulence-driven power fluctuations of wind turbines. *Journal of Turbulence*, 16(9) :832–846.
- Tong, C. and Warhaft, Z. (1995). Passive scalar dispersion and mixing in a turbulent jet. *Journal of Fluid Mechanics*, 292 :1–38.
- Willmott, C. J., Ackleson, S. G., Davis, R. E., Feddema, J. J., Klink, K. M., Legates, D. R., O’donnell, J., and Rowe, C. M. (1985). Statistics for the evaluation and comparison of models. *Journal of Geophysical Research*, 90 :8995–9005.

BIBLIOGRAPHIE

- Willmott, C. J. and Matsuura, K. (2005). Advantages of the mean absolute error (mae) over the root mean square error (rmse) in assessing average model performance. *Climate research*, 30(1) :79–82.
- Wood, A. T. A. and Chan, G. (1994). Simulation of stationary gaussian processes in $[0, 1]$ d. *Journal of Computational and Graphical Statistics*, 3(4) :409–432.
- Yaglom, A. M. (1958). Correlation theory of processes with random stationary nth increments. *Amer. Math. Soc. Transl.(2)*, 8 :87–141.
- Yaglom, A. M. (1966). The influence of fluctuations in energy dissipation on the shape of turbulence characteristics in the inertial interval. *Soviet Physics Doklady*, 11 :26.

Publications



European Geosciences Union General Assembly 2015, EGU

Division Energy, Resources & the Environment, ERE

Multiscale analysis of wind velocity, power output and rotation of a windmill

Olmo Durán Medina^a, François G. Schmitt^b, Rudy Calif^c^aLille University, Laboratory of Oceanology and Geosciences CNRS Research Unit (UMR) 8187, Wimereux 62930, France^bCNRS, Laboratory of Oceanology and Geosciences LOG UMR 8187, Wimereux 62930, France^cE.A. 4935, LARGE Laboratory, West Indies University, Fouillole 97157, Pointe-à-Pitre France

Abstract

There is growing efforts for the development of wind energy. Yet, as for other renewable resources, a basic characteristic of wind energy is to deliver intermittent power. In this paper, we consider this topic by analyzing data provided by the wind industry. We discuss first the spectral properties of the data and the corresponding power curve. We estimate the scaling behavior in the inertial scale of wind input and the power output. We also study the rotor revolution scaling fluctuations. Finally the wind/power transfer function is studied, together with the wind/rotation and rotation/power intermediary transfer functions.

© 2015 The Authors. Published by Elsevier Ltd. This is an open access article under the CC BY-NC-ND license

(<http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>).

Peer-review under responsibility of the GFZ German Research Centre for Geosciences

Keywords: turbulence; multiscale; intermittency; wind energy; power estimation

1. Introduction

The growing global demand of energy provides an impulse to a sustainable energetic model. In this context, the wind energy is playing a major role; the global wind market grows rapidly and continuously. However, the produced wind power faces the intermittency issue [1] due to the turbulent nature of the wind. In previous works [2,3], it has been shown that wind and power time series spectra presented in some cases a scaling behavior with a Hurst exponent of 1/3 as expected from Kolmogorov's theory for homogeneous turbulence. Furthermore, a numerical study showed the intermittent and the multifractal behavior of wind power output from a single turbine [2].

Here we consider 10 minutes average data, which have been provided by InnoVent, a wind energy company situated in the north of France. The data were collected during the year 2013 following the international standard IEC, 2000b recommendations [4], and hence the times series were acquired with a 10 min data average. This kind of data is recorded by the majority of wind energy industries. The structure of the paper is the following: section 2 presents the

* Corresponding author. Tel.: +33-321-992-961 ; fax: +33-321-992-901.

E-mail address: olmo.duran-medina@ed.univ-lille1.fr

dataset, section 3 exposes the spectral and multiscaling analysis, and finally the transfer function is studied in section 4.

Nomenclature

D	Rotor diameter
ρ	Air density [kg/m^3]
A	Swept area [m^2]
$E(f)$	Power spectrum
β	Spectral exponent
$V(t)$	Wind speed
U	Mean wind speed
ΔV_τ	Wind speed fluctuations
τ	Time increment
$\zeta(q)$	Scale invariant moment function
μ	Intermittency parameter
C_p	Performance coefficient
$P(t)$	Power output function
$R(t)$	Rotor revolution
α	Exponent of transfer function

2. Dataset

In this section, we present the dataset provided by InnoVent Company. For more than a decade, InnoVent has worked to address the issues relating to development, construction and operation of wind and solar power stations with the help of in-house resources and specialist partners. The time series were recorded in 2013 from a wind turbine situated in the north of France.

The dataset come from a 900 kW Enercon Wind Turbine E-44. The wind speed is recorded from the top of the hub. Table 1 exposes its technical specifications. The manufacturer of the wind turbine delivers as well the power curve $P(U)$ and the coefficient power C_p of the turbine E-44 as illustrated in figure 1. For this turbine, multiple simultaneous times series are recorded.

In this study, we focus on wind speed $V(t)$, rotational speed $R(t)$ and power output measurements $P(t)$: the dataset represents 10 minutes averages of wind speed, power output and rotor revolution measurements during the whole year 2013. The average measurements do not allow to study instant wind speed changes like gusts and the turbulence effect that it produces in the wind turbine system. However we are able to characterize statistical properties for time scales $T \geq 10$ min. Figure 2 presents an example of one month simultaneous measurements for those three time series. We observe high fluctuations of the wind speed, also visible in the rotation and power output time series.

3. Multiscaling properties of the fluctuations

3.1. Scaling Fourier power spectra of wind, rotation and power series

Wind power needs relatively large wind speed to be efficient. With wind speeds of the order of 10 m/s and height of the order of 50 m, the Reynolds number is of the order $Re \sim 10^8$ [4]. In such case the flow is in a state of fully developed turbulence, possessing large fluctuations, called “intermittency” in the wind energy community. Since the work of Kolmogorov in the 1940s, fully developed turbulence is classically associated with scaling statistics [5,6].

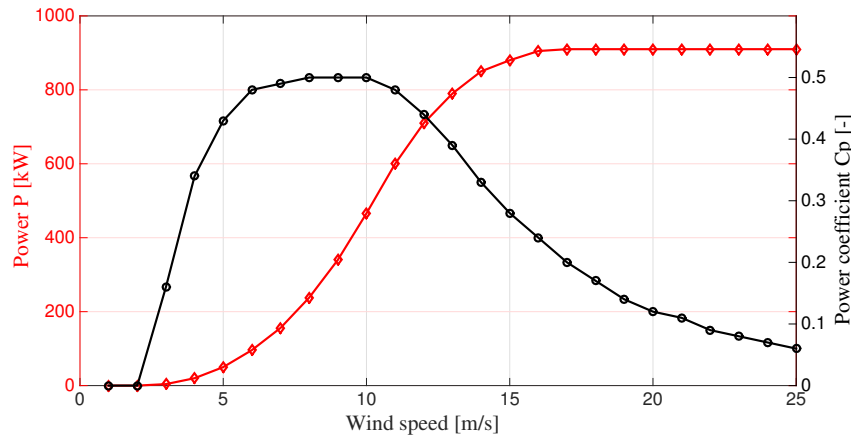
Fig. 1. Power curve $P(U)$ and Power Coefficient C_p versus wind speed.

Table 1. Technical specifications.

E-44	
Related power	900 kW
Rotor diameter (D)	44 m
Hub height	45 m
No. of blades	3
Swept area	1521 m ²
Rotational speed (R)	Variable, 12-34 rpm
Cut-out wind speed	28-34 m/s
Wind class (IEC)	IEC/NVN 1A
Generator	ENERCON direct-drive annular generator

We first consider here the Fourier power spectrum $E(f)$, where f is the frequency. In the framework of locally homogeneous turbulence, a scaling spectrum of the form:

$$E(f) = f^{-\beta} \quad (1)$$

with $\beta \simeq 5/3$ is expected, in the inertial range, between the large scale (injection scale) and the Kolmogorov scale, where wind fluctuations are dissipated into heat. Such scaling may also be found in the power output fluctuations [1,3,7]. Here we also check this relation for the rotation time series, for the first time to our knowledge.

We thus consider here the Fourier power spectrum of both time series, by applying a Fast Fourier Transform (FFT) algorithm. The FFT algorithm needs a regular sampling time. In series such as the one considered here, there can be missing data due to maintenance of the system, or due to the fact that the system is not operating when the wind is too low or too strong. We thus here choose a subsample of the time series for which there is no interruptions. We have found a continuous 6 months subsample, from February 1st to July 30th 2013. Both spectra are shown in Figure 3a, in log-log plot. A very nice scaling is found for both 3 series, for scales from the smallest scale of 10 minutes, to a frequency of $6 \times 10^{-6} \text{ Hz} \sim 2 \text{ days}$. Figure 3b shows the compensated spectra $f^{5/3}E(f)$, which are flat for this range, indicating that the scaling is nicely respected, with a values of $\beta = 5/3$ for both time series considered here.

Such power-law scaling has already been found in some studies for the power fluctuations [1,3,7], however here we find it also for the rotation data. This shows the the non-stationarity linked to turbulence, also called “intermittency” is found also for the rotation. Below we consider multiscaling statistics.

3.2. Multiscaling properties of wind, rotation and power series

In the homogeneous turbulence community, the word “intermittency” has a different meaning than in the wind energy community: it corresponds to a property of highly structured pikes in the small scale dissipation, leading to

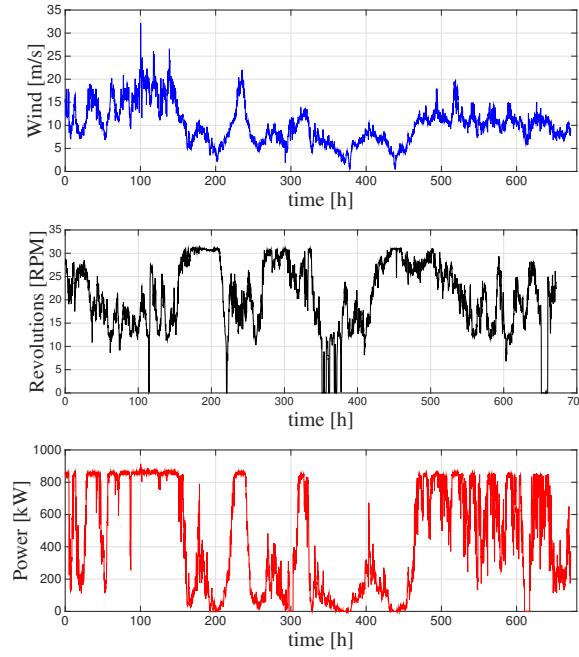


Fig. 2. A one month dataset chosen as example. From top to bottom: wind speed, rotor revolutions and wind power production.

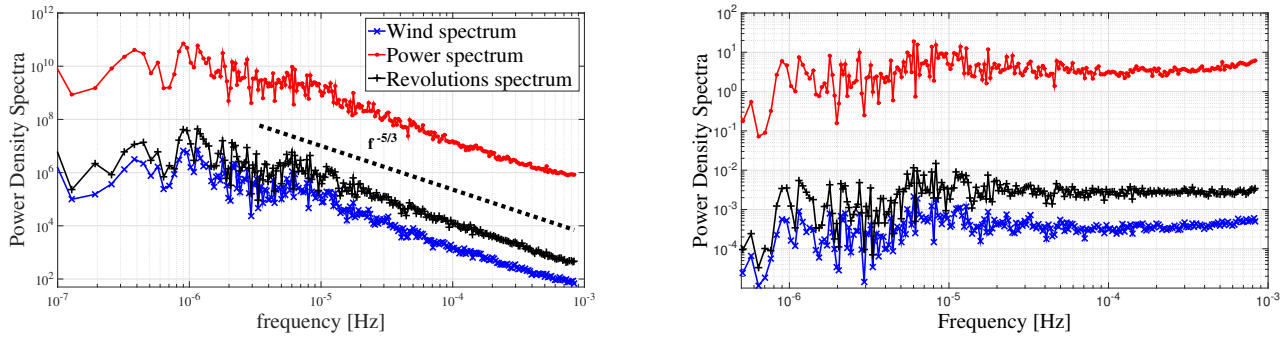


Fig. 3. Left: Power spectra of wind speed, rotor revolutions and power output. The slope of the reference dashed line is $-5/3$; Right: The compensated spectra $f^{5/3}E(f)$, showing the quality of the scaling range.

huge multi-scale fluctuations in the wind velocity time series [5]. Since the 1980s, such fluctuations are recognized to produce multifractal statistics, classically studied by considering $\langle |\Delta V_\tau|^q \rangle$, moments of order $q \geq 0$ of the wind speed fluctuations $\Delta V_\tau = |V(t + \tau) - V(t)|$ ($\langle \cdot \rangle$ means statistical average). When the time increment τ belongs to the inertial range, these moments are scaling of the form [5,8]:

$$\langle |\Delta V_\tau|^q \rangle \approx \tau^{\zeta(q)} \quad (2)$$

where $\zeta(q)$ is the scale invariant moment function. The knowledge of the full $(q, \zeta(q))$ curve for integer and non integer moments provides a full characterization of wind speed fluctuations at all scales and all intensities. The parameter $H = \zeta(1)$ is the Hurst exponent characterizing the non-conservation of the mean. Monofractal processes correspond to a linear function $\zeta(q) = qH$. The function $\zeta(q)$ is a signature of the type of scaling behavior of the series considered. If $\zeta(q)$ is nonlinear and concave, the behavior is defined as multiscaling, corresponding to a multifractal process. The concavity of this function is a characteristic of the intermittency: the more the curve is concave, the more the process is intermittent [5,9,10]. We have also the following property, linking the spectral exponent and the moment of order 2: $\zeta(2) = \beta - 1$, recalling that spectral analysis is a second order moment analysis, and that the function $\zeta(q)$ provides much more information.

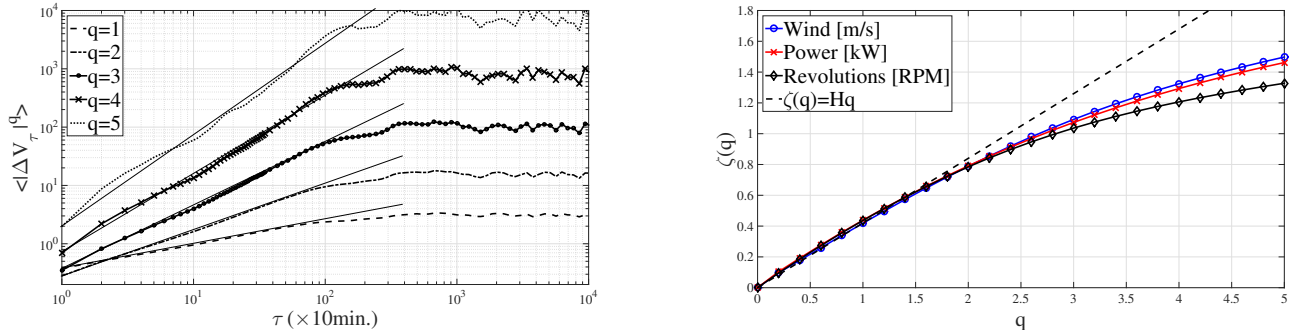


Fig. 4. Left: Scaling ΔV_τ versus τ for wind data; Right: moment function $\zeta(q)$ estimated for both series.

There are several models proposed to fit the nonlinear curve $\zeta(q)$ [5,9,11]. Here for simplicity we consider a classical fit corresponding to a lognormal model, for which this function is quadratic. Knowing the values $\zeta(0) = 0$ and $\zeta(1) = H$, the equation writes:

$$\zeta(q) = qH - \frac{\mu}{2}(q^2 - q) \quad (3)$$

where the parameter μ is chosen here to verify $\mu = 2H - \zeta(2)$ and is called intermittency parameter: the larger μ , the more the time series displays intermittent behavior.

The structure function analysis is applied here to both series. Figure 4 presents (on the left) the scaling analysis ΔV_τ versus τ for the wind data, for moments orders $q = 1$ to 5 in log-log plot. The scaling range is from smaller scales to 1000 min. ~ 17 hours, which is a scaling range narrower than found from the Fourier analysis [11]. The slope for each order q is then estimated for all moments between $q = 0$ and $q = 5$ with increment 0.2: it corresponds to the moment functions $\zeta(q)$ shown in figure 4 on the right.

This was done also for the rotation and power data. Figure 4 shows the superposition of each moment function found for the three series. A linear function of equation qH with $H = 0.43$ is shown for comparison. The curves obtained for wind speed, rotor revolutions and the power output are nonlinear and concave, indicating that their fluctuations obey multifractal statistics. The table 2 provides the values of H , $\zeta(2)$ and μ for each series. The rotor revolution series is the more intermittent with a value $\mu = 0.088$. Let us note that the value of H is here larger than 1/3 due to the intermittency property.

Table 2. Values of scaling and multifractal parameters for each series.

Data	$H = \zeta(1)$	$\zeta(2)$	$\mu = 2\zeta(1) - \zeta(2)$
Wind speed	0.418	0.788	0.048
Rotor revolutions	0.436	0.784	0.088
Power output	0.438	0.791	0.085

4. Transfer functions

We are interested here in transfer functions (estimated at the scale of 10 minutes). The mechanical energy provided by the wind produces a rotation of the windmill, and this rotation is in turn producing power output. Each transfer, from wind speed to rotation speed, and from rotation speed, to power output, can be considered. For this, we consider the conditional mean, but also for each bin in wind speed, several percentiles: percentile 10, 50 and 90.

Theoretically, the mechanical power captured by a wind turbine $P(U)$ is written as a cubic law [12]:

$$P = \frac{1}{2} \rho A C_p U^3 \quad (4)$$

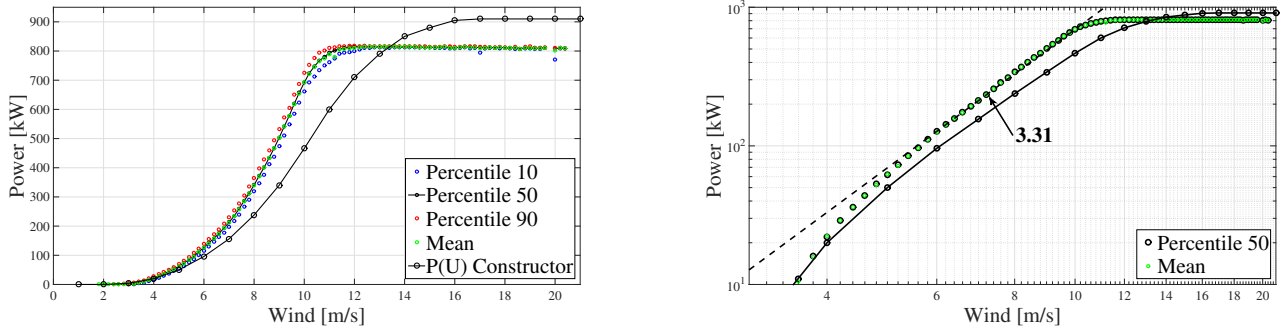


Fig. 5. Left: Wind vs power transfer function, shown using different percentiles, as well as the conditional mean. The manufacturer transfer function is also shown. Right: log-log plot of power versus wind, showing that the cubic law is not an exact relation.

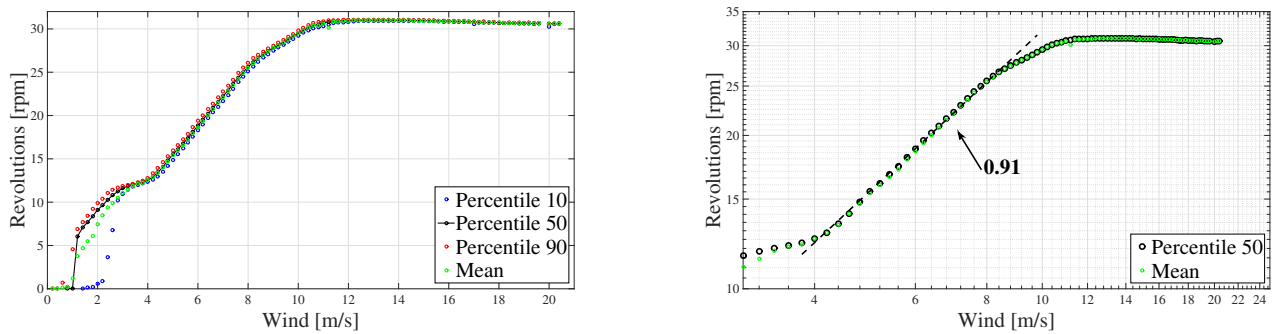


Fig. 6. Same as previous figure, for the wind and revolution transfer function.

where ρ is the air density (kg/m^3), A is the turbine blade swept area (m^2), U is the mean wind speed (m/s), and C_p is the performance coefficient of the turbine. This equation is assumed to be valid for a given scale range (in velocity), from the smallest operating speed to a large speed corresponding to a saturation.

The figure 5 shows the measured power curve found through statistical analysis superposed with the manufacturer power curve. The values are different, and we see that the percentiles are quite close to the conditional mean. In order to check the power-mean velocity relationship, assumed to be of the form

$$P(U) \sim U^\alpha \quad (5)$$

with a theoretical value of $\alpha = 3$, we represented in log-log plot the wind/power transfer function in figure 5b. We see that a slope of $\alpha = 3.31 \pm 0.01$ is found (for wind speeds between 5 and 10 m/s), slightly larger than the expected value. This can be explained by considering that the theoretical value is an estimation assuming that the input wind velocity is constant, which is not possible since it is turbulent. Such relation was, to our knowledge, never directly studied by a log-log plot of the transfer function. It is likely that values $\alpha > 3$ are found in other systems.

Figures 6 and 7 represent this transfer function decomposed between its intermediary steps, rotor revolution versus wind speed and power versus rotor revolutions. As for the wind-power relation, log-log plots are also shown. We see that in the range from 4 to 8 m/s of input wind speeds, the wind-rotation exponent is 0.91 ± 0.02 , which is close to 1. Hence this relation can be seen to be almost linear, before the saturation around a maximum rotation rate of 32 rpm. On the other hand, the rotation-power relationship displays an exponent of 3.32 ± 0.02 for rotation rates from 13 to 26 rpm. The product of both exponents should be close to α , which here is not the case: the reason may be due to the nonlinear characteristics of the experimental database and the statistical fitting function.

For rotation rates from 26 to 31 rpm, the power produced is slightly larger than the power-law fit.

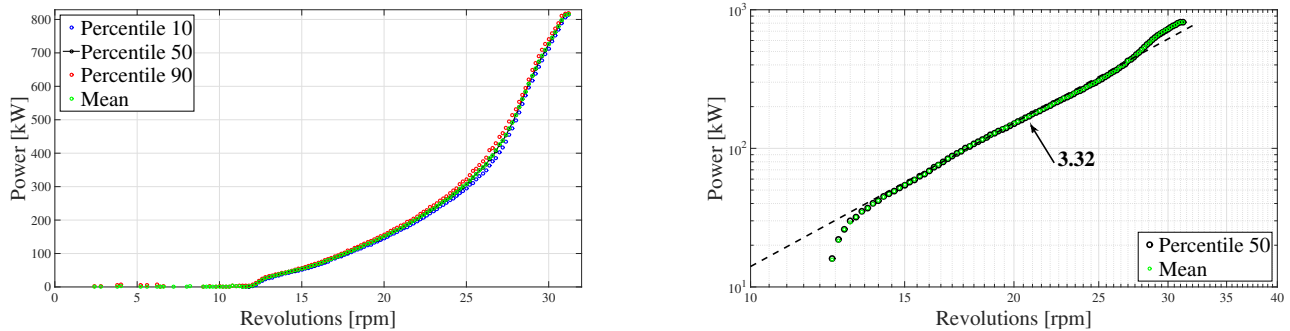


Fig. 7. Same as previous figure, for the revolution and power transfer function.

5. Conclusions

We have considered here three series from a single windmill, operated by a small energy producer in the Northern France: wind speed, rotor revolution in rpm, and power produced, each at 10 minutes resolution, during the year 2013. In order to consider continuous measurements, for the dynamical analysis (spectral analysis and structure functions), only a 6 months duration subsample was considered, from February 1st to June 30th. We have found that both series have scaling fluctuations with a spectral exponent close to $5/3$, the exponent expected for fully developed turbulence, for scales from 10 minutes to 2 days. We have also estimated multi scaling properties and shown, using structure function analysis, that the statistics of both series are multifractal. The scaling moment functions $\zeta(q)$ estimated for both series for scales from 10 minutes to 16 hours, are close to each other. A lognormal fit was performed and two parameters estimated: the Hurst exponent $H = \zeta(1)$ and $\mu = 2H - \zeta(2)$, the intermittency parameter. It was found that both H values are between 0.42 and 0.44, hence rather close, and μ values from 0.048 to 0.088, with the larger intermittency found for the rotation data.

We also considered transfer functions, and decomposed the classical wind speed/power production transfer into wind speed/rotation and rotation/power production. Using log-log plots, it was found that the wind/rotation transfer is almost linear, whereas the other transfer functions are not purely cubic: in particular a relation $P(U) \sim U^\alpha$ with $\alpha = 3.31 \pm 0.01$ was found, which is the first time, to our knowledge such non-cubic relation is displayed. For the rotation R -wind relation, we obtain an exponent 0.91 ± 0.02 and for the rotation R -power relation, we found $P(R) \sim R^{\alpha_1}$ with $\alpha_1 = 3.32 \pm 0.02$. Such properties may be tested, in future works, with other installed systems in order to see weather they are general properties.

References

- [1] Calif, R., Schmitt, F.G., Huang, Y.. Multifractal description of wind power fluctuations using arbitrary order hilbert spectral analysis. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications* 2013;392(18):4106–4120.
- [2] Calif, R., Schmitt, F.G.. Modeling of atmospheric wind speed sequence using a lognormal continuous stochastic equation. *Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics* 2012;109:1–8.
- [3] Apt, J.. The spectrum of power from wind turbines. *Journal of Power Sources* 2007;169(2):369–374.
- [4] Burton, T., Sharpe, D., Jenkins, N., Bossanyi, E.. *Wind energy handbook*. John Wiley & Sons; 2001.
- [5] Frisch, U.. *Turbulence: the legacy of AN Kolmogorov*. Cambridge University Press; 1995.
- [6] Pope, S.B.. *Turbulent flows*. Cambridge University Press; 2000.
- [7] Milan, P., Wächter, M., Peinke, J.. Turbulent character of wind energy. *Physical Review Letters* 2013;110(13):138701.
- [8] Schmitt, F.G.. Gusts in intermittent wind turbulence and the dynamics of their recurrent times. In: *Wind Energy, Proceedings of the Euromech Colloquium*, edited by J. Peinke, P. Schaumann and S. Barth. Springer; 2007, p. 73–79.
- [9] Schertzer, D., Lovejoy, S., Schmitt, F., Chigirinskaya, Y., Marsan, D.. Multifractal cascade dynamics and turbulent intermittency. *Fractals* 1997;5(03):427–471.
- [10] Calif, R., Schmitt, F.G.. Multiscaling and joint multiscaling description of the atmospheric wind speed and the aggregate power output from a wind farm. *Nonlinear Processes in Geophysics* 2014;21(2):379–392.
- [11] Schmitt, F.G., Huang, Y.. *Stochastic analysis of scaling time series : from turbulence theory to applications*. Cambridge University Press (In press); 2015.
- [12] Manwell, J.F., McGowan, J.G., Rogers, A.L.. *Wind energy explained: theory, design and application*. John Wiley & Sons; 2010.

Turbulence analysis and multiscale correlations between synchronized flow velocity and marine turbine power production

Olmo Durán Medina^a, François G. Schmitt^{a,*}, Rudy Calif^b, Grégory Germain^c, Benoît Gaurier^c

^a*Univ. Lille, CNRS, Univ. Littoral Cote d'Opale,
UMR 8187, LOG, Laboratoire d'Océanologie et de Géosciences,
F 62930 Wimereux, France*

^b*E.A. 4935, LARGE laboratoire en Géosciences et Énergies,
Université des Antilles,
Fouillole 97170 P-à-P, France*

^c*IFREMER, Marine Structures Laboratory,
150, quai Gambetta, BP 699,
F 62321 Boulogne-Sur-Mer, France.*

Abstract

The correlation between the flow turbulence and the performances of a marine current turbine is studied. First, the incoming flow encountered in the flume tank is characterized in the framework of fully developed turbulent cascades in the inertial range. The Reynolds number, the Kolmogorov dissipation scale and the integral scale, are estimated from flow measurements. The intermittency of the turbulence is characterized in the lognormal multifractal framework, and the influence of the turbulent flow on the turbine power is assessed.

The rotor speed control unit characteristics used for the turbine regulation induces non-negligible effects on the turbine behavior under fluctuations loads. Even if the power spectrum does not reveal any scale invariance, a multiscale analysis allows us to show the correlations between the turbulence time series and the power produced. The classical Mean Square Coherency function shows that for scales larger than 10 seconds, the upstream velocity and power have large correlations. In the framework of the Empirical Mode Decomposition method, such correlations are studied using the time-dependence intrinsic correlation analysis method. This method allows to zoom into time-frequency scales for which the flow perturbations induced some modifications in power production.

Keywords: Marine energy; turbulence; multifractal energy cascade; intermittency; turbine power production; high frequency data rate.

*Corresponding author. Email: francois.schmitt@cnrs.fr; Tel.: +33 321 992935; Fax: +33 321 992901.

1. Introduction

In an energy transition context, tidal energy is a potential energy source to partially complete the growing global demand [1]. However, the main problem with this kind of energy (like solar and wind energy) remains the variability of the electrical power produced at different scales, due to large speed variations. Such systems need large mean velocities; this corresponds to a large Reynolds number and large turbulence effect, with intermittent variations. The ambient turbulence intensity rate has in turn an effect on the behavior of the turbine [2, 3, 4].

In recent years, the effects of the turbulence intensity and the related length scales have been considered in studies of marine current turbine performances. For example, it has been recently shown that the increase of turbulence intensity reduces the power and thrust coefficients, and that the increase of the length scale (by adding static grids upstream the turbine) increases those coefficients [5]. In the numerical investigation domain, the influence of the turbulence intensity has been considered around a single marine current turbine and an underestimation of the velocity deficit in the numerical wake has been shown [6].

In this work, a model of a tidal three-bladed horizontal axis turbine (1:20 scale), is used in the IFREMER wave and current flume tank (Boulogne-sur-mer, France). In order to better understand the influence of turbulence on the turbine behaviour, the torque and the flow velocity have been recorded simultaneously in the flume tank, in two locations (upstream and downstream of the turbine). The power produced has been measured at moderate frequency and the flow velocity is measured using a Laser Doppler Velocimeter (LDV) with a high frequency sampling rate over a long period of time (three hours). The objective of this study is to perform statistical analysis of the flow time series, the torque measurements, and to study their coherency. The theoretical framework is the one of multifractal cascades and intermittency studies, a classical approach in fully developed turbulence [7]. In the following, the experimental devices and the databases are presented. Afterwards, the turbulence and the flow scaling properties are characterized. Finally, correlations are considered using nonlinear and non-stationary methods such as Empirical Mode Decomposition (EMD) and Time Dependent Intrinsic Correlation (TDIC).

2. Experimental Settings

In this section, the wave and current flume tank where the experimentation has been carried out is presented. The setup and the devices used during the experimental campaign in April 2014 are also presented.

2.1. Upstream flow dataset: configurations C_1 and C_2 .

The tests were run in the wave and current flume tank of IFREMER (French Research Institute for Exploitation of the Sea) in Boulogne-sur-mer (North of France). The experimental working section is 4 m wide by 2 m deep and 18 m length (Figure 1) [8]. Two pump-turbines generate a turbulent flow with a

speed range of 0.1 to 2.2 m/s where the boundary layer remains below 25 cm [9]. The upstream intensity rate can be regulated by the use of flow straighteners. Two configurations are considered in this work: configuration C_1 with flow straighteners for a low turbulence rate and C_2 without flow straighteners for a high turbulence rate. On both configurations, the upstream turbulence rate does not exceed 15%.

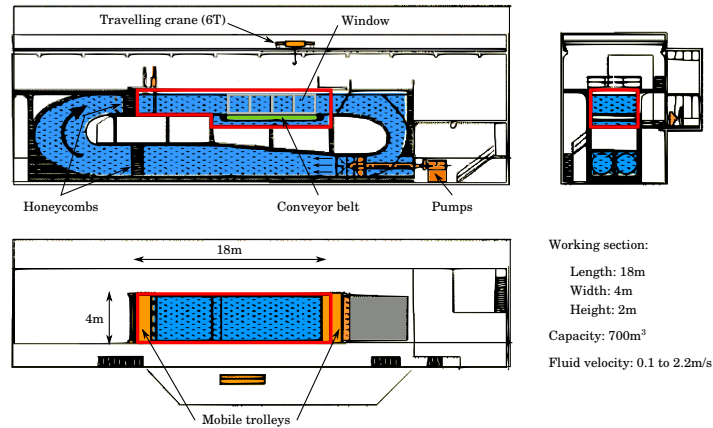


Figure 1: Presentation of the Ifremer flume tank. Two pump-turbines generate a turbulent flow with a speed range of 0.1 to 2.2 m/s. The natural upstream turbulence intensity rate remains below 15%, which can be reduced by the use of flow straighteners placed in front of the test section.

2.2. Upstream and downstream flow measurements.

The flow velocity is measured at a distance of four times the turbine diameter D as seen in Fig. 2. These measurements are acquired successively at two different locations, one upstream the marine current turbine (position M) and the second one downstream this model (position N). Furthermore, a second downstream measurement is performed at a distance $D/2$ in the y direction (position N' perpendicular to N).

The sensor device is a 2D Laser Doppler Velocimeter system (LDV) [2, 10] that acquires point velocity values (u, v) related to (x, y) with an irregular sampling rate, that goes up to 800 or 900 Hz. This irregular sampling rate is due to the LDV sensor technology. The intersection of two laser beams creates a measurement volume of 0.015 mm^3 . The velocity is estimated from the time of displacement of particles passing through this volume. These particles contained inside the flume tank, are silver-coated hollow glass spheres of diameter $10 \mu\text{m}$. Here, the mean speed is set at 0.8 m/s and the turbulence intensity rate I is calculated as follows:

65

$$I = 100 \frac{u'}{U_\infty} \quad (1)$$

where U_∞ is the mean upstream velocity and u' is the standard deviation of the upstream velocity component $u(t)$. In these conditions, the upstream turbulence intensity rate I_{up} for configurations C_1 and C_2 is:

70

- $I_{up}(C_1) \approx 4\%$
- $I_{up}(C_2) \approx 14\%$

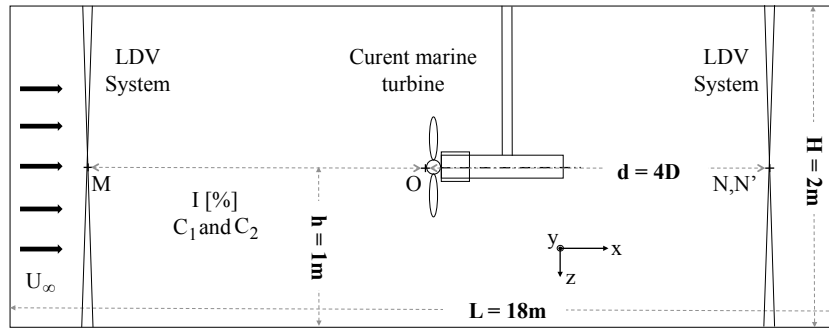


Figure 2: Experimental setup (side view): The LDV was situated upstream (M) and downstream (N,N') of a marine current turbine both at a distance of four times the diameter D. N' is situated perpendicularly to N, at a distance $y=0.5D$ from the rotor axis in the y axis.

2.3. Marine turbine model dataset.

The test were run using a tidal three-bladed horizontal axis turbine at a scale of 1:20. The marine turbine model has a diameter of 0.7 m, the rotor axis was installed in the center of the flume tank, in order to avoid or minimize edge effects. This turbine model has been used in a previous work [8]. The rotor is connected to a motor-gearbox assembly consisting of a gearbox, a DC motor, a ballast load and a motor speed control unit, providing an active rotor speed control with a response time below 0.1 s. The torque $\mathcal{M}_x$ is directly measured through a torque sensor between the rotor and the motor at 100 Hz acquisition frequency. The measured power is thus calculated as follows: $\mathcal{P} = \mathcal{M}_x \Omega_x$. A 30 second duration of turbulent upstream velocity and turbine power is shown as example in Figure 3. Both time series were normalized for a better comparison. One can observe a strong variability due to intermittency as discussed in section 4. We define the Tip Speed Ratio (TSR) as the ratio of the speed of the tip of the blade to the incident upstream flow velocity :

$$TSR = \frac{|\Omega_x| r}{U_\infty} \quad (2)$$

where Ω_x is the axial rotation speed, U_∞ is the mean upstream velocity and r is the rotor radius. The measurements are performed upstream at a distance of four times the diameter (point M in figure 2) for TSR=4 (which corresponds to the nominal operating point) and TSR=2.5, with a view to study the turbine model behavior for various functioning points.

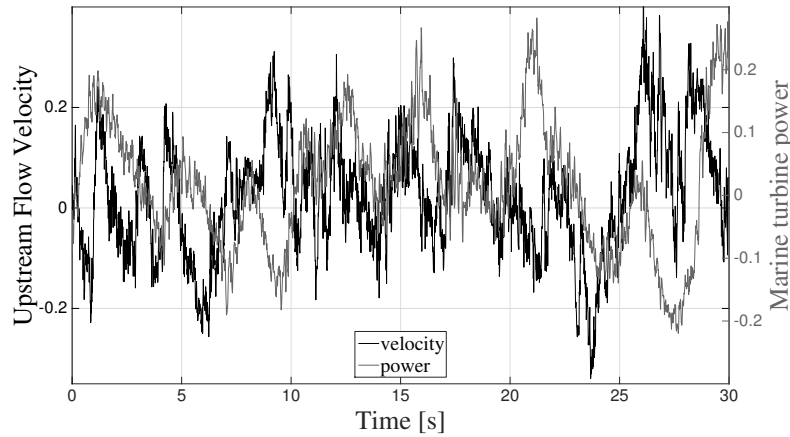


Figure 3: A sample of 30 second duration of normalized upstream turbulent velocity and turbine power, recorded simultaneously for $U_\infty=0.8$ m/s, configuration C_2 and TSR=4.

3. Characterization of the turbulent flow in the flume tank

In this section, we characterize the flow scaling properties using spectral analysis. These approaches were first discussed and presented in a previous proceeding [11].

3.1. Power spectra and estimation of the dissipation

The ratio of inertial to viscous forces represented by the Reynolds number demonstrates a fully developed turbulence since $Re > 10^5$ where the turbine diameter D is the characteristic linear dimension. In the framework of fully developed turbulence, the Richardson-Kolmogorov energy cascade is developed from large to small scales [7, 12, 13] as illustrated in figure 4. There is an inertial range from the energy-containing scales to the dissipative scales, over which the power spectrum of the velocity field is written in a scaling way with a 5/3 slope:

$$E(k) = C\epsilon^{2/3}k^{-\beta} \quad (3)$$

where $E(k)$ is the velocity power spectrum, C is a constant ($C \approx 1.5$), k is the wave number and $\beta = 5/3$. In turbulence, fixed position measurements recorded in time are classically related to spatial fluctuations through Taylor's

hypothesis, which is valid when the mean flow is large relative to fluctuations
 110 [12]. The wave number $k = \frac{2\pi}{l}$ may be related to a frequency f through the
 mean velocity U_∞ :

$$k = \frac{2\pi f}{U_\infty} \quad (4)$$

Hence, the velocity power spectra may be written with respect to frequency as:

$$E(f) = C' \epsilon^{2/3} f^{-5/3} \quad (5)$$

115 where $C' = C \left(\frac{U_\infty}{2\pi} \right)^{5/3}$.

This relation can be used to estimate the dissipation ϵ using C_0 the intercept
 such that $E(f) = C_0 f^{-5/3}$ in the inertial range [14, 15, 16]. The result estimate
 ϵ corresponds to the small-scale energy dissipation of turbulent kinetic energy
 into heat due to viscous effects:

$$120 \quad \epsilon = \left(\frac{C_0}{C} \right)^{\frac{3}{2}} \left(\frac{2\pi}{U_\infty} \right)^{\frac{5}{2}} \quad (6)$$

With such approach, the dissipation can be estimated even if the dissipation
 scale (also called Kolmogorov scale, see figure 4) is not resolved by the measure-
 ments. In section 3.2, we first proceed to a spectral analysis of the flow velocity
 data, the estimate of the intercept C_0 and the spectral slope β are based on a
 125 weighted least squares fit. The energy dissipation estimate ϵ obtained using this
 method is then introduced in section 3.3. In addition, an error estimate of ϵ
 (see appendix A1) has been considered from the standard error of the coefficient
 estimate C_0 .

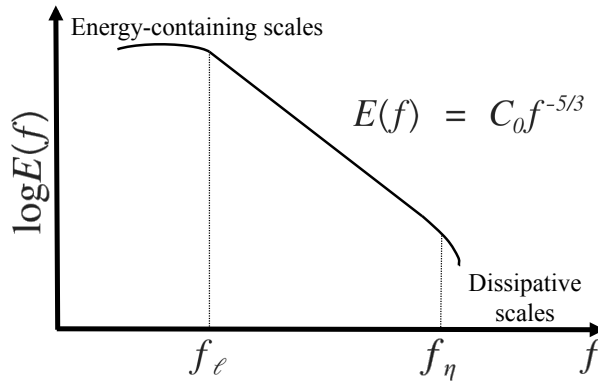


Figure 4: Richardson-Kolmogorov's energy cascade between integral scale frequency f_ℓ and a Kolmogorov's scale frequency f_η .

3.2. Spectral Analysis

130 The spectral analysis for LDV flow velocity measurements present some difficulties because the sampling rate is irregular. We remind that this is due to the estimation of the flow velocity measured through the LDV system measurements. This is not present in the torque data recorded regularly at 100 Hz. Since the classical Fast Fourier Transform (FFT) needs a regular time interval,
 135 an interpolation on LDV data is applied for obtaining regular time sampling. This interpolation allows to obtain the power spectrum and get the C_0 factor following the Kolmogorov's power law necessary for an estimation of the dissipation ϵ .

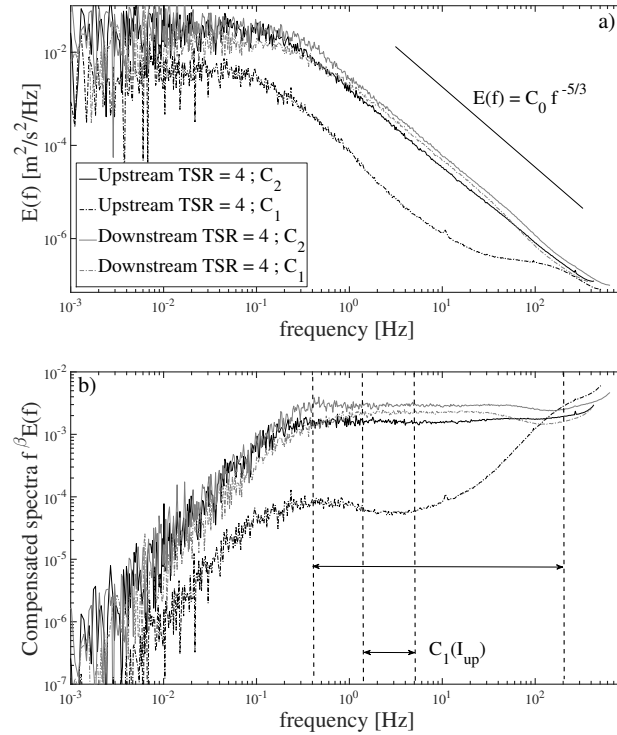


Figure 5: (a) Power spectral density for flow velocity measurements, in front and behind the marine current turbine for TSR=4. One can observe the $-5/3$ power law. (b) Compensated spectra $f^\beta E(f)$, in order to better visualize scaling ranges: one finds a scaling range for $f \in [0.4; 200]$ Hz with a scale ratio of 500 for all cases except the configuration $C_1(I_{up})$, where the scaling range is narrower $f \in [1.5; 5]$ Hz.

140 For the nominal operating point (TSR=4), the turbulent flow spectra for upstream and downstream cases, for configuration C_1 and C_2 are shown in figure 5a represented in a log-log plot; the inertial range is visible for each plot. Figure 5b represents compensated power spectra $f^\beta E(f)$, in order to emphasize

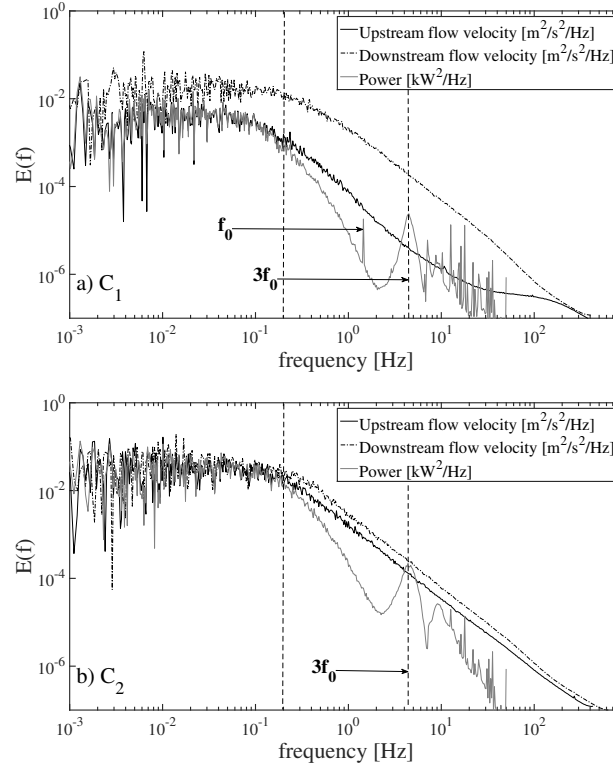


Figure 6: Power spectra of flow velocity superposed to power fluctuation spectra in (a) the C_1 configuration and in (b) the C_2 case. The curve for the power time series has not the same unit as the ones for the velocity; it is hence vertically shifted to be superposed to the velocity at low frequencies. The 5/3 scaling is not found for the spectra of the power generated. There are many pikes at high frequencies corresponding to excitation of discrete frequencies. The largest and wider pike corresponds to $3f_0$ where $f_0 = 1.4$ Hz is the rotating frequency. The factor 3 comes for the fact that there are 3 blades.

the scaling ranges (the scaling exponent β is available in appendix A1). For all cases, except the upstream one for $I_{up} = 3.98\%$, one finds a scaling range for frequencies $f \in [0.4; 200]$ Hz, corresponding to a scale ratio of 500, which is a rather large value. The upstream C_1 case shows a much narrower scaling range, from about 1.5 to 5 Hz. It is interesting to notice that for the configuration C_1 , the flow behind the turbine is more turbulent ($I_{down} = 33.27\%$) and one recovers a spectrum similar to the case $I_{up} = 14.04\%$. This is consistent with previous results [8]. Furthermore, the spectrum of the configuration C_2 is above the C_1 one which indicates more energy for the larger turbulence intensity. In the opposite, the downstream case (I_{down}) shows that there is slightly more energy in the configuration C_1 .

In figure 6 some of the previous flow velocity spectra are superposed to the marine turbine power spectra. The spectra for the power series have been vertically shifted to be superposed to the velocity one. This shows that at low frequencies, for large time scales, the power dynamics is similar to the flow velocity variations. At a frequency of 0.3 Hz (3 s), the two curves separate and between 0.3 and 12 Hz there is a strong decrease of the spectral energy of the power fluctuations. Thus, the Kolmogorov 5/3 power law given in equation (5) is not observed in the turbine power spectra. In previous works, it has been shown that the power production followed the 5/3 power law for wind turbines [17, 18, 19, 20]. It seems that in the present case, the effect of the turbulence was filtered by the speed control unit used to control the rotational speed of the marine turbine model.

We can observe in figure 6a), the marine turbine's rotational speed at a frequency spike $f_0 = 1.4$ Hz. This is only spotted for configuration C_1 , possibly because the turbine control speed may be less affected by the lowest turbulence intensity. The spectra for the power series on both turbulence intensity cases (C_1 and C_2) shows a second spike $3f_0$ which corresponds to the blade pass frequency. Such energy spikes (f_0 and $3f_0$) have been observed in the thrust force spectrum in the case of a shallow turbulent flow [21]. In this study, the turbulent flow spectrum follows the energy cascade and there exists a correlation between this energy cascade and the power spectra. An analogue dataset has been considered recently: there is a constant rotational speed, two synchronous measurements and a turbulent open channel [22]. Both spikes are visible for the power PDS and the flow spectrum follows a 5/3 power law in the lower frequencies. For the high frequencies, the marine turbine model seems, as in the present study, to lack a clear inertial range.

3.3. Flow scaling properties

From the value of ϵ (equation 6), the integral scale ℓ is calculated as follows [23]:

$$\ell \sim \frac{u'^3}{\epsilon} \quad (7)$$

where $u' = \sigma(u_\infty) = \sqrt{\langle u_\infty - U_\infty \rangle^2}$ is the standard deviation of the upstream turbulent velocity ($u_\infty(t)$ is the instantaneous value at position M and $U_\infty = \langle u_\infty(t) \rangle$ and $\langle \cdot \rangle$ denotes time average). An integral time scale $T = \ell/U_\infty$ is associated to ℓ .

The Taylor length scale is [23]:

$$\lambda = \sqrt{\frac{15\nu}{\epsilon}} u' \quad (8)$$

Kolmogorov's dissipation scale is the smallest scale of turbulence defined by :

$$\eta = \left(\frac{\nu^3}{\epsilon} \right)^{1/4} \quad (9)$$

where $\nu = 1.5 \cdot 10^{-6} \text{ m}^2/\text{s}$ is the kinematic viscosity of water at the fluid temperature ($\Theta = 15^\circ \text{ celsius}$). The Taylor-based Reynolds number scale writes:

$$Re_\lambda = \frac{u' \lambda}{\nu} \quad (10)$$

195 Taylor-based Reynolds number obtained here belongs to a range of values which is found in the coastal waters [24].

All these values are obtained from the spectral estimate of ϵ . Tables 1 and 2 show the main results for upstream and downstream time series. The Lagrangian integral length $\mathcal{L}$ [25, 26] estimated through the integral of the auto-correlation function (ACF) is shown in appendix B2. The correlation coefficient ACF is integrated for a time lag τ included between the limits of $\tau = 0$ and the value of τ where $ACF=0$. It is compared to the length scale estimated using spectral analysis. In most cases they are of the same magnitude.

205

i) Upstream flow properties.

As expected, the results shown here are similar for TSR=2.5 and 4. Indeed, the change of the operating point does not affect the flow velocity variations. For a low turbulence rate in configuration C_1 , ϵ is a hundred times lower than the value for C_2 . The magnitude of the ϵ value obtained here is similar to the one obtained in a previous work using PIV and LDV measurements [27]. The integral scale ℓ represents the largest eddy size inside the flume tank. This length is about 0.2 to 0.6 m with an intensity rate of 14.04% and 3.98% respectively. The Lagrangian integral length $\mathcal{L}$ shows a similar behavior as seen in appendix B2 (0.6 to 0.9 m for 14.04% and 3.98% respectively). Those structures contain the majority of the kinetic energy contained in the flow. The associated time scale T for the highest intensity rate is 0.3 and 0.8 second for the lowest one. We found that time scale T_{C_2} is less than T_{C_1} : the flow straighteners may destroy upstream turbulence eddies and produce this time scale effect. A recent work shows this relation between grid dimension and the turbulence intensity rate, that varies with the distance to the marine current turbine [5]. Kolmogorov's scale η is the scale at which the fluid is affected by viscosity: as expected, this scale decreases with an increase of the turbulence's intensity. The Kolmogorov's scale values are estimated between 0.14 to 0.45 mm, an order of magnitude usually found in the marine environment [24, 13]. The Re_λ which are found here can be reached using DNS studies [23], and correspond also to values found in the field.

220

225

ii) Downstream flow properties.

We consider here two downstream measurement points: one in the rotor axis ($y = 0$) and the second one at $y = 0.5D$ from this axis. The magnitude values are different from results obtained upstream since the mean velocity value U_∞ decreases behind the marine turbine model, as expected. The eddies composing the flow are indeed decomposed by the turbine blades in several eddies with lower size, hence the decrease of the integral scale ℓ . We observe that $\ell_{C_2} > \ell_{C_1}$ with 97 mm and 11 mm respectively and the time scale decreases as well: $T_{C_2} > T_{C_1}$.

235

Table 1: Turbulent flow characterization (upstream, $y=0$). The I_{up} values correspond to the value measured using upstream LDV measurements

Scaling flow properties								
	$U_\infty[m/s]$	$I_{up}[\%]$	TSR	$\epsilon[m^2s^{-3}]$	$\ell[m]$	$T[s]$	$\eta[mm]$	Re_λ
C_1	0.80	3.98	4	$5.01 \cdot 10^{-5}$	0.654	0.81	0.457	492
C_2	0.79	14.04	4	$5.68 \cdot 10^{-3}$	0.244	0.31	0.140	561
C_1	0.79	4.05	2.5	$5.19 \cdot 10^{-5}$	0.671	0.83	0.453	502
C_2	0.80	13.96	2.5	$5.74 \cdot 10^{-3}$	0.240	0.30	0.139	556

There is an inversion in the ratio of both integral scales compared with the upstream case. The Lagrangian length scales $\mathcal{L}$ are 0.45 to 0.18 m for C_2 and C_1 respectively, this may indicate an under estimation of the values ℓ for the downstream measurements. The Kolmogorov's scale is lower as well with $\eta_{C_2} > \eta_{C_1}$, η increase with the decrease of I_{down} . The Taylor-based Reynold's number are lower behind the marine turbine.

Table 2: Turbulent flow characterization (downstream, $TSR = 4$). Here I_{down} are measured using downstream measurements, explaining the values very different from upstream estimations.

Scaling flow properties								
	$U_\infty[m/s]$	$I_{down}[\%]$	y	$\epsilon[m^2s^{-3}]$	$\ell[m]$	$T[s]$	$\eta[mm]$	Re_λ
C_1	0.33	33.27	0	$99.7 \cdot 10^{-3}$	0.011	0.01	0.068	112
C_2	0.66	21.49	0	$26.4 \cdot 10^{-3}$	0.097	0.16	0.095	393
C_1	0.60	22.94	0.5D	$47.3 \cdot 10^{-3}$	0.050	0.08	0.082	279
C_2	0.71	20.09	0.5D	$17.9 \cdot 10^{-3}$	0.148	0.24	0.105	487

The flow scaling properties have been estimated from the mean value of the energy dissipation ϵ . The method presented here is based on a spectral analysis and particularly on the estimation of the intercept C_0 which depends on the inertial range. Since this range is spotted for high turbulence intensity for upstream and downstream case, this method can be used in a natural environment (for $I > 14\%$). Nevertheless, the lowest intensity rate presents a narrow scaling range where $\beta = 1.82 > 5/3$ (see table A1 in appendix); the estimate ϵ is consequently valid in a narrower range of frequencies. This can be explained by the non respect of isotropy hypothesis in which the ratio of the power density spectra does not respect the condition $E(v_\infty)/E(u_\infty) = 4/3$ [25] (see Fig. 7). Moreover, one can observe in appendix tables A1,B2 that despite the consideration of the standard error ($\epsilon+$, $\epsilon-$), the accuracy of the method is reliable since the results are defined within a narrow interval.

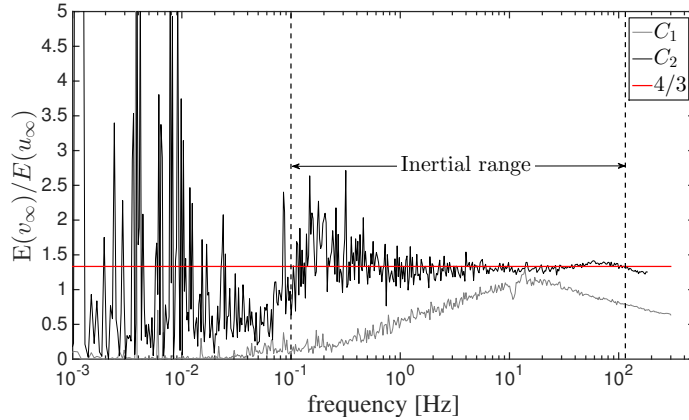


Figure 7: The isotropy hypothesis is valide if $E(v_\infty)/E(u_\infty) = 4/3$ in the inertial range which is not the case of the configuration C_1 (with flow straighteners). The u_∞ time series has been resampled to the v_∞ frequency rate.

255 4. Multiscaling comparison of the flow upstream and downstream

It is well known that fully developed turbulence is characterized not only by the $5/3$ power spectra in the inertial range, but also by intermittent fluctuations in this range [7, 13]. Here the word intermittency means that the dissipation possesses large fluctuations having power law correlations. This is usually studied using structure functions $\Delta V_\tau(t) = V(t + \tau) - V(t)$, and considering the scaling properties, in the inertial range, of their statistical moments of order $q > 0$ [7, 13]:

$$\langle |\Delta V_\tau|^q \rangle \sim \tau^{\zeta(q)} \quad (11)$$

where $\zeta(q)$ is the scaling exponent moment function. For the Brownian motion $\zeta(q) = q/2$, for fractional Brownian motion $\zeta(q) = qH$ is linear, for non-intermittent turbulence $\zeta(q) = q/3$: all these correspond to so-called monofractal processes, which are non intermittent. In case of intermittency, $\zeta(q)$ is non-linear and concave and this corresponds to so-called multifractal processes. The knowledge of this exponent provides information on the statistical fluctuations (and their probability density) over the whole inertial range [7, 13]. In this section we use this framework to compare the intermittency properties of the flow upstream and downstream the marine turbine.

Here, the intermittency is characterized by using a multiscale method called Empirical Mode Decomposition which has been shown in previous works to be efficient for retrieving the exponent $\zeta(q)$ [13, 28, 29].

4.1. Method : Empirical Mode Decomposition

The Empirical Mode Decomposition and Hilbert-Huang Transform belong to a same method that has been introduced in the end of the 1990s by Norden

280 Huang and co-workers [30]. The method decomposes nonlinear, non-stationary time series into a sum of different time series called modes, each one being narrow-banded and having a characteristic frequency [30]. The modes are called Intrinsic Mode Functions (IMFs) (see figure 8) and satisfy the following two conditions: (i) the difference between the number of local extrema and the number of zero-crossings must be zero or one; (ii) the running mean value of the envelope defined by the local maxima and the envelope defined by the local minima is close to zero.

285 Each IMF has a characteristic scale which is the mean distance between two successive maxima (or minima). After the decomposition, the Hilbert-Huang Transform is then applied to each mode time series separately. Here, all the details of the method are not provided and one can refer to the original reference for more information, or to reference [13] for an approach focusing on scaling properties. Let us only recall that for a mode function $C_i(t)$, its Hilbert transform is noted $\tilde{C}_i(t)$ and an analytical signal

$$z(t) = C_i(t) + j\tilde{C}_i(t) \quad (12)$$

295 is constructed (where $j^2 = -1$). Within such approach, z can also be written

$$z(t) = A(t)e^{j\varphi(t)} \quad (13)$$

where $A(t)$ is the local amplitude and $\varphi(t) = \arctan(\tilde{C}_i(t)/C_i(t))$ is the phase function of IMF modes. Hence, the local frequency is given by $\omega(t) = \frac{1}{2\pi}\varphi'(t)$. The combination of the Empirical Mode Decomposition method with the Hilbert Spectral Analysis (HSA) is then a time-amplitude-frequency method also known as Hilbert-Huang Transform (HHT). The Hilbert spectrum $H(\omega, t)$ represents the original signal at the local level. This can be used to define the joint probability density function (PDF) $p(\omega, A)$ of the frequency ω and amplitude A , which are extracted from all modes together. The Hilbert marginal spectrum is defined as a second moment of the amplitude:

$$h(\omega) = \int_0^\infty p(\omega, A) A^2 dA \quad (14)$$

This is applied to the velocity signal. The Hilbert spectrum is shown compared to the Fourier spectra. Also, the Fourier spectra of each mode taken separately are represented in figure 9.

310 Each mode is associated to dissipation, inertial range and integral scales (the first application of this method to turbulent data was published in Ref. [28]). Another application of this method is to get the intermittency properties as discussed in the next section.

315 4.2. Intermittency through the Arbitrary order Hilbert spectral analysis: methodology

The EMD method and the HHT method allow to analyze the turbulent flow fluctuations of the velocity field. This methodology can also be used in order to analyze the intermittency properties of such fluctuations.

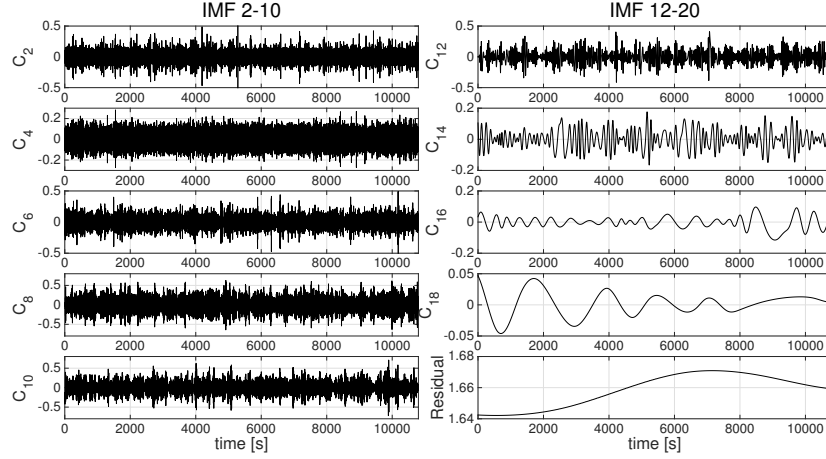


Figure 8: The empirical mode decomposition (EMD) algorithm applied to the turbine power time series, for configuration C_2 upstream flow velocity case, showing the even mode functions (IMF). The studied signal is the sum of the residual and all the modes.

Equation (14) corresponds to a second statistical moment. This relation can
 320 be generalized to arbitrary moments ($q > 0$) for the study of the fluctuations
 intermittency [13, 28, 29]:

$$L_q(\omega) = \int_0^\infty p(\omega, A) A^q dA \quad (15)$$

In the inertial range, the following scaling relation is found [13, 28]:

$$L_q(\omega) = \omega^{1-\zeta(q)} \quad (16)$$

325 This relation provides a way to estimate the scaling exponents. There are many
 models for intermittency fluctuations, leading to different analytical expressions
 for $\zeta(q)$ [13]. Here for simplicity, the generic lognormal case is chosen, which
 is often considered to provide a reasonable fit of $\zeta(q)$ in turbulence. It can be
 written as a quadratic function. Here, the Hurst index $H = \zeta(1)$ is used (this
 330 characterizes the non-conservation of the mean fluctuations) and the intermit-
 tency parameter $0 < \mu < 1$:

$$\zeta(q) = qH - \frac{\mu}{2} (q^2 - q) \quad (17)$$

where μ can be retrieved from the $\zeta(q)$ function by using $\mu = 2H - \zeta(2) =$
 $2\zeta(1) - \zeta(2)$. In this way the (H, μ) values in the frame of a lognormal model can
 335 be retrieved. The intermittency parameter μ defines physically the intermittent
 burst of the studied data. The larger value of μ indicates and characterizes the
 variability of the flow in the small scale dissipation.

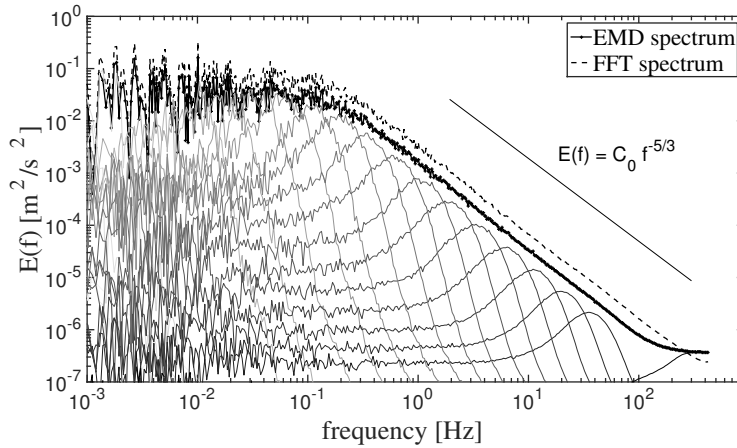


Figure 9: The IMF spectra for each characteristic frequency and the resulting Hilbert spectrum $H(\omega, t)$ (solid line). This method is compared with the classical Fourier analysis where a vertical shift is applied for better visualization purpose (dotted line). Both methods show the corresponding $-5/3$ power law over almost three decades.

Table 3: Intermittency parameters, upstream, $y = 0$

	TSR	$H = \zeta(1)$	$\zeta(2)$	μ
C_2	4	0.34 ± 0.02	0.66 ± 0.02	0.018
C_2	2.5	0.31 ± 0.01	0.61 ± 0.02	0.007

4.3. Application to the data: intermittency comparison upstream and downstream.

340 This approach can be used in the inertial range, showing scale invariance over a rather large range of frequencies. It cannot be applied to the power fluctuations since they do not display such range. It is not applied as well to the C_1 case with $I_{up} = 3.98\%$, which showed a too narrow inertial range. In the other cases, however, the inertial range was quite wide and the exponents are
 345 estimated over the same frequency range from 0.4 to 200 Hz.

The direct application of this methodology can be observed in figure 10. If $\zeta(q)$ is nonlinear and concave, the process is intermittent [7, 31] and the more it is concave, the more intermittent the time series is. The non-intermittent curve $q/3$ is represented for comparison. Figure 10 shows the intermittent moment function obtained in the frequency range from 0.4 to 200 Hz, using the
 350 EMD-HSA methodology. Several comparisons of intermittency properties are performed: TSR value for upstream case (figure 10a) and influence of position as well as influence of turbulence intensity in the downstream case (figure 10b). For the upstream case, the two curves are, as expected, quite close from each

Table 4: Intermittency parameters, downstream, TSR=4

	y axis	$H = \zeta(1)$	$\zeta(2)$	μ
C_1	0	0.29 ± 0.02	0.51 ± 0.03	0.059
C_2	0	0.33 ± 0.01	0.62 ± 0.02	0.037
C_1	$0.5 D$	0.35 ± 0.02	0.63 ± 0.03	0.077
C_2	$0.5 D$	0.34 ± 0.01	0.65 ± 0.01	0.032

other for TSR=2.5 and 4 (figure 10a). One should obtain the same curve, but the measurements are done during two different experiments and there are statistical variations, which may explain the slight difference observed. This is as well true for the magnitude values of the scaling flow parameters U , ϵ and ℓ as seen in table 1 and 2. There is globally more intermittency downstream, since the curves in figure 10b are more concave than in figure 10a. Such results may be explained by the fact that the passing flow creates more turbulence behind the marine turbine model in particular for C_1 in the rotor axis ($y = 0$).

The parameters H and μ in the lognormal model are estimated from these curves using the methodology presented in sections 4.2. The values obtained are given in tables 3 and 4. The values of H and μ from these tables are also represented in figure 11 in a $H - \mu$ plane. Several comments may be given from these tables and this figure:

- there is some variability for the upstream measurements (cases TSR=2.5 and 4), but globally, the value of H is between 0.31 and 0.34 and μ is small;
- downstream, the values of H are also close to $1/3$, but the values of μ are globally larger than for the upstream cases due to wake effect.
- for the larger turbulence intensity (C_2), the values of (H, μ) are very close in the wake axis ($y = 0$) and slightly outside ($y = 0.5D$), whereas for C_1 , the value of H seems to be quite different in both cases.

The previous intermittency analysis is an important complement to Fourier Analysis. Indeed, the characterization of the flow fluctuations due to turbulence is a preamble for the understanding of the marine current turbine power intermittency.

5. Multiscale correlations of flow velocity and output power production

In this section, the marine turbine performance inside the flume tank is studied taking into account the flow properties established in sections 3 and 4.

The application of correlation methods such as the Mean Square Coherency (MSC) and the Time-Dependent Intrinsic Correlation (TDIC) will allow to focus

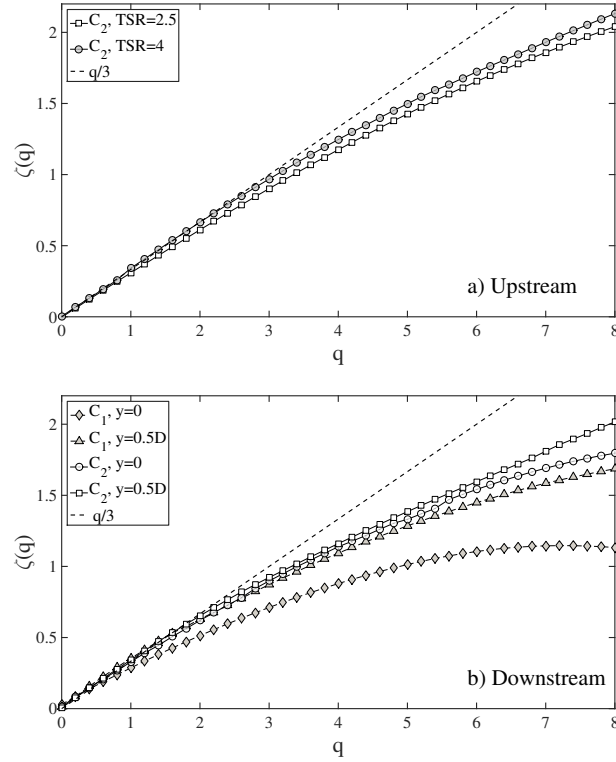


Figure 10: Representation of the function $\zeta(q)$ estimated over the frequency range from 0.4 to 200 Hz, using the EMD-HSA methodology. (a): upstream case, with a comparison between TSR=2.5 and 4; (b): downstream case, with a comparison between turbulence intensities (C_1 and C_2) and position (position N and N' in figure 2).

on the interactions linking the input (flow velocity) with the output (power) with the aim to better understand the marine turbine behavior. With these results, we will be able to explain the spectre differences encountered at high frequencies in figure 6.

390 5.1. Method : Mean Square Coherency

The cospectrum is the Fourier transform of the covariance function. The Mean Square Coherency spectrum calculated from the cospectrum returns real values between 0 and 1 to indicate how well two time series $x(t)$ and $y(t)$ match one with another. This function is defined as [32]:

$$395 \quad \gamma_{xy}^2 = \frac{|E_{xy}(f)|^2}{E_{xx}(f) E_{yy}(f)} \leq 1 \quad (18)$$

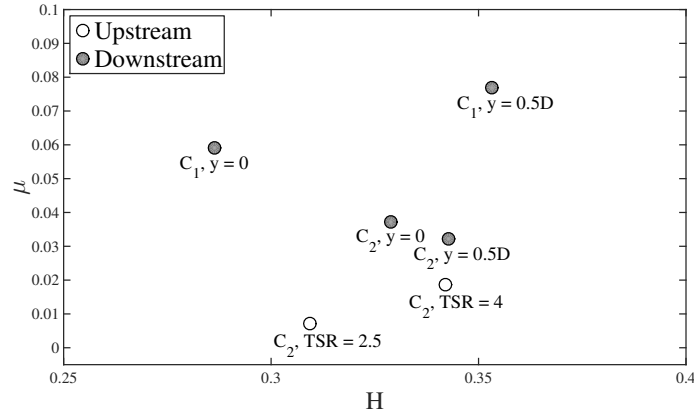


Figure 11: Value of the couples (H, μ) estimated for the different measurements.

where E_{xy} is the cross-power spectral density of $x(t)$ and $y(t)$. E_{xx} and E_{yy} are the related power spectral densities. It satisfies for all f , $0 \leq \gamma^2 \leq 1$. For an ideal linear system with a single input $x(t)$ and a single output $y(t)$, the coherence will be equal to one. If the MSC is equal to zero, it is an indication that $x(t)$ and $y(t)$ are unrelated.

One necessary condition to apply the MSC method is that the time series $x(t)$ and $y(t)$ must have the same sampling interval and length so, for this study, the flow velocity measurements are resampled to the same sampling frequency of the marine current turbine (100 Hz) before applying the cross-spectrum analysis.

Besides, the precision of this method needs to consider the time lag between the flow velocity measurement and the marine turbine power production. Indeed, the marine turbine model is situated at a distance of four times its diameter (see figure 2), hence a time lag between the first measurement of one flow particle and the impact of such particle on the marine turbine model must be considered.

In order to estimate this time lag, the classic cross correlation is used between both time series. If two time serie vectors are named $x(t)$ and $y(t)$, we define the cross-correlation as:

$$c(\tau) = \frac{\langle x(t) y(t + \tau) \rangle}{\sigma_x \sigma_y} \quad (19)$$

$$R = \max |c(\tau)| \quad (20)$$

where τ is the time lag. When the coefficient c reaches its maximum value (R), the related τ corresponds to the time in which the particle reaches the tidal turbine (see values in appendix B2). The same methodology is considered for the downstream case, where the correlation results in the downstream case are less accurate. Indeed, the measured flow particles may not correspond to the

one impacting the marine turbine model due to turbulence generated by the wake behind the model. Finally, both measurements were normalized. Here, the power measurements were normalized through the C_p coefficient defined as:

$$C_p = \frac{\mathcal{P}}{1/2\rho\pi r^2 U_\infty^3} \quad (21)$$

$$C_{p_n} = C_p - \langle C_p \rangle \quad (22)$$

The flow velocity is normalized as follows:

$$U_n = \frac{u(t) - \langle u \rangle}{\langle u \rangle} \quad (23)$$

The correlations are considered between U_n and C_{p_n} in the following sections.

5.2. Global correlations between upstream and downstream flow velocity and marine turbine power

The results of the MSC application are shown in figure 12. In both figures, the coherency is lower for the downstream cases ($\gamma_{xy}^2 < 0.4$) than for the upstream ones. For the upstream cases, the coherency γ_{xy}^2 may be divided into three zones for upstream cases: (1) the coherency reaches its maximum; (2) the coherency decreases ($f \in [5 \cdot 10^{-2}; 10^0]$) until reaching a value near 0 (zero correlation) in zone (3). One may provide the following comments:

- The maximum coherency spectra presents less fluctuations for C_1 than the C_2 configuration (on both TSR) in the lower frequencies;
- In both cases for C_1 configuration, the proportionality is close to 1, but for the TSR=4 (operating point) case, a larger (more than a decade) and more constant γ_{xy}^2 value is obtained;
- There are more fluctuations in zone (1) for TSR=2.5 showing an impact of the choice of the TSR in the coherency obtained between both time series at low frequencies;
- The transition to zone (2) is observed for $f > 10^{-1}$ Hz, hence 10 seconds for both TSR. The transition time scale varies from TSR=2.5 to TSR=4 with $t \approx 7s$ and $t \approx 20s$ ($f \approx 1.4 \cdot 10^{-1}$ Hz and $f \approx 5 \cdot 10^{-2}$ Hz respectively). A larger TSR seems to keep the proportionality longer.

The maximum proportionality is thus restricted to the largest time scales (lower frequencies), the decrease of coherency in the zone (2) shows that the considered time series are, in average, no longer related in short time scales.

However, a classical cross-correlation such as the MSC can be misleading since it does not reveal possible localized correlation events [33]. The Time-Dependent Intrinsic Correlation method presented in the next section will allow to get access to such local time correlation events.

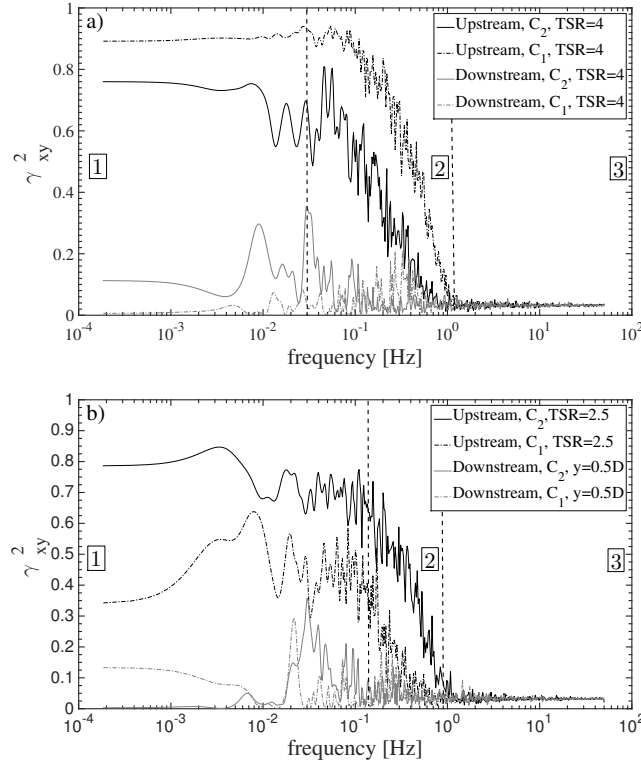


Figure 12: (a) Coherency spectrum between flow velocity and power. Upstream cases, TSR=4, $y = 0$: for large scales ($f < 10^{-1}$ Hz, time scale larger than 10 seconds), the proportionality is close to 1. Then it decreases to reach a minimum at 1 Hz, hence 1s. Downstream cases, TSR=4, $y = 0$: both time series are uncorrelated.

(b) Coherency spectrum between flow velocity and power. Upstream cases, TSR=2.5, $y = 0$: for large scales ($f < 3 \cdot 10^{-3}$ Hz, time scale larger than 5 minutes), the proportionality is under 0.6. Then it decreases to reach a minimum at 1 Hz, hence 1s. Downstream cases, TSR=4, $y = 0.5D$: both time series are uncorrelated.

5.3. Method: Time-Dependent Intrinsic Correlation

The Time-Dependent Intrinsic Correlation (TDIC) method belongs to the EMD framework. It has first been proposed in [33]. For recent examples of the application of this method see also [13, 34, 35]. After the decomposition of both time series into modes (IMFs) using EMD, the time dependent correlation between each pair can be computed. Let us consider the Intrinsic Mode Functions of two time series $S^1(t)$ and $S^2(t)$:

$$S^p(t) = \sum_{i=1}^{N-1} C_i^p(t) + r_n^p(t); \quad p = 1, 2 \quad (24)$$

where the $C_i^p(t)$ are i -th IMF of $S^p(t)$ and $r_n^p(t)$ are the residues. The instantaneous period of each IMF $C_i^p(t)$, is denoted T_i^p . At each time t_k , the size of the sliding window is given by

$$t_w = [t_k - t_d/2 : t_k + t_d/2] \quad (25)$$

Contrary to traditional sliding windows, t_w is adaptive, because it depends on $t_d = \max(T_i^1(t_k), T_i^2(t_k))$, the maximum instantaneous period for two IMFs, where T_i^1 and T_i^2 are the instantaneous periods ensuring that at least one cycle is included when computing the correlation. Having given the size of the sliding window, the TDIC of each pair of IMFs is defined at each time t_k as follows:

$$R_i(t_k|t_w) = \text{Corr}(C_i^1(t_w)C_i^2(t_w)) \quad \text{at any } t_k. \quad (26)$$

For the validation of this method, examples of analyses on synthetic data are presented in [33].

Each TDIC corresponds to a mean frequency $f_m(U_n)$ for the normalized flow velocity cross-correlated with the normalized power mean frequency $f_m(C_p)$, where $f_m(U_n)$ and $f_m(C_p)$ must be close. The accuracy of this method demands a non negligible time calculation for its adaptive window t_w . Here the focus is given on TDIC for modes having characteristic frequencies at specific values. The MSC method indicates in figure 12, a loss of correlation in the frequency range $f \in [10^{-2}; 10^0]$ Hz that corresponds to the frequency range in which the power density spectra of the flow velocity and the power production are not longer related (see figure 6).

Hence, the multiscale correlation is applied here in the range $t \in [1; 100]$ s ($f \in [10^{-2}; 10^0]$ Hz). Furthermore, the upstream time series are only considered since the MSC method have pointed out a lower coherency spectra for downstream data. The time lag τ presented in section 5.1 is as well considered (see appendix B2).

5.4. Application to data: Multiscale correlation applied on upstream time series

TDIC cross-correlation generates a graphic triangle for each pair of modes $f_m(U_n)$ and $f_m(C_p)$. Figures 13 and 14 display examples of such triangle: the vertical axis represents the sliding size window (in seconds) where correlations can be observed and the horizontal axis shows the time. The color bar indicates correlation, the red color indicates positive correlation ($R = 1$) meanwhile negatively correlated events ($R = -1$) are shown in blue. The white regions in the triangles represent zones where data do not pass a Student statistical test events [33, 34].

Among upstream data, the MSC method indicates the lower proportionality for the configuration C_1 with TSR=2.5. The focus is given in the transition between zone (1) and (2) as seen in figure 12. The TDIC method has been applied at a mean frequency around $1.3 \cdot 10^{-1}$ Hz, hence $\sim 7s$ (figure 13 on the top). On the one hand, there are local positive correlations represented with red color for $t_w < 15s$. Such correlations possess a duration of $t \approx 15$ s. On the other

hand, there is a blue predominant color showing a negatively correlated zone for $t_\omega < 15$ s and during a larger period $t \approx 20$ s. This time interval corresponds to the transition between energy-containing scales and the inertial scales as seen in figure 5. The turbine is no longer responsive to the flow velocity fluctuations: large velocities correspond to low values of the power produced.

A tip speed ratio at the nominal operating point (TSR=4) does not affect this pattern of positive and negative correlations for the configuration C_1 , the pattern is actually more visible. Indeed in figure 13 (bottom), the TDIC triangle shows the conservation of the larger uncorrelated zone which duration is $t \approx 30$ s for a sliding window t_ω under 25 s. The related mean frequency $f_m \approx 5 \cdot 10^{-2}$ Hz corresponds in figure 12, to a more abrupt decrease of proportionality where $\gamma_{xy}^2 \approx 1$. This suddenly decrease of coherency and the high uncorrelated area could be interpreted as a reflect of the performance of the turbine.

Furthermore, the exposed pattern is repeated with a higher turbulence intensity (configuration C_2). For TSR=4, the triangle at the mean frequency $f_m = 4 \cdot 10^{-2}$ Hz (figure 14, bottom) shows a large blue area that corresponds to the abrupt loss of coherency. The lower speed ratio triangle (TSR=2.5) for a mean frequency of $1.6 \cdot 10^{-1}$ Hz (figure 14, top) presents a slightly different behavior. There is not a particular colored area but an in phase and out-of-phase area for a sliding window t_ω under 15 seconds. This alternating behavior probably generates the green and yellow zones that show a low R_i value. Indeed, the top of the triangle $R_i \approx -0.2$ indicates a globally uncorrelated area, it corresponds to the maximum of the sliding windows t_ω .

The TDIC method can highlight rich dynamics in turbulence and the effects that such dynamics generates on a marine current turbine. Here, the focus is given on the loss of coherency defined in section 5.2 but TDIC method has been as well applied for multiple frequencies not shown in this work. Some patterns remain visible, for instance, the changing positively and negatively correlated zones ($f_m \approx 2.3 \cdot 10^{-1}$ Hz) where those areas are gradually decreasing and creating a large green area showing zero correlation. Nevertheless, other patterns are difficult to define by reason of the amount of characteristic frequencies resulted from EMD decomposition.

The TDIC method is a convenient tool for multiscale cross-correlation analysis using the time scale parameters obtained through the EMD method. The complete analysis of the turbine behavior needs nevertheless, non negligible calculation time and a way to measure the impact of local correlations on others mean frequencies for each mode. Here, the spotlight was given on the transition where the proportionality is lost on average, showing that the TDIC gives a new understanding of such correlation process with successive zones of correlated and anti-correlated periods. But the analysis of other frequencies could put some light on complex dynamics observed in the coherency fluctuations (γ^2). This multiscale analysis through TDIC have been done for every modes of power and turbulent flow measurement. The obtained information possesses rich information on the turbulence dynamics that may be further studied as a perspective work.

6. Conclusion

In this paper, turbulence analysis and multiscale correlation between the upstream and downstream flow velocity, and marine turbine power production, have been provided. Two synchronous measurements of flow velocity situated upstream and downstream of the marine current turbine model with a high sampling rate over a long period were first analyzed. The connections between the input turbulent flow and the marine current turbine power are complex, showing that the extraction of energy from a turbulent flow needs a better understanding of the non-linear and non-stationary process in a multiscale way. The well controlled laboratory conditions and a spectral analysis approach highlight the multiscale fluctuations and the interactions between the flow variations and the marine turbine power.

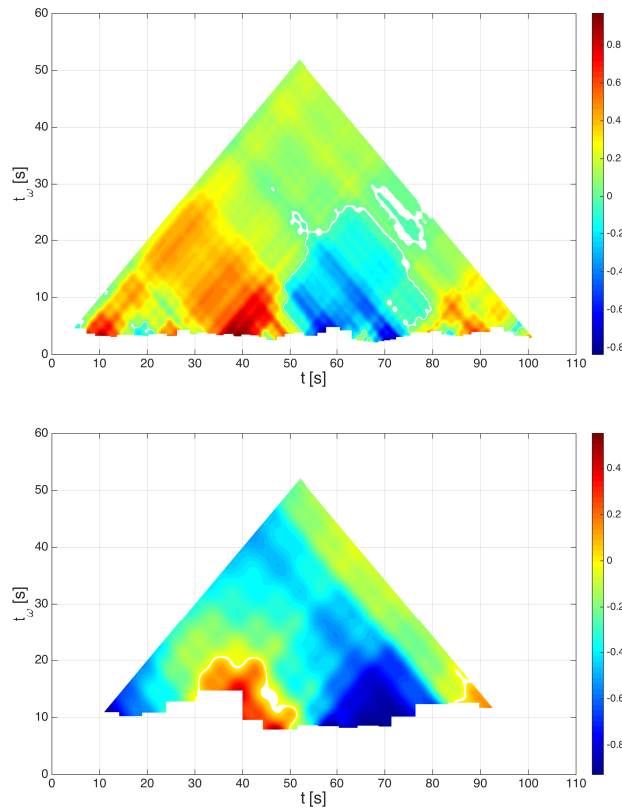


Figure 13: TDIC plots for C_1 configurations: (Top) $\text{TSR}=2.5$, $f_m(U_n) = 1.39 \cdot 10^{-1}$ Hz, $f_m(C_p) = 1.30 \cdot 10^{-1}$ Hz. (Bottom) $\text{TSR}=4$, $f_m(U_n) = 5.01 \cdot 10^{-2}$ Hz, $f_m(C_p) = 5.47 \cdot 10^{-2}$ Hz.

Through Fourier spectra, an estimation of ϵ was provided for each turbulence
 565 time series, upstream and downstream the model. Through this estimation, the
 turbulent flow properties were characterized and the length scales character-
 izing the structure of the turbulent flow have been established. This method
 however, have a few limitations. It can be applied only when the 5/3 power
 law is respected and so, due to the restricted frequencies range, the estimation
 570 is less accurate for the lower turbulent intensity rate C_1 . The narrow inertial
 range observed in this case could be explained by the non respect of the isotropy
 hypothesis where the ratio of the power density spectra $E(u_\infty)$ and $E(v_\infty)$ is
 less than 4/3. Indeed, the flow straighteners conserves the structures in the
 longitudinal direction x and reduce highly or destroy the transversal structures
 575 following y and z directions which causes anisotropy in the configuration C_1 .
 Besides, those scaling properties correspond to a global average estimate due

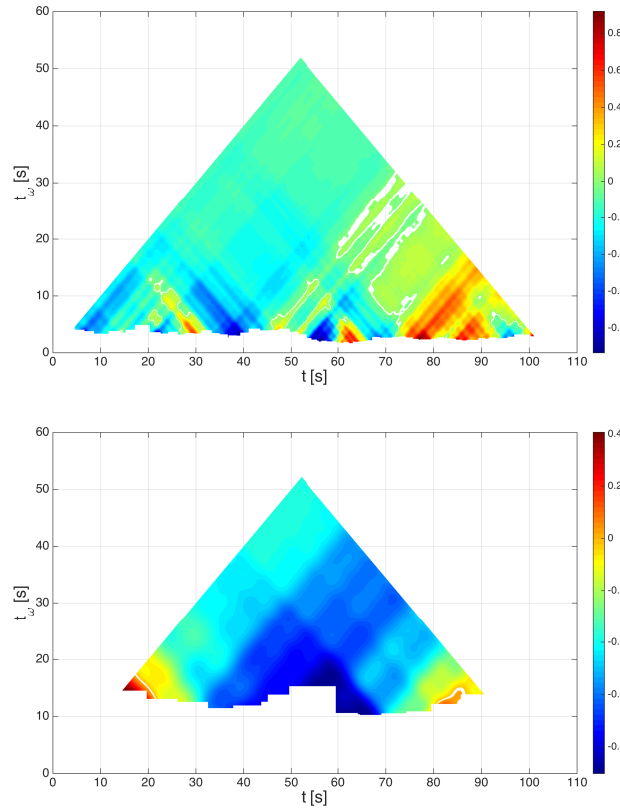


Figure 14: TDIC plots for C_2 configuration: (Top) $\text{TSR}=2.5$, $f_m(U_n) = 1.53 \cdot 10^{-1}$ Hz, $f_m(C_p) = 1.76 \cdot 10^{-1}$ Hz. (Bottom) $\text{TSR}=4$, $f_m(U_n) = 4.22 \cdot 10^{-2}$ Hz $f_m(C_p) = 4.56 \cdot 10^{-2}$ Hz.

to the isotropy hypothesis in Kolmogorov's framework and the estimation corresponds to a one point measurement. This estimation does not include the transverse velocity v_∞ since this velocity component ($\bar{v}_\infty \approx 10^{-3}$ m/s) could be negligible compared to the principal incident flow $\bar{u}_\infty \equiv U_\infty \approx 0.8$ m/s.

The study of the intermittency has been also realized on flow measurements in the inertial range. The scale invariance allows to estimate the $\zeta(q)$ function. This function, non-linear and concave, reveals the intermittency degree of the flow variations through the intermittency parameter μ . The wake of the marine turbine contains highest levels of intermittency as expected. Downstream flow measurements are indeed more concave and so more intermittent than the upstream ones. Nevertheless, there is some variability in these parameters for the upstream cases with different TSR coefficients due to the slightly different descriptive statistics on both experimental campaigns.

The flow properties parameters (ϵ, ℓ, η, T) together with the scaling parameters (H, μ) being established, the focus is given on the marine turbine behavior inside this turbulent flow. The spectral analysis shows two zones. For lower frequencies ($f < 2 \cdot 10^{-1}$ Hz), the simultaneous time series appear to be strongly related. On the other hand, for larger frequencies, the marine turbine power does not follow the power law found on the turbulent flow spectra and show non-responsive harmonics. The effects of the turbulence could be smoothed by the speed control unit which maintain a constant TSR on the marine turbine. This rotational speed control is less affected by the lowest turbulence intensity since the peak corresponding to the rotor frequency can be observed in the configuration C_1 .

A classic cross correlation like the MSC gives an information about the proportionality of two time series: $\gamma^2 = 1$ represents highly correlated and $\gamma^2 = 0$ high uncorrelated time series. Here, the frequency limit in which the marine turbine is not longer responsive to the turbulence effects is clearly observed. Three zones were delimited: the largest time scales showing the highest correlations, the loss of the coupling, being more progressive for TSR=4 than for TSR=2.5. For time scales around 1 second, both time series are strongly uncorrelated. This time scale could correspond to the rotor frequency $f_0 = 1.4$ Hz shown in figure 6, and it is possible that from this frequency, the turbine is no longer affected by the flow velocity fluctuations. Such frequency is lower for TSR = 4 than 2.5: hence, the operating point maintains the proportionality in larger time scales.

The analysis of the multiscale correlations has been completed using the empirical mode decomposition method combined with Hilbert Huang transform. The EMD decomposition is less influenced by deterministic forcing than other scaling methods. Through EMD decomposition and the TDIC method, correlation variations were observed and quantified. TDIC analysis may put some light on complex dynamics more precisely than the classical correlation analysis. The loss of correlation may be produced by the existence of local successive sequences of positively and negatively correlations. For example, sequences of low power produced associated to large velocities. The presence of such sequences, could produce the zero global correlations observed for larger mean frequen-

cies f_m . TDIC method could also give to the turbine designers, time-frequency information and detailed multiscale turbine performances behavior.

625 The performance of the correlation methods can be increased with a complet analysis of the time correlation which implementation remains difficult due to technical limitations. Indeed, the response time of the marine current turbine should be correlated to the integration of the forces over the blades section $S = \pi (D/2)^2$ and applied on the rotor axis. Furthermore, the focus was given on the
630 main flow component u despite the three dimensional flow velocity components (u , v and w) since the LDV sensor is limited by 2 simultaneous measurements at once. The simplification presented here have nevertheless, allowed to spot the loss of proportionality to a time of around 10 s where the turbine speed control unit is able to regulate variations below 0.1 s.

635 In future works, a focus will be given on downstream measurements with equivalent experimental setup, to be analyzed with the same methods. This data will provide information about the wake characteristics of marine turbines current. The structure and origin of local correlation-decorrelation events will be considered further.

640 Acknowledgments

We would like to thank Jean Valery and Thomas Bacchetti for their technical help during the experimental campaign. We would like to thank as well Yongxiang Huang for discussions on the HSA and TDIC methods and for providing the codes.

645 **Appendix A. Standard error of the energy dissipation ($\epsilon+$, $\epsilon-$)**

Table A1: The spectral analysis of the flow velocity $I_{up}(C_1, C_2)$ and $I_{down}(C_1, C_2)$ is considered to estimate the parameters C_0 and β (the y-intercept and spectral slope respectively). From the standard error of the coefficient C_0 , the small-scale dissipation ϵ is narrow between the range $\epsilon+$ and $\epsilon-$.

<i>Conf.</i>	TSR	<i>y</i>	C_0	β	ϵ	$\epsilon+$	$\epsilon-$
$I_{up}(C_1)$	4	0	$6.6 \cdot 10^{-5}$	1.82	$5.01 \cdot 10^{-5}$	$5.13 \cdot 10^{-5}$	$4.91 \cdot 10^{-5}$
$I_{up}(C_2)$	4	0	$1.52 \cdot 10^{-3}$	1.62	$5.68 \cdot 10^{-3}$	$5.76 \cdot 10^{-3}$	$5.61 \cdot 10^{-3}$
$I_{up}(C_1)$	2.5	0	$6.83 \cdot 10^{-5}$	1.82	$5.19 \cdot 10^{-5}$	$5.32 \cdot 10^{-5}$	$5.08 \cdot 10^{-5}$
$I_{up}(C_2)$	2.5	0	$15.4 \cdot 10^{-3}$	1.62	$5.74 \cdot 10^{-3}$	$5.80 \cdot 10^{-3}$	$5.68 \cdot 10^{-3}$
$I_{down}(C_1)$	4	0	$2.11 \cdot 10^{-3}$	1.66	$99.7 \cdot 10^{-3}$	$1.02 \cdot 10^{-1}$	$9.80 \cdot 10^{-2}$
$I_{down}(C_2)$	4	0	$2.94 \cdot 10^{-3}$	1.67	$26.4 \cdot 10^{-3}$	$2.66 \cdot 10^{-2}$	$2.62 \cdot 10^{-2}$
$I_{down}(C_1)$	4	0.5D	$3.73 \cdot 10^{-3}$	1.69	$47.3 \cdot 10^{-3}$	$4.76 \cdot 10^{-2}$	$4.71 \cdot 10^{-2}$
$I_{down}(C_2)$	4	0.5D	$2.59 \cdot 10^{-3}$	1.66	$17.9 \cdot 10^{-3}$	$1.81 \cdot 10^{-2}$	$1.78 \cdot 10^{-2}$

Appendix B. Standard error of the Kolmogorov microscales of lenght.

When the coefficient R reaches its maximum value, the related τ corresponds to the time in which the particle reaches the tidal turbine (see values in appendix B2).

Table B2: The values $\epsilon+$ and $\epsilon-$ allow to calculated an error estimate of the inertial length scale ($\ell-, \ell+$) and an error estimate of the Kolmogorov scale ($\eta-, \eta+$). The integral length scale estimated from the autocorrelation method $\mathcal{L}$ is indicated as a comparative parameter which magnitude is similar to ℓ . The time scale τ correspond to the time in which a flow particle reaches the tidal turbine when the cross-correlation reaches its maximum value. This time lag τ has been taken in account for the increase of the cross-correlation accuracy.

<i>Conf.</i>	$I[\%]$	$\tau[s]$	$\mathcal{L}[m]$	$\ell+[m]$	$\ell-[m]$	$\eta+[mm]$	$\eta-[mm]$
$I_{up}(C_1)$	3.98	3.77	0.918	0.640	0.668	0.455	0.460
$I_{up}(C_2)$	14.04	3.58	0.604	0.241	0.248	0.140	0.141
$I_{up}(C_1)$	4.05	4.03	0.882	0.656	0.687	0.451	0.456
$I_{up}(C_2)$	13.96	4.08	0.538	0.238	0.243	0.139	0.140
$I_{down}(C_1)$	33.27	6.36	0.179	0.010	0.11	0.0682	0.0688
$I_{down}(C_2)$	21.49	4.01	0.448	0.097	0.098	0.0953	0.0957
$I_{down}(C_1)$	22.94	3.07	0.193	0.05	0.051	0.0824	0.0827
$I_{down}(C_2)$	20.09	3.48	0.406	0.148	0.15	0.105	0.105

References

- [1] A. S. Bahaj and L. Myers. Analytical estimates of the energy yield potential from the alderney race (channel islands) using marine current energy converters. *Renewable Energy*, 29(12):1931–1945, 2004.
- [2] F. Maganga, G. Germain, J. King, G. Pinon, and E. Rivoalen. Experimental characterisation of flow effects on marine current turbine behaviour and on its wake properties. *IET Renewable Power Generation*, 4(6):498–509, 2010.
- [3] I. A. Milne, R. N. Sharma, R.G.J. Flay, and S. Bickerton. Characteristics of the turbulence in the flow at a tidal stream power site. *Philosophical Transactions of the Royal Society A*, 371(1985):20120196, 2013.
- [4] P. Mycek, B. Gaurier, G. Germain, G. Pinon, and E. Rivoalen. Numerical and experimental study of the interaction between two marine current turbines. *International Journal of Marine Energy*, 1:70–83, 2013.
- [5] T. Blackmore, B. Gaurier, L. Myers, G. Germain, and A. Bahaj. The effect of freestream turbulence on tidal turbines. In *Proceedings of the 11th European Wave and Tidal Energy Conference (EWTEC)*, 2015.
- [6] C. Carlier, G. Pinon, B. Gaurier, G. Germain, and Rivoalen E. A synthetic-eddy-method to represent the ambient turbulence in numerical simulation of marine current turbine. In *Proceedings of the 11th European Wave and Tidal Energy Conference (EWTEC)*, 2015.
- [7] U. Frisch. *The legacy of A.N. Kolmogorov*. Cambridge University Press, 1995.
- [8] P. Mycek, B. Gaurier, G. Germain, G. Pinon, and E. Rivoalen. Experimental study of the turbulence intensity effects on marine current turbines behaviour. part 1: One single turbine. *Renewable Energy*, 66:729–746, 2014.
- [9] Benoît Gaurier, Grégory Germain, Youen Kervella, Julia Davourie, Florence Cayocca, and Patrick Lesueur. Experimental and numerical characterization of an oyster farm impact on the flow. *European Journal of Mechanics-B/Fluids*, 30(5):513–525, 2011.
- [10] B. Gaurier, G. Germain, J. V. Facq, C. M. Johnstone, A. D. Grant, A. H. Day, E. Nixon, F. Di Felice, and M. Costanzo. Tidal energy "round robin" tests comparisons between towing tank and circulating tank results. *International Journal of Marine Energy*, 12:87–109, 2015.
- [11] O. Duran Medina, F. G. Schmitt, G. Germain, and B. Gaurier. Correlation between synchronized power and flow measurements, a way to characterize turbulence effects on a marine current turbine. In *Proceedings of the 11th European Wave and Tidal Energy Conference (EWTEC)*, 2015.

- [12] A. S. Monin and A. M. Yaglom. *Statistical fluid dynamics, Vol. I and II*. MIT Press, 1971.
- 690 [13] F. G. Schmitt and Y. Huang. *Stochastic analysis of scaling time series: from turbulence theory to applications*. Cambridge University Press, 2016.
- [14] R. C. Lien and E. A. D’Asaro. Measurement of turbulent kinetic energy dissipation rate with a lagrangian float. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 23(7):964–976, 2006.
- 695 [15] J. Thomson, B. Polagye, V. Durgesh, and M. C. Richmond. Measurements of turbulence at two tidal energy sites in puget sound, wa. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 37(3):363–374, 2012.
- [16] P. R. Renosh, F. G. Schmitt, H. Loisel, A. Sentchev, and X. Mériaux. High frequency variability of particle size distribution and its dependency on turbulence over the sea bottom during re-suspension processes. *Continental Shelf Research*, 77:51–60, 2014.
- 700 [17] J. Apt. The spectrum of power from wind turbines. *Journal of Power Sources*, 169(2):369–374, 2007.
- [18] R. Calif, F. G. Schmitt, and Y. Huang. Multifractal description of wind power fluctuations using arbitrary order hilbert spectral analysis. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 392(18):4106–4120, 2013.
- 705 [19] P. Milan, M. Wächter, and J. Peinke. Turbulent character of wind energy. *Physical Review Letters*, 110(13):138701, 2013.
- [20] O. Duran Medina, F. G. Schmitt, and R. Calif. Multiscale analysis of wind velocity, power output and rotation of a windmill. *Energy Procedia*, 76:193–199, 2015.
- 710 [21] E. Fernandez-Rodriguez, T. J. Stallard, and P. K. Stansby. Experimental study of extreme thrust on a tidal stream rotor due to turbulent flow and with opposing waves. *Journal of Fluids and Structures*, 51:354–361, 2014.
- 715 [22] L. P. Chamorro, C. Hill, S. Morton, C. Ellis, R.E.A. Arndt, and F. Sotiropoulos. On the interaction between a turbulent open channel flow and an axial-flow turbine. *Journal of Fluid Mechanics*, 716:658–670, 2013.
- [23] S. B. Pope. *Turbulent flows*. Cambridge University Press, 2000.
- 720 [24] L. Luznik, W. Zhu, R. Gurka, J. Katz, W.A.M. Nimmo Smith, and T. R. Osborn. Distribution of energy spectra, reynolds stresses, turbulence production, and dissipation in a tidally driven bottom boundary layer. *Journal of Physical Oceanography*, 37(6):1527–1550, 2007.
- [25] H. Tennekes and J. L. Lumley. *A First Course in Turbulence*. The MIT Press, 1972.

- 725 [26] Tom Blackmore, Luke E Myers, and AbuBakr S Bahaj. Effects of turbulence on tidal turbines: Implications to performance, blade loads, and condition monitoring. *International Journal of Marine Energy*, 14:1–26, 2016.
- [27] A. Al-Homoud and M. Hondzo. Energy dissipation estimates in oscillating grid setup: LDV and PIV measurements. *Environmental Fluid Mechanics*, 7(2):143–158, 2007.
- 730 [28] Y. Huang, F. G. Schmitt, Z. M. Lu, and Y. Liu. An amplitude-frequency study of turbulent scaling intermittency using empirical mode decomposition and Hilbert spectral analysis. *EPL (Europhysics Letters)*, 84(4):40010, 2008.
- 735 [29] Y. Huang, F. G. Schmitt, Z. M. Lu, P. Fougairolles, Y. Gagne, and Y. L. Liu. Second-order structure function in fully developed turbulence. *Physical Review E*, 82(2):026319, 2010.
- [30] N. E. Huang, Z. Shen, and S. R. Long. A new view of nonlinear water waves: The Hilbert spectrum. *Annual Review of Fluid Mechanics*, 31(1):417–457, 1999.
- 740 [31] D. Schertzer, S. Lovejoy, F. G. Schmitt, Y. Chigirinskaya, and D. Marsan. Multifractal cascade dynamics and turbulent intermittency. *Fractals*, 5(3):427–471, 1997.
- 745 [32] J. S. Bendat and A. G. Piersol. *Random data: analysis and measurement procedures*, volume 729. John Wiley & Sons, 2011.
- [33] X. Chen, Z. Wu, and N. E. Huang. The time-dependent intrinsic correlation based on the empirical mode decomposition. *Advances in Adaptive Data Analysis*, 2(2):233–265, 2010.
- 750 [34] Y. Huang and F. G. Schmitt. Time dependent intrinsic correlation analysis of temperature and dissolved oxygen time series using empirical mode decomposition. *Journal of Marine Systems*, 130:90–100, 2014.
- 755 [35] J. Derot, F. G. Schmitt, V. Gentilhomme, and P. Morin. Correlation between long-term marine temperature time series from the eastern and western english channel: Scaling analysis using empirical mode decomposition. *Comptes Rendus Geosciences*, 2016.

Hurst exponent, multifractal spectrum and extreme events versus the installed capacity of wind farms

Rudy Calif^{1,2*}, François G. Schmitt², Yongxiang Huang³ and Olmo Durán Medina²

¹*EA 4539, LARGE laboratoire en Géosciences et Énergies, Université des Antilles et de la Guyane 97170 P-à-P, France*

²*CNRS, UMR 8187 LOG Laboratoire d'Océanologie et de Géosciences, Université de Lille 1, 28 avenue Foch, 62930 France*

³*Shanghai Key Laboratory of Mechanics in Energy and Environment Engineering, Shanghai Institute of Applied Mathematics and Mechanics, Shanghai University, Shanghai 200072, China*

**Corresponding author.*

Email: rcalif@univ-ag.fr; Phone: +590590483112; Fax: +590590483105

Abstract

The use of wind energy is constant by increasing. A good knowledge of its dynamics is crucial to manage the integration of this energy on the electrical network. In this study, the nonlinear and non stationary features of power output delivered by a single turbine and five wind farms, are investigated using a recent multifractal analysis technique called arbitrary order Hilbert spectral analysis.

Firstly, we show that the power output is a complex process with long-range dependence, intermittent and multifractal properties observed over a broad range of time scales. We highlight dependences of the Hurst exponent H and of the multifractality strength $\Delta\alpha$ with the installed capacity of wind farms.

Secondly, we show that the statistics of extreme events for power output data can be fitted by a Generalized Pareto distribution characterized by a tail exponent ϵ . A dependence between the tail exponent ϵ and the installed capacity of wind farms, is also observed. Our findings allow a full characterization of the quality of power output delivered by a wind farm.

Keywords: Empirical Mode Decomposition (EMD), Extreme events, Intermittency, Long-range dependence, Generalized Pareto Distribution,

Preprint submitted to Applied Energy

April 12, 2016

Wind energy

Nomenclature

f frequency in the Fourier space

F cumulative distribution

h Hilbert spectrum

H Hurst parameter

L_q marginal Hilbert spectrum

m mode index

M_s Multifractal spectrum

q order of moment

t_{ad} adimensioned mean time period

$\tilde{t}_m$ mean time period

T time scale

α singularity exponent

β_f spectral exponent in the Fourier space

β_h spectral exponent in the Hilbert space

$\Delta\alpha$ strength of multifractality

ϵ tail exponent of Generalized Pareto Distribution

Δp time increments of wind power output

ω frequency in the Hilbert space

μ intermittency parameter

τ time lag

ξ scaling exponents function in the Hilbert space

ζ scaling exponents function

1. Introduction

Throughout the last two decades, wind energy has become a common component for electricity generation in many energy systems [1]. Wind energy is currently the world's fastest growing renewable power source: the global growth have reached 6% in 2012 compared to 2011, with a installed capacity around 40.5 GW [2]. 84.17% of the global wind power generation is produced by China, USA, Germany, Spain, India, Italy, United Kingdom, Canada, Portugal and France [2]. In Europe, the wind energy installed capacity has grown of 12,102 MW to 117,289 GWh between 2012 and end 2013 [3]. Wind energy with 60TWh, already represents 2.3 % of European electrical energy consumption. The technological evolution of wind energy conversion systems has been fast. Today, conventional wind turbines power often exceeds 2 MW, almost ten times the rated power of typical wind turbines fifteen years ago [4].

Wind energy is often qualified as an intermittent energy source [2], because of its high variability at all spatial and temporal scales. Moreover, wind energy is not the only electrical network component that varies with meteorological conditions: the electrical demand is also dependent on the weather; a heat wave may induce consumption peak, a thermal power plant may be affected by a thunderstorm, tree falls on power lines can cause sudden interruptions of supply. Network operators have long experience in dealing with variability within the power system; they have, routinely, to cope with changeable demand and unanticipated transmission and power generation breakdown. Efficient forecasting and dynamical simulation schemes based on a better knowledge of the wind power output characteristic variations is of key importance for the optimal integration of wind energy in the global electrical network. Indeed, wind power output rest a major challenge for the integration of electric power from wind farms into electrical power grids [61]. A better understanding of the dynamic of these fluctuations is particularly important for also a sharp design of backup power systems [31, 61].

Traditionally in the wind energy community, the variability and the intermittency of the wind power output is characterized through second order statistical moment such as the standard deviation or the power spectral density [27, 28, 29, 30, 31, 32, 33]. These estimators describe the medium level of fluctuations in a process. Multifractal analysis is a framework allowing a full description of fluctuations of a process, at all scales and at all intensity levels.

Multifractal analysis has been largely used with success to highlight intermittent and multifractal properties in several disciplinary fields such as turbulence [5, 6, 7, 8, 9, 10, 11], finance [12, 13, 14], physiology [15], rainfall [16, 17, 18], geophysical fields [19, 20, 21, 22], solar energy [23, 24].

Very recently, works have highlighting nonlinear features of wind power output for one wind farm [25] and one single turbine [26], in the fully developed turbulence framework. In this study, we investigate the nonlinear features of power output delivered by several wind farms and a one single wind turbine, using empirical mode decomposition combined with Hilbert spectral analysis. Consequently, the concept of intermittency is analyzed and characterized through the framework of fully developed turbulence. We investigate an eventual influence of certain conditions (site topology, disposition of wind turbines in a wind farm and the conditions of the input wind) on β the exponent spectral of the power spectral density of wind power output; the results will be compared to those obtained in the numerical study published in [61]; the results obtained have allowed us an hypothesis on the spectral behavior of the wake flow behind a wind turbine. We also propose a lognormal model for the $\zeta(q)$ scaling function and a statistical modeling of wind power extreme events by a Generalized Pareto function. Furthermore, for the first time, we investigate a possible dependence of the Hurst parameter H , the intermittency parameter μ and the extreme wind power output events with the installed capacity of considered wind farms.

The structure of this paper is as follows. Section 2 describes the data sets studied. Section 3 gives a brief description of intermittency and multifractals concepts. Section 4 includes the multifractal analysis technique used and the corresponding results. Section 5 is devoted to the statistics of extreme events of wind power output.

2. Description of wind energy datasets

In this study, we consider time series of power output measurements delivered by five wind farms and a single turbine. The wind farms are located in the Guadeloupean Archipelago (French West Indies) situated at $16^{\circ}15'N$ latitude and $60^{\circ}30'W$ longitude, in the eastern of the Caribbean sea. These wind farms are made up of 60 kW and 275 kW wind turbines provided by the Vergnet Caraïbes Company and are designed to resist wind speed intensity of more than 200 km/h. The turbines are mounted on 60 m masts

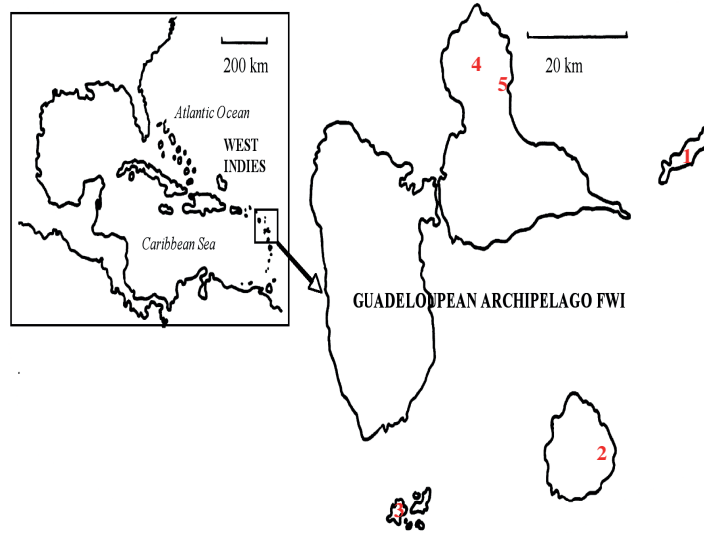


Figure 1: A map showing the location of wind farms labelled $n^{\circ}1$, 2, 3, 4 and 5 in the Guadeloupean archipelago.

that can be lowered, in case of a major hurricane with an attached motorized hosting gear. The power output measurements delivered by the wind farms labelled $n^{\circ}1$, 2, 3 and 4 in the map, are collected continuously with a sampling rate $T_s = 5$ minutes over more than one year: this corresponds to 125,942 data points. These power output data are collected and provided by the French operator of electricity grid Electricité de France (EDF). The power output measurements delivered by the wind farm labelled $n^{\circ}5$ in the map, are collected continuously with a sampling rate $T_s = 1$ second during approximately four months: this corresponds to 6,529,000 data points. The power output measurements from the single turbine are collected continuously with a sampling rate $T_s = 1$ second during more than six months: this corresponds to 12,257,600 data points. This wind turbine is located at Risø Campus, Roskilde, Denmark and is a three-bladed stall regulated Nordtank, NTK 500/41 wind turbine. In table 1, we summarize the features of power output measurements, we give the features of implementation sites of the considered wind farms and the single wind turbine.

Table 1: Description of characteristics (sampling frequency, number of continuously data points, implementation site, installed capacity) for each dataset.

Dataset	Sampling frequency (Hz)	Number of data points	implementation site	Installed capacity
Wind farm°1	3.3×10^{-3}	125, 942	plateau	2.6 MW
Wind farm°2	3.3×10^{-3}	125, 942	plain	2.9 MW
Wind farm°3	3.3×10^{-3}	125, 942	plateau	1.9 MW
Wind farm°4	3.3×10^{-3}	125, 942	plain	3 MW
Wind farm°5	1	6, 529, 000	cliff	10 MW
Single wind turbine	1	12, 257, 600	plain	500 kW

Figure 2 gives an example of power output sequence (p) (a) and the corresponding absolute time increments $|\Delta p| = |p(t + \tau) - p(t)|$ with $\tau = 10$ minutes chosen arbitrary (b), delivered by the wind farm $n^\circ 5$ during a week: huge fluctuations are visible showing the intermittency properties of this type of process.

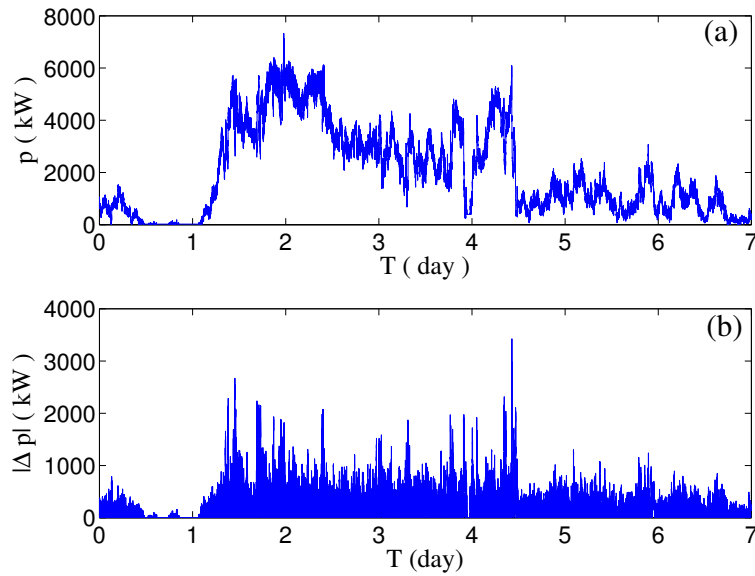


Figure 2: An example of power output sequence p delivered by the wind farm $n^\circ 5$ during $T = 7$ days (a) and the corresponding absolute time increments $|\Delta p| = |p(t + \tau) - p(t)|$ (b), with $\tau = 10$ minutes chosen arbitrary.

3. Intermittency and multifractal models

3.1. A brief description

The idea of describing natural phenomena by studying statistical scaling laws is not recent. Self similarity of complex systems have been widely observed in nature. This concept of self similarity means that a sample path of a process $x(t)$ remains unchanged statistically with the process $a^H x(t/a)$ obtained by dilating the time axis by a factor $a > 0$ and the amplitude axis by a factor a^{-H} . H is named the self similarity or Hurst parameter. Figure 3 illustrates the self similarity behavior of power output measurements. The self similarity processes such as the power output seem to result generically

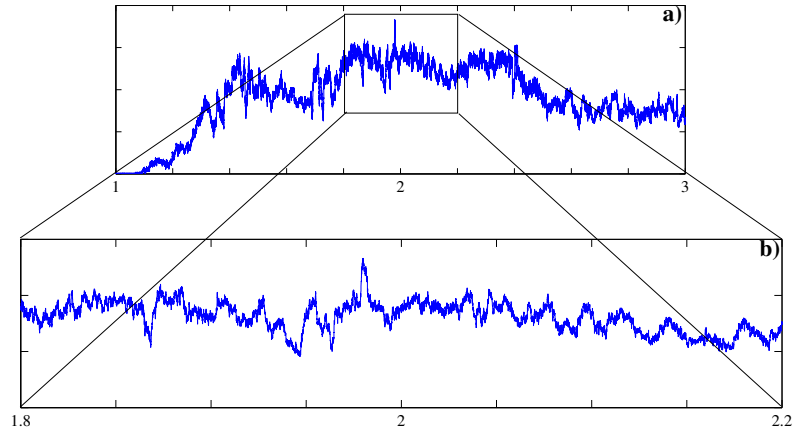


Figure 3: A dilated portion (b) of signal (a), showing the statistical self-similarity features of power output measurements.

from complex internal dynamics.

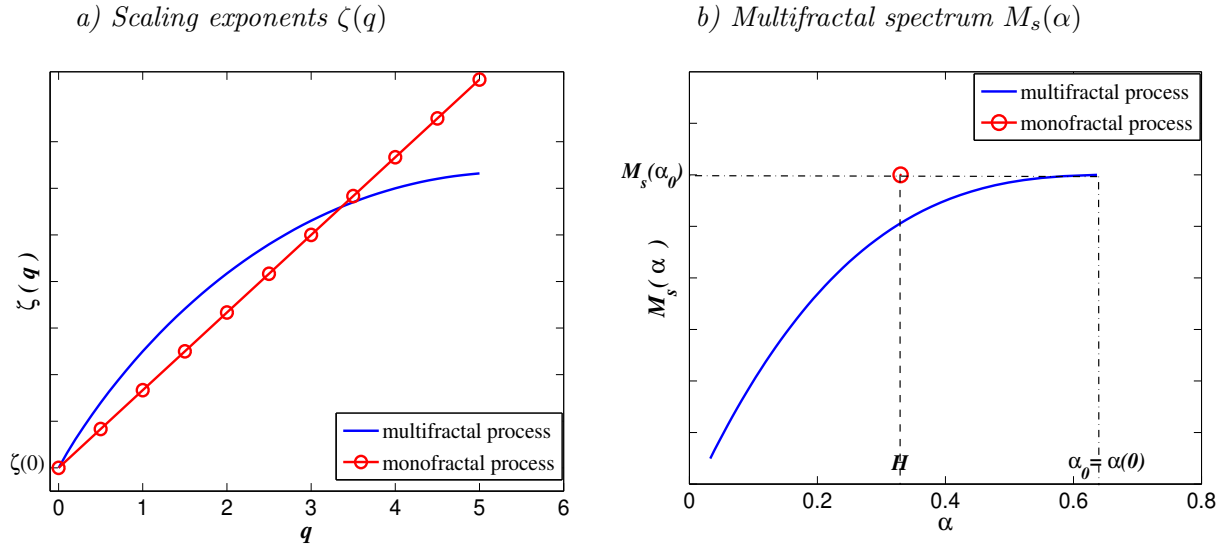


Figure 4: Examples of scaling exponents $\zeta(q)$ (a) and multifractal spectra $M_s(\alpha)$ (b) for monofractal and multifractal processes. The obtained scaling exponents $\zeta(q)$ are respectively linear and nonlinear (concave) for monofractal and multifractal processes and the multifractal spectrum $M_s(\alpha)$ possesses a single value $\alpha = H$ and a set of singularity α respectively for monofractal and the multifractal processes.

Consider $x(t)$ a stochastic process function of time t . The scaling behavior of $x(t)$ is highlighted if the time increments $\Delta x(t) = x(t + \tau) - x(t)$ satisfy the following relationship:

$$\langle |x(t + \tau) - x(t)|^q \rangle \sim \tau^{\zeta(q)} \quad (1)$$

with τ a time lag and $\zeta(q)$ the scaling exponents function. For a linear scaling exponents function of the form qH ($0 < H < 1$), the process is said to be monofractal, while for a nonlinear scaling exponent function, the process $x(t)$ is said to be multifractal. This is illustrated in figure 4. Since it is linked to a second Laplace characteristic function, $\zeta(q)$ is also constrained to be concave or convex. The small value of $\zeta(q)$ gives an information on fractal characteristics of small level fluctuations, while the high values of $\zeta(q)$ give an information on fractal characteristics of large fluctuations. The value of $\zeta(2)$ for $q = 2$ gives an information on spectral characteristics of medium level fluctuations. This value is related to the scaling exponent β described

in section 4.

The multifractal singularity spectrum $M_s(\alpha)$ is also used to characterize monofractal or multifractal process. This spectra $M_s(\alpha)$ is linked to scaling exponents $\zeta(q)$ by the Legendre transform [34]:

$$\alpha = \frac{d\zeta(q)}{dq}, M_s(\alpha) = \min_q (\alpha q - \zeta(q) + 1) \quad (2)$$

with α the singularity and $M_s(\alpha)$ the multifractal spectrum. In this frame, when the multifractal spectrum $M_s(\alpha)$ possesses a single value $\alpha = H$, the process is said to be fractal. When the multifractal spectrum $M_s(\alpha)$ possesses a set of singularities α , the process is said to be multifractal. Here, the high value of α gives an information on scaling characteristics of small level fluctuations, while the small value of α gives an information on scaling characteristics of high level fluctuations.

The multifractal formalism is born with the emergence of multiplicative cascade models for the intermittency study of the energy dissipation of velocity in the fully developed turbulence framework [35, 36]. Multifractal can be seen as a generalization of self similar processes. A multifractal structure is more complex in the sense that it has several orders of singularities which are distributed over fractal sets with varying dimensions, rather than a unique dimension, as for a monofractal structure [5, 37].

3.2. Intermittency in velocity fluctuations in turbulence

The multifractal cascade theory has been introduced in the study of the fully developed turbulence, i.e. for flows at very high Reynolds number Re [38]. Richardson was the first to introduce the concept of hierarchy of "eddies" (turbulent structures or disturbances) over multiple scales, for fully developed turbulence [39]. "Eddies" of a certain scale are the result of the instability of larger "eddies" at a large scale, and in their own turn, they generate smaller "eddies" by their instability. One has, in this scenario, a cascade process of eddy breaking in which there is a transmission of energy of the overall flow to motions of smaller and smaller "eddies" up to the smallest scale η (called the Kolmogorov scale, of the order of millimeters in the atmosphere) where the fragmentation process is stopped by dissipation. This leads to the $K41$ scaling law (when there is no intermittency) proposed by Kolmogorov for fully developed homogeneous and statistically isotropic

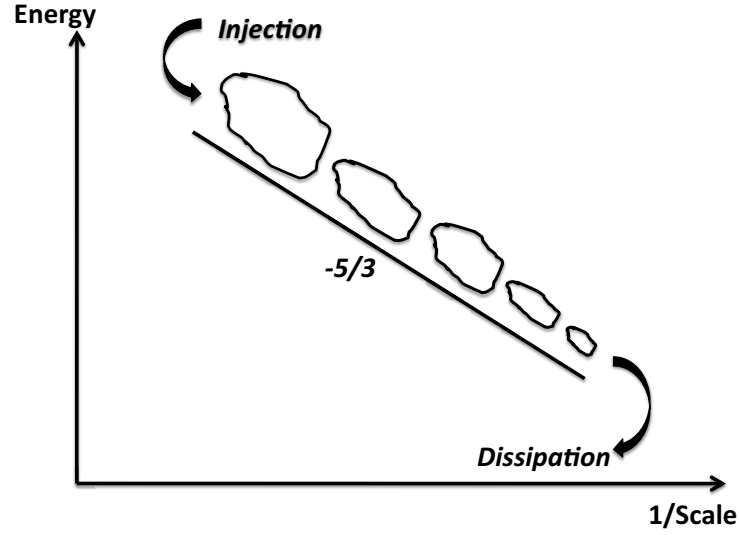


Figure 5: A schematic illustration of Kolmogorov-Obukhov spectrum that a $-5/3$ slope, based on Richardson's cascade notions.

turbulence in the inertial subrange [40]:

$$\zeta(q) = \frac{q}{3} \quad (3)$$

where $\zeta(q)$ is the scaling exponent of the structure functions (Eq.1). To take intermittency into account, many theoretical formulations have been provided for a quantitative description of a cascade process and fitting the scaling exponents function $\zeta(q)$. Here, we consider the classical lognormal model of the form:

$$\zeta(q) = qH - \frac{\mu}{2}(q^2 - q) \quad (4)$$

where $\mu = 2\zeta(1) - \zeta(2)$ is the intermittency parameter. There are others multiplicative cascade models dedicated to the description of intermittency described e.g.in [63].

4. Arbitrary-order Hilbert spectral analysis

In order to estimate the scaling exponent $\zeta(q)$ of wind power output data, arbitrary-order Hilbert spectral analysis [44, 45], an extended version of Hilbert-Huang Transform [46, 47] has been proposed recently. The Hilbert-Huang Transform is decomposed in two steps: 1) empirical mode decomposition, ii) Hilbert spectral analysis.

4.1. Empirical Mode Decomposition (EMD)

Physical processes in nature are mostly nonlinear and nonstationary, exhibiting simultaneous coexistence of different time scales: this is the case of the aggregate output power from a wind farm. Empirical Mode Decomposition is an efficient tool to analyze the nonlinear and nonstationary characteristics of time sequences [46, 47]. This method decomposes an analyzed signal into different oscillations. The high frequency time series is called an Intrinsic Mode Function (IMF) and the low frequency part is the residual. This procedure is repeated and applied again to the residual, providing a new IMF using a spline function and a new residual. IMF must respect two conditions: i) the difference between the number of local extrema and the number of zero crossings must be zero or one, ii) the running mean value of the envelope estimated by the local maxima is zero [46, 47]. The EMD method extracts IMF modes from the following this algorithm:

1. Identification of local extrema (maxima, minima) points for a given time sequence $P(t)$.
2. Construction of the upper envelope $e_{max}(t)$ and the lower envelope $e_{min}(t)$ respectively for local maxima and local minima using a cubic spline algorithm
3. Estimation of the mean $M_1(t)$ between these two envelopes:

$$M_1(t) = \frac{e_{max}(t) + e_{min}(t)}{2} \quad (5)$$

4. Estimation of the first component

$$h_1(t) = P(t) - m_1(t) \quad (6)$$

5. $h_1(t)$ can be considered as an IMF, if $h_1(t)$ respects the above mentioned conditions to be an IMF. If yes, $h_1(t)$ is considered as the first IMF

$C_1(t)$. If no, the function $h_1(t)$ is then considered as a new time series and this sifting process is repeated k times, until $h_{1k}(t)$ is an IMF. The first IMF component $C_1(t)$ is

$$C_1(t) = h_{1k}(t) \quad (7)$$

and the first residual $r_1(t)$

$$r_1(t) = P(t) - C_1(t) \quad (8)$$

The EMD procedure is finished when the residuals $r_n(t)$ becomes a monotonic function or a local extrema. Thus the original signal $g(t)$ is decomposed in a sum of $n - 1$ IMF modes with the residual $r_n(t)$

$$g(t) = \sum_{m=1}^{n-1} C_m(t) + r_n(t) \quad (9)$$

This shifting process can be stopped by a criterion [46, 47]. More details are given in [46, 47, 48, 49, 50, 51, 52, 53].

4.2. EMD and Hilbert spectral analysis (HSA): Hilbert-Huang transform

In order to determine the energy-time frequency representation from the original signal $P(t)$, we apply the Hilbert-Huang transform (HHT) which is a combination of EMD and HSA. HSA is performed to each obtained IMF component $C_m(t)$ extracted by the EMD method [47, 54, 55]. The Hilbert transform is expressed as:

$$\tilde{C}_m(t) = \frac{1}{\pi} U \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{C_m(s)}{t-s} ds \quad (10)$$

with U the Cauchy principal value [54, 55]. Then an analytical signal z for each IMF mode $C_m(t)$ is defined as follows:

$$z_m = C_m + j\tilde{C}_m = \mathcal{A}_m(t)e^{j\varphi_m(t)} \quad (11)$$

where $\mathcal{A}_m(t) = |z| = \sqrt{C_m(t)^2 + \tilde{C}_m(t)^2}$ represents an amplitude and $\varphi_m(t) = \arg(z) = \arctan \left[\frac{\tilde{C}_m(t)}{C_m(t)} \right]$ represents the phase function of IMF modes. Hence, the instantaneous frequency $\omega_m(t)$ is determined from the phase $\varphi_m(t)$,

$$\omega_m(t) = \frac{1}{2\pi} \frac{d\varphi_m(t)}{dt} \quad (12)$$

The original signal $P(t)$ can finally be expressed as:

$$P(t) = \mathcal{Re} \sum_{m=1}^N \mathcal{A}_m(t) e^{j\varphi_m(t)} = \mathcal{Re} \sum_{m=1}^N \mathcal{A}_m(t) e^{j \int \omega_m(t) dt} \quad (13)$$

With $\mathcal{Re}$ meaning part real. The Hilbert Huang Transform (HHT) can be considered as a generalization of the Fourier transform because of the simultaneously representation of frequency modulation and amplitude modulation. The energy in a time-frequency space is estimated from the Hilbert spectrum, $H(\omega, t) = \mathcal{A}^2(\omega, t)$. The Hilbert spectrum $h(\omega)$ being defined as:

$$h(\omega) = \int_0^T H(\omega, t) dt \quad (14)$$

with T the total data length. The Hilbert spectrum $H(\omega, t)$ gives a measure of the amplitude from each frequency and time, while the marginal spectrum $h(\omega)$ gives a measure of the total amplitude from each frequency. Hence, the marginal spectrum can be compared to the Fourier spectrum.

4.3. Arbitrary-order Hilbert spectral analysis

We give here an extension of HHT, arbitrary-order Hilbert spectral analysis proposed by Huang et al. in [45, 44] in order to characterize the scale invariant property of signals. This approach was applied to turbulence data [10, 56, 57], and river-flow discharge data [22]. For that, the joint PDF $p(\mathcal{A}, \omega)$ of the instantaneous frequency ω and the amplitude $\mathcal{A}$ for each of these IMF components, is designed [45, 44]. In this frame, the marginal Hilbert spectrum defined in Eq.14 is rewritten as:

$$h(\omega) = \int_0^T p(\omega, \mathcal{A}) \mathcal{A}^2 d\mathcal{A} \quad (15)$$

This expression concerns the second-order statistical moment. A generalization of this definition is considered by taking an arbitrary-order statistical moment $q \geq 0$ [45, 44]:

$$L_q(\omega) = \int_0^T p(\omega, \mathcal{A}) \mathcal{A}^q d\mathcal{A} \quad (16)$$

Hence, in the Hilbert space, the scale invariance is written as:

$$L_q(\omega) \sim \omega^{-\xi(q)} \quad (17)$$

where $\xi(q)$ is the corresponding scaling exponent in the Hilbert space. This scaling exponent function is linked to the classical scaling exponent function $\zeta(q)$ of structure functions, by the expression [45, 44]:

$$\zeta(q) = \xi(q) - 1 \quad (18)$$

Here the Hurst exponent is $H = \xi(1) - 1$.

This approach based on EMD method allows to extract the scaling exponents in the frequency space.

4.4. Empirical mode decomposition of wind power output datasets

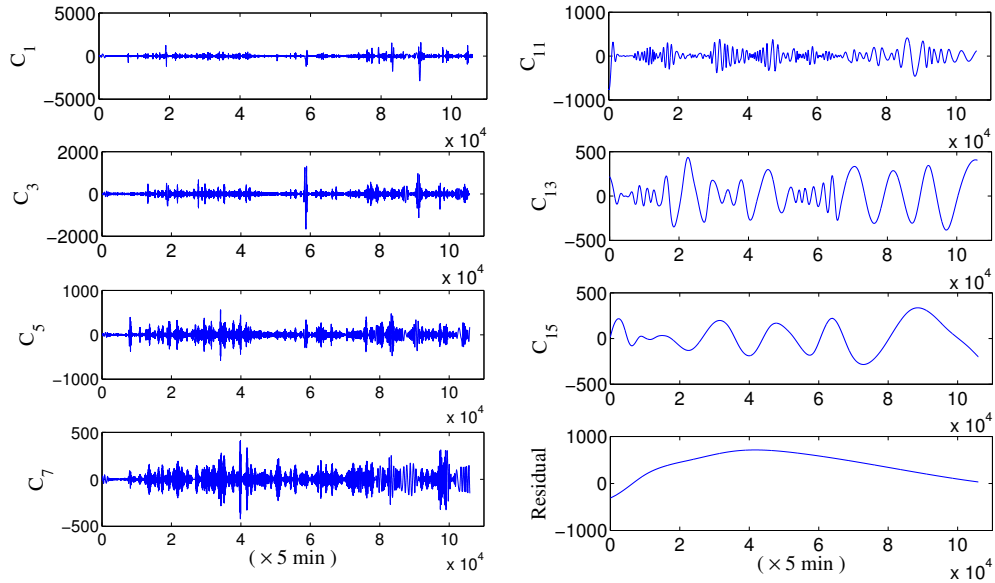


Figure 6: An example of the decomposition of the aggregate power output delivered by the wind farm $n^{\circ}1$ into 16 IMF modes with one residual.

The first step consists in decomposing the data into intrinsic modes functions (IMF). For example, this is displayed in Figure 6 for the aggregate

power output delivered by the wind farm $n^\circ 1$. The first modes from C_1 to C_{10} correspond to the fast fluctuations while the last modes from C_{11} to C_{16} correspond to the slow fluctuations. This is observed quantitatively by the estimation of the mean period t_m [47]:

$$\tilde{f}_m = \frac{\int_0^\infty f E_m(f) df}{\int_0^\infty E_m(f) df} \quad (19)$$

where $E_m(f)$ is the Fourier spectrum of the m th IMF mode. It is an energy weighted mean frequency in Fourier space [47]. To consider a possible scaling behavior of the mean period t_m versus the mode index m of datasets considered, an adimensionned time period t_{ad} is defined:

$$t_{ad} = \frac{\tilde{t}_m}{t_0} \eta^{-m} \quad (20)$$

with $\tilde{t}_m = 1/\tilde{f}_m$.

Data	t_0 (s)	η
Wind farm $^\circ 1$	7186	1.55
Wind farm $^\circ 2$	3777	1.58
Wind farm $^\circ 3$	1191	1.72
Wind farm $^\circ 4$	3661	1.61
Wind farm $^\circ 5$	3	1.68
Single wind turbine	1710	1.18

Table 2: Values of periods t_0 and exponents η .

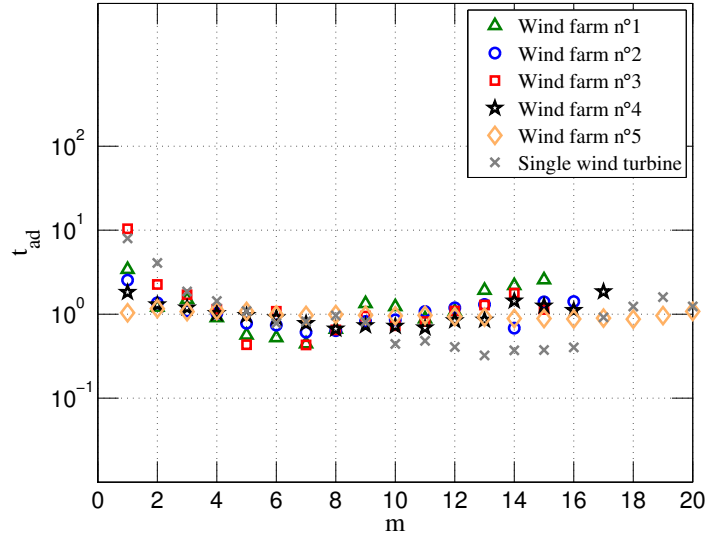


Figure 7: The adimensionned mean period t_{ad} versus the mode index m . This plateau means the presence of a relation of the form $\tilde{t}_m = t_0 \eta^m$ between the mean period $\tilde{t}_m$ and the mode index m .

Figure 7 illustrates the adimensionned mean period t_{ad} versus the mode index m . This shows a plateau indicating the existence of a relation between the mean period $\tilde{t}_m$ and the mode index m of the form $\tilde{t}_m = t_0 \eta^m$. This relation indicates that the mean period $\tilde{t}_m$ of IMF is η times smaller than the next one, corresponding to the observation of the dyadic filter bank of the EMD algorithm [47, 48, 49]. This property is implied by the dataset itself, showing the adaptiveness of the method. Table 2 draws up the values of time t_0 and η for the relation of the mean period $\tilde{t}_m$ corresponding to each dataset.

4.5. Power law spectral behavior of wind power output data

The process $x(t)$ exhibits long-range dependence if a power law behavior or a scaling power law behavior is observed for the Fourier and the Hilbert spectra

$$E(f) \sim c_1 f^{-\beta_f}; h(\omega) \sim c_2 \omega^{-\beta_h} \quad (21)$$

with f and ω the frequency, c_1 and c_2 positive constants and β_f and β_h the spectral exponents respectively in the Fourier and the Hilbert spaces.

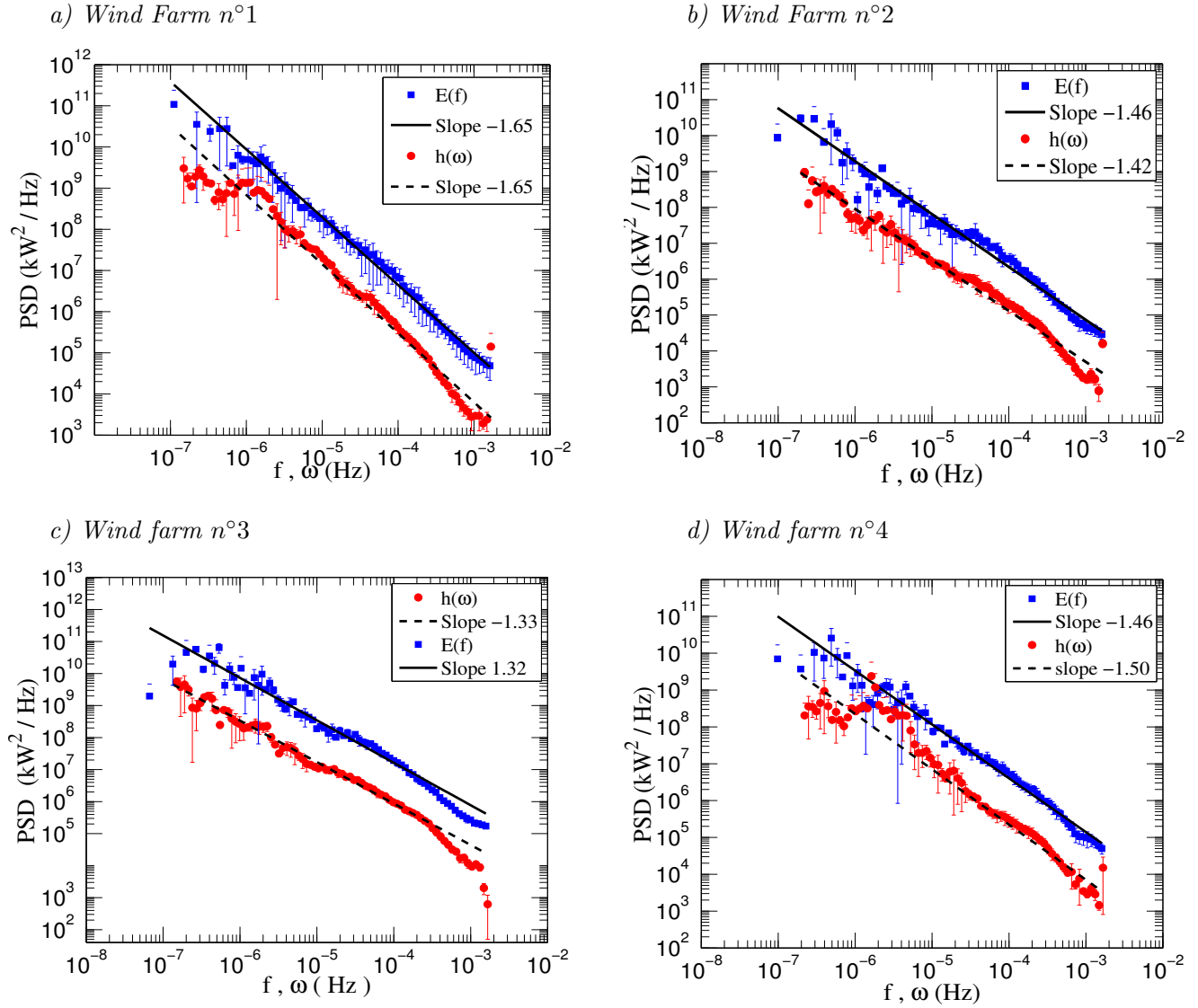


Figure 8: Power spectral densities $h(\omega)$ and $E(f)$ respectively in the Hilbert and the Fourier spaces with error bars, in log-log scale, for the aggregated power output from wind farm n°1, 2, 3 and 4, and sampled at 5 min. For a visual convenience, the Fourier spectra are vertically shifted.

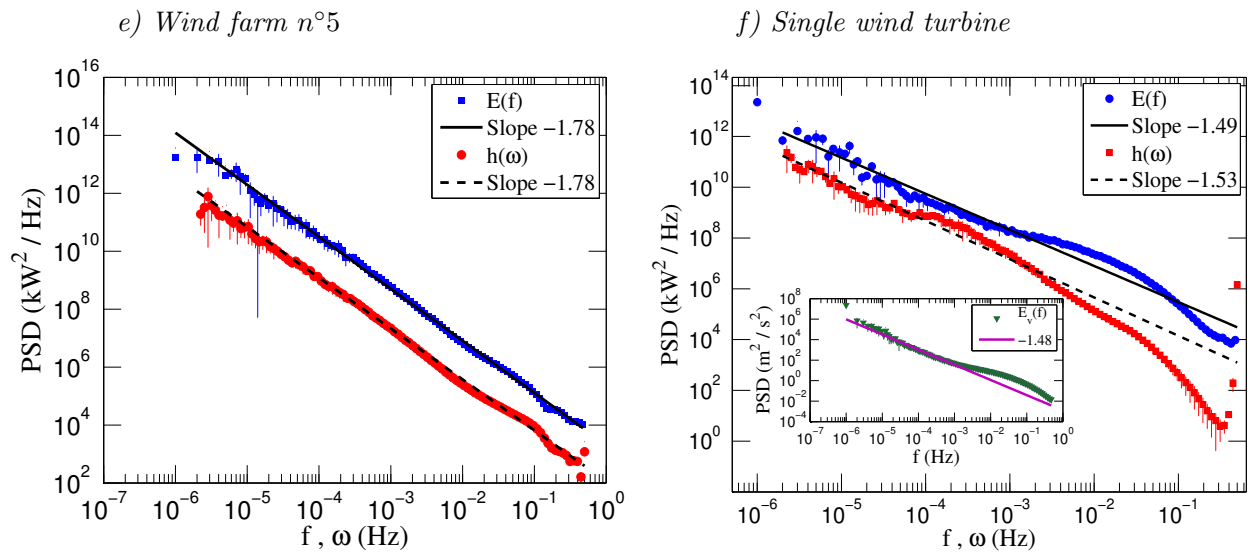


Figure 9: Power spectral densities $h(\omega)$ and $E(f)$ respectively in the Hilbert and Fourier spaces with errors bars, in log-log scale, for the aggregated power output from wind farm n°5 and the power output from the single wind turbine. For a visual convenience, the Fourier spectra are vertically shifted. In the insets of (f), $E_v(f)$ the Fourier power spectral density of simultaneous measured wind speed.

Here, power spectral densities (PSD) $h(\omega)$ and $E(f)$ are estimated for the power output from considered wind farms and a single wind turbine using the Hilbert and the Fourier spectral analyzes.

Figures 8 and 9 illustrate, in log-log scale, the Hilbert $h(\omega)$ and the Fourier $E(f)$ spectra with errors bars of the aggregate power output delivered by the considered wind farms and the single wind turbine. For a visual convenience the Fourier spectra are shifted vertically. We recall here that the Fourier spectrum is computed using a bin-averaged method, after the discrete Fourier transform $\Phi(f)$ of measured signals defined as usual according to:

$$X(f) = \sum_{j=0}^{N-1} x_j e^{2\pi i j f / N}; \Phi(f) = |X(f)|^2 \quad (22)$$

with $x(t)$ the process and N its length. Linear relationships of the form $\log(h(\omega)) = -\beta_h \log(\omega) + c_2$ and $\log(E(f)) = -\beta_f \log(f) + c_1$ are observed for all spectra over more than three decades. Hence, the spectra computed follow power laws of the form $\omega^{-\beta_h}$ and $f^{-\beta_f}$ respectively in the Hilbert and the Fourier spaces. This scaling behavior is visible:

- over three decades, i.e., frequencies $2 \times 10^{-6} \leq f \leq 10^{-3}$ Hz corresponding to time scales $1000 \leq T \leq 2 \times 10^6$ s (approximately between 15 minutes and 6 days), for the aggregated power output data of wind farms sampled at 5 min,
- over five decades, i.e., for frequencies $10^{-6} \leq f \leq 5 \times 10^{-1}$ Hz corresponding to time scales $2 \leq T \leq 3.33 \times 10^5$ s (approximately 4 days), for the aggregated power output data of the wind farm $n^\circ 5$ sampled at 1 s,
- over four decades, i.e., for frequencies $10^{-6} \leq f \leq 10^{-3}$ Hz corresponding to time scales $1000 \leq T \leq 10^6$ s (approximately 11 days), for the power output data of the single wind turbine, sampled at 1 s.

Table 3 synthesizes the values of spectral exponents β_f and β_h estimated respectively by a weighted least squares fit of Fourier and Hilbert spectra with the corresponding errors. As expected, the values of spectral exponents β_h and β_f obtained by the both methods, are close: the values of β_f range from 1.32 to 1.78 and the values of β_h range from 1.34 to 1.78.

It is interesting to notice that the power spectral densities of aggregate power output delivered by the wind farm $n^\circ 1$ and 5 follow a power law scaling

Table 3: Spectral exponents β estimated from Fourier and Hilbert spectra.

Data	β_f	β_h
Wind farm°1	1.65 ± 0.08	1.65 ± 0.12
Wind farm°2	1.46 ± 0.13	1.42 ± 0.13
Wind farm°3	1.32 ± 0.11	1.34 ± 0.13
Wind farm°4	1.46 ± 0.11	1.50 ± 0.13
Wind farm°5	1.78 ± 0.05	1.78 ± 0.04
Single wind turbine	1.49 ± 0.17	1.53 ± 0.16

close to $-5/3$ Kolmogorov scaling law, as observed in [25? , 31]. However in [31], for reasons of confidentiality, the location of this wind farm is not given. The wind farm $n^\circ 1$ and 5 present two common characteristics: the site topology and the disposition of wind turbines in the wind farm. Indeed, these two wind farms are located on a cliff facing onto the Atlantic Ocean as illustrated in figure 1. The other common feature is the disposition of wind turbines in the farm. The wind turbines are situated in the span-wise and stream-wise flow directions. In a numerical study, Stevens et al. in [61] showed the influence of wind turbines disposition on the power spectral density of power output. They analyze the power fluctuations associated with the wind-input variability at scales between minutes to several hours, using large eddy simulations of extended wind-parks, interacting with the atmospheric boundary layer. However this study considered neutral atmospheric conditions and flat terrain. The wind turbine is modeled by actuator-disk representation. They find that the power spectral density of power output from the entire wind farm, follows a $-5/3$ Kolmogorov scaling law regime. Furthermore, the spectrum of the power output of a row of turbines in the span-wise flow direction is similar with that of single wind turbine. They claimed that this is due to no correlation between the power output of the different span-wise turbines. Furthermore, this numerical study showed that the power output from a single wind turbine follows the same power law decay that of wind speed, close to a -1 scaling. Their numerical findings seem to be consistent with our observations. Indeed, in the wind farm $n^\circ 2$, 3 and 4, the single turbines are aligned in the span-wise flow direction: the obtained spectra of aggregate power output follow a scaling different of $-5/3$

Kolmogorov scaling law. The power spectrum of the power output delivered by the single wind turbine reflects that of wind speed, close to -1.48 scaling law on the same frequency range $10^{-6} \leq f \leq 10^{-3}$ Hz presented in the insets of figure 9f. These spectral observations lead us to propose the following hypothesis: the turbulent wake flow behind a wind turbine, is very close to a $-5/3$ Kolmogorov scaling law regime. To our knowledge, no study deals with the spectral analysis of the wake flow behind a turbine.

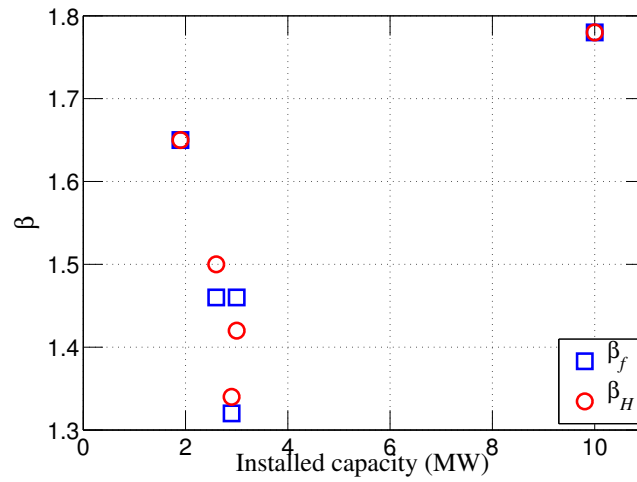


Figure 10: Evolution of spectral exponents β_f (estimated from the Fourier spectrum) and β_H (estimated from the Hilbert spectrum) versus the installed capacity of wind farms.

In summary, the power spectral density of wind power data are scaling, meaning a lack of characteristic scales over the time scales considered here. The scaling regime characterized by the spectral exponent β , does seem not depend with the installed capacity as illustrated in figure 10. This parameter depends on the disposition of turbines in the wind farms, the conditions of the input wind and the topology of the site: $-5/3$ Kolmogorov scaling law regime seems to be observed for the aggregate power output in particular conditions, such as the disposition of turbines in the span-wise and the stream-wise flow directions.

However, the power spectral densities $h(\omega)$ and $E(f)$ is a second order statistical moment providing an information on medium level fluctuations. This is insufficient for a full description of a scaling process such as the wind power output fluctuations. Hence, it is necessary to determine the

nature of scaling behavior by estimating of the scaling exponents $\zeta(q)$ or the multifractal spectrum $M_s(\alpha)$. For that the arbitrary-order statistical moments or arbitrary-order Hilbert marginal spectra $L_q(\omega)$ are considered to study their scaling behavior. This is discussed in the following section.

4.6. Multiscaling and intermittent properties of wind power output data

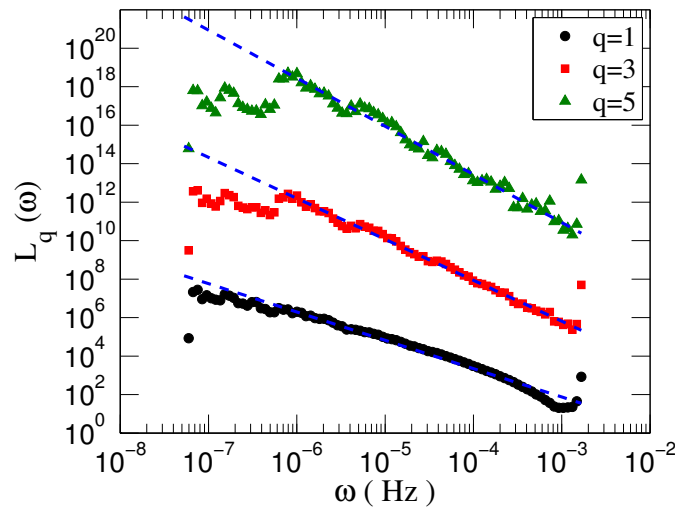


Figure 11: Representation of marginal spectra $L_q(\omega)$ for the aggregate power output delivered by the wind farm n°1, with $q = 1, 3$ and 5 , in log-log scale. A power law behavior is visible on the frequency range $2 \times 10^{-6} \leq \omega \leq 10^{-3}$ Hz in all cases.

Here, the nature of scaling behavior (monoscaling or multiscaling statistics) is investigated using arbitrary-order Hilbert spectral analysis (EMD-HSA). This multifractal analysis technique is applied to each data set described in section 2. For that, the marginal order Hilbert spectrum $L_q(\omega)$ are computed for moments q from 0 to 5 with an increment of 0.1. For instance, this is illustrated in figure 11, in log-log scale for $q = 1, 3$, and 5 for the aggregate power output delivered by the wind farm n°1. A scaling behavior is observed for the marginal order Hilbert spectra $L_q(\omega)$ i) for frequencies $2 \times 10^{-6} \leq \omega \leq 10^{-3}$ Hz, for the aggregate power output sampled at 5 minutes, ii) for frequencies $10^{-6} \leq \omega \leq 4 \times 10^{-2}$ for the aggregate power output delivered by the wind farm n°5, iii) for frequencies $2 \times 10^{-6} \leq \omega \leq 2.2 \times 10^{-3}$

Hz. The blue dashed lines in figure 11 indicate the validity of the relationship (17). Hence, the scaling exponent $\xi(q)$ is extracted from the slope of the marginal spectra $L_q(\omega)$ for the moments from 0 to 5.

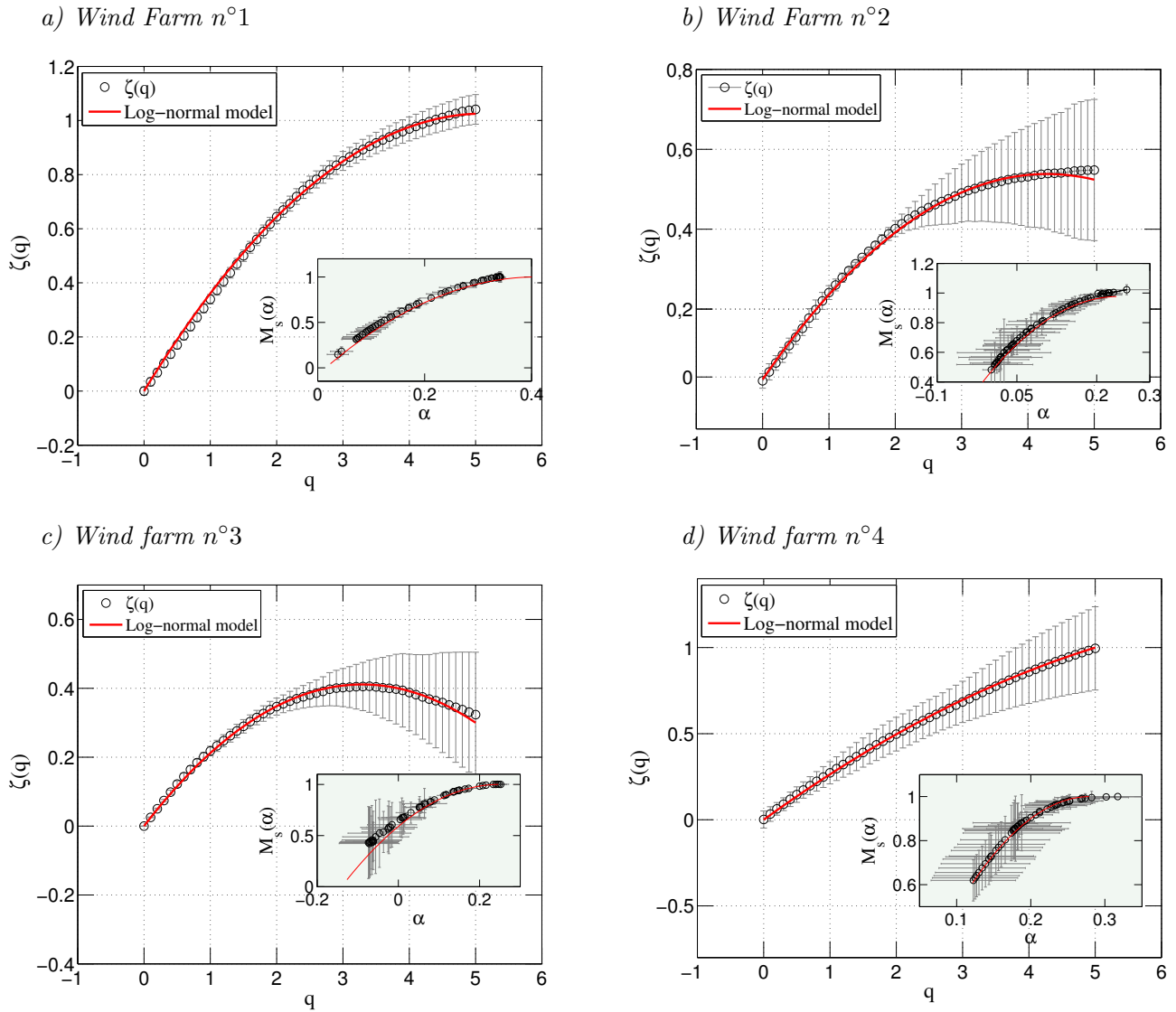


Figure 12: Scaling exponents $\zeta(q)$ and the corresponding multifractal spectra $M_s(\alpha)$ (in the insets) with the error bars, compared with the log-normal model (red line), for the aggregated power output from wind farm n°1, 2, 3 and 4. The concavity of these curves shows the multifractal character of wind power output data.

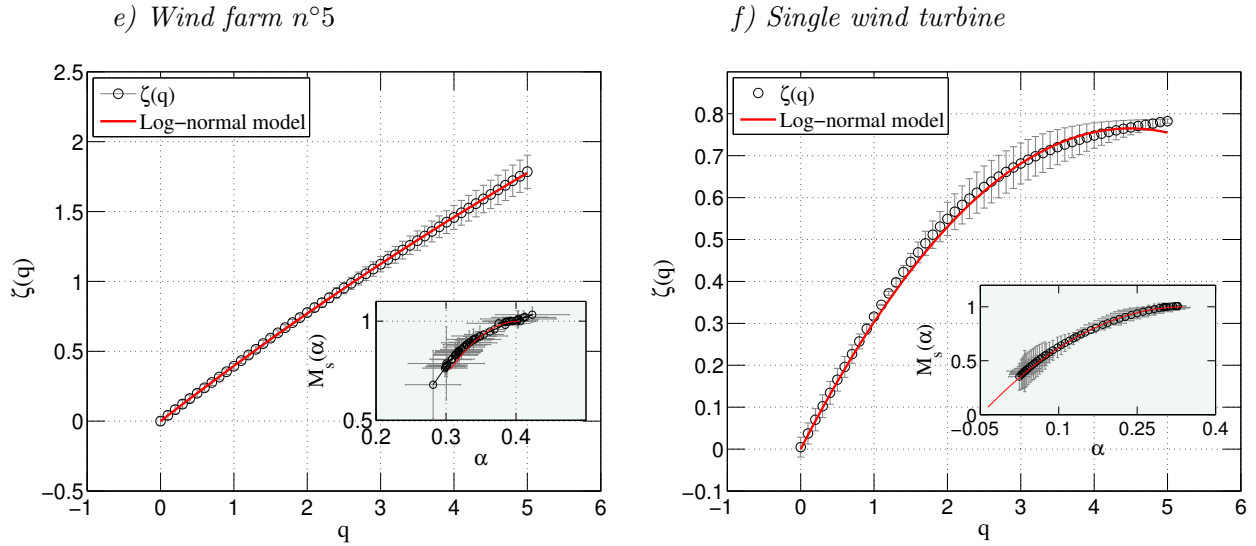


Figure 13: Scaling exponents $\zeta(q)$ and the corresponding multifractal spectra $M_s(\alpha)$ (in the insets) with the error bars compared with the log-normal model (red line), for the aggregated power output from wind farm n°5 and the power output from the single wind turbine.

In figures 12 and 13, the resulting scaling exponents $\zeta(q) = \xi(q) - 1$ and multifractal spectra $M_s(\alpha)$, are given. The scaling exponents $\zeta(q)$ obtained are nonlinear and concave. This is confirmed by the multifractal spectra $M_s(\alpha)$ having a set of singularities α . Here, the left hand part of the multifractal spectrum is considered for positive q^{th} order moment, due to the limitation of the arbitrary order Hilbert spectral method. The concavity of scaling exponents curves highlights the intermittent and multiscaling features of wind power output fluctuations. Furthermore, the degree of concavity gives an indication on the degree of intermittency: the more concave the scaling exponents curve is, the more intermittent the process [5]. We recall that the intermittency parameter $\mu = 2\zeta(1) - \zeta(2)$ with $0 < \mu < 1$.

We consider a quadratic or a log-normal model of the form $qH - \frac{\mu}{2}(q^2 - q)$ to fit the scaling exponents curve $\zeta(q)$ and the multifractal spectrum $M_s(\alpha)$. The log-normal model provides a good fit for the scaling exponents $\zeta(q)$ of power output data: i) from the wind farm n°3 and n°5 until a moment order $q = 5$, and ii) from the wind farm n°1, n°2, n°4 and the single wind turbine until a moment order $q = 4.5$.

Table 4: The values of the statistic first order moment $\zeta(1) = H$, the statistic second order moment $\zeta(2)$ linked to the spectral exponent $\beta_H \approx 1 + \zeta(2)$ and the intermittency parameter μ and the multifractality strength $\Delta\alpha$.

Dataset	$H = \zeta(1)$	$\beta_h \approx 1 + \zeta(2)$	μ	α_{min}	α_{max}	$\Delta\alpha$
Wind farm $n^\circ 1$	0.361	1.644	0.078	0.037	0.341	0.304
Wind farm $n^\circ 2$	0.241	1.401	0.081	0.002	0.256	0.254
Wind farm $n^\circ 3$	0.217	1.348	0.086	-0.070	0.250	0.320
Wind farm $n^\circ 4$	0.264	1.496	0.032	-0.128	0.317	0.189
Wind farm $n^\circ 5$	0.393	1.777	0.009	0.281	0.423	0.142
Single wind turbine	0.316	1.549	0.083	0.025	0.328	0.303

Another way to quantify the strength of multifractality is to consider $\Delta\alpha = \alpha_{max} - \alpha_{min}$: if $\Delta\alpha = 0$ the process considered is monofractal (see Figure 4b). The table 4.6 draws up the values of the statistic first order moment $\zeta(1) = H$, the hurst exponent, the statistic second order moment $\zeta(2)$ relating to the spectral exponent $\beta_h \approx 1 + \zeta(2)$, the intermittency parameter μ and the multifractality strength $\Delta\alpha$, estimated from the scaling exponents and the multifractal spectra.

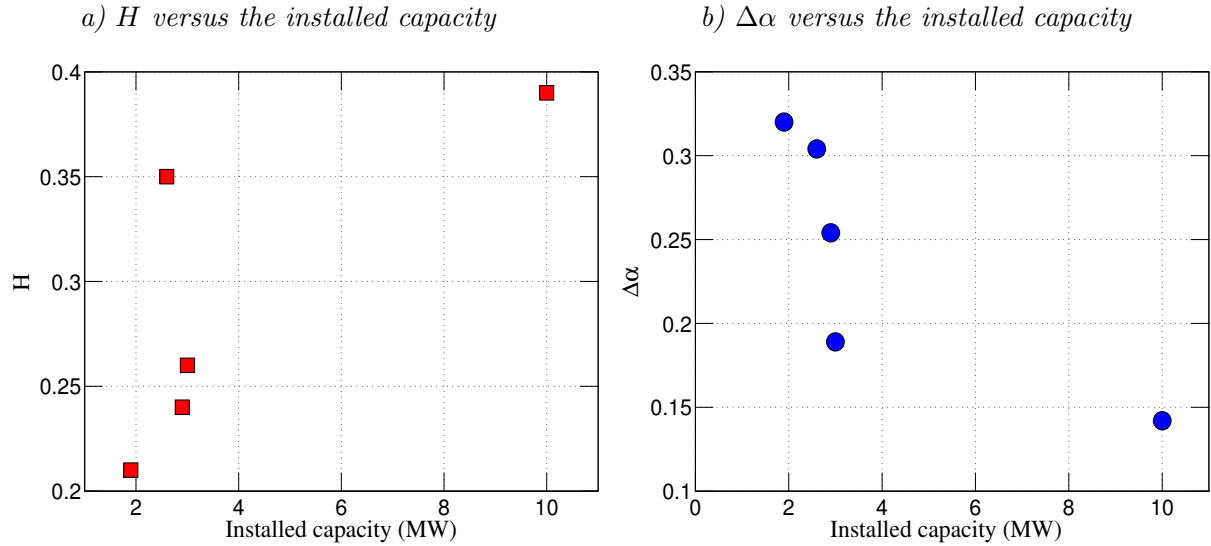


Figure 14: Evolution of the Hurst parameter H (a) and the multifractality strength parameter $\Delta\alpha$ (b) versus the installed capacity of wind farms considered.

The Hurst parameter $0 \leq H \leq 1$ defines the smoothing or the roughness of the measured signal: the larger the value of H , the smoother the measured signal. Here, the Hurst parameter H ranges from 0.21 to 0.39. Figure 14a illustrates the evolution of Hurst parameter versus the installed capacity of wind farms considered here. Globally, an increase of the Hurst parameter corresponds to an increase of the installed capacity of the wind farm. This highlights the dependence of the smoothing effect of power with the size of wind farm.

Concerning the values of the intermittency parameter μ and multifractality strength $\Delta\alpha$, a greater μ and $\Delta\alpha$ correspond to the huge fluctuations heterogeneously distributed in time. In this study for the power output data considered, μ and $\Delta\alpha$ range respectively on $0.020 \leq \mu \leq 0.078$ and $0.142 \leq \Delta\alpha \leq 0.304$, indicating that:

- the power output delivered by the wind farm $n^{\circ}5$ is the least intermittent,
- the power output delivered by the wind farm $n^{\circ}1$ is the most intermittent,

As mentioned previously, the power spectral density is insufficient for a full description of a scaling process. While the spectral exponents β of power spectral densities of the aggregate power from the wind farms $n^\circ 2$ and 3 are very close, the corresponding intermittency parameters μ are different. We may do the same observations for the wind farms $n^\circ 1$ and 5. Taking into account the spectral observations stated in section 4.5, this difference could be caused by the turbine regulation, electro-mechanical control systems and the number of turbines composing the wind farms. Besides, Figure 14b illustrates the evolution of the strength of multifractality $\Delta\alpha$ versus the installed capacity of wind farms. One can see that a decrease of the parameter $\Delta\alpha$ corresponds to an increase of the installed capacity of wind farms. In other words, the global time heterogeneity tends to diminish with the increasing of the installed capacity of the wind farm.

In summary, for a single or a cluster of wind turbines, the underlying dynamics is nonlinear, intermittent and multifractal. This could result from the complex interaction of the turbulent atmospheric wind speed and the wind turbines situated at different locations, but also from wind turbines and wind farm designs. A better characterization of this kind of process can be provided by a intermittency parameter describing the magnitude of power output fluctuations at all intensities and for a broad range of temporal scales. These results could be used in stochastic models based on multiplicative cascades, in order to mimic the main stochastic features of the nature of power delivered by wind turbines [25].

5. Extreme events statistics

An extreme event can be defined as an event occurring rarely and suddenly over a short time period compared to the characteristics time scales of their posterior evolution [65]. In the wind energy field, extreme events can correspond to ramp events (large amplitude on a short time period $\sim$ minutes to 1 hour) or gust events (large amplitude on a very short time period $\sim$ seconds). The statistics of extremes can be an important issue for the wind energy community, due to the disruptive effect of ramp events and the voltage flicker caused by wind gust events on the network electricity. These power output extremes represent a major problem, because they can generate instabilities on the electricity network.

5.1. Generalized Pareto distribution

The Generalized Pareto cumulative distribution function was introduced by Pickands [64]. This CDF satisfies the following relation [67, 68, 69]:

$$F(x) = \begin{cases} 1 - 1(1 + \epsilon z)^{-1/\epsilon} & \text{for } \epsilon \neq 0 \\ 1 - e^{-z} & \text{for } \epsilon = 0 \end{cases} \quad (23)$$

where $z = \frac{x-\theta}{\varphi}$, ϵ is the shape parameter or the tail exponent, θ is the location parameter and φ is the scale parameter. This function is defined for $0 \leq x < \infty$ if $\epsilon \leq 0$ and $0 \leq x \leq \frac{\varphi}{\epsilon}$ if $\epsilon \geq 0$. One can distinguish some special cases:

- For $\epsilon = 0$, the Generalized Pareto cumulative function reduces to the exponential cumulative function with mean φ ,
- For $\epsilon = 1$, the Generalized Pareto cumulative function reduces to the uniform cumulative function $U[0, \varphi]$,
- For $\epsilon > 0$, the Generalized Pareto cumulative function reduces to the Pareto cumulative function with a shape parameter $\gamma = 1/\epsilon$.

In this study, the Kolmogorov-Smirnov statistic $\mathcal{KS}$ is used to test the hypothesis that the distribution of experimental data is modeled with a particular probability density function by comparing their cumulative distribution function. The Kolmogorov-Smirnov statistic $\mathcal{KS}$ is compared with the critical value $\mathcal{CV}_\delta$ [70]:

$$\mathcal{CV}_\delta = c_\delta \sqrt{\frac{m+n}{mn}} \quad (24)$$

where m and n are respectively the number of samples for the empirical CDF and the theoretical CDF and the threshold $c_\delta = 1.36$ at the significance level $\delta = 0.05$ [71]. The null hypothesis H_0 , (i.e., the two time series p_1 and p_2 are from the same distribution) is true if $\mathcal{KS} < \mathcal{CV}_\delta$. Otherwise, the null hypothesis is rejected, p_1 and p_2 are from a different distribution.

5.2. Extreme events statistics of wind power data

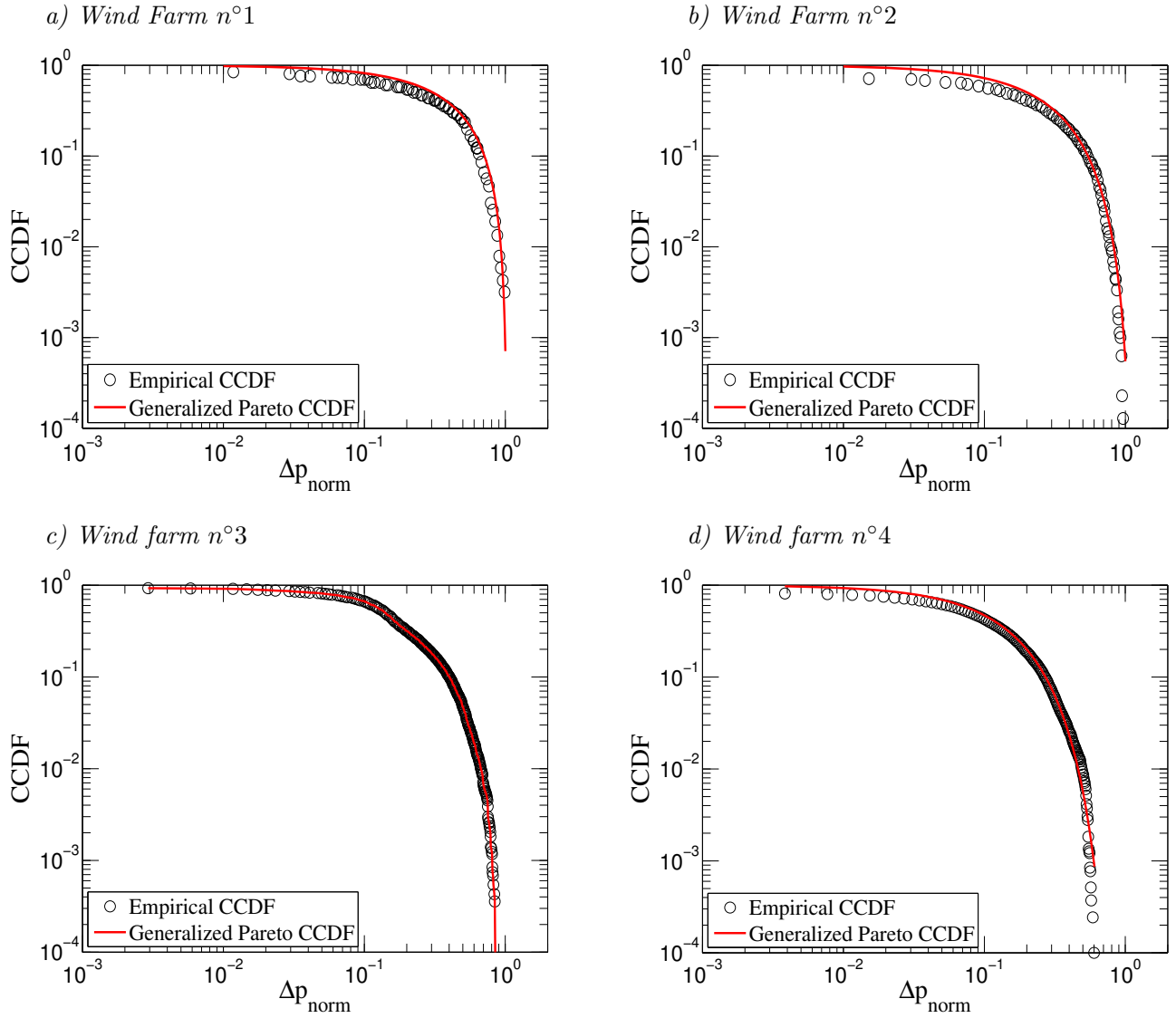


Figure 15: Empirical CCDF of time increments $|\Delta p_{norm}|$ delivered by the wind farm $n^\circ 1$ (a), $n^\circ 2$ (b), $n^\circ 3$ (c) and $n^\circ 4$ (d), in log-log representation. These CCDFs are fitted by Generalized Pareto CDF.

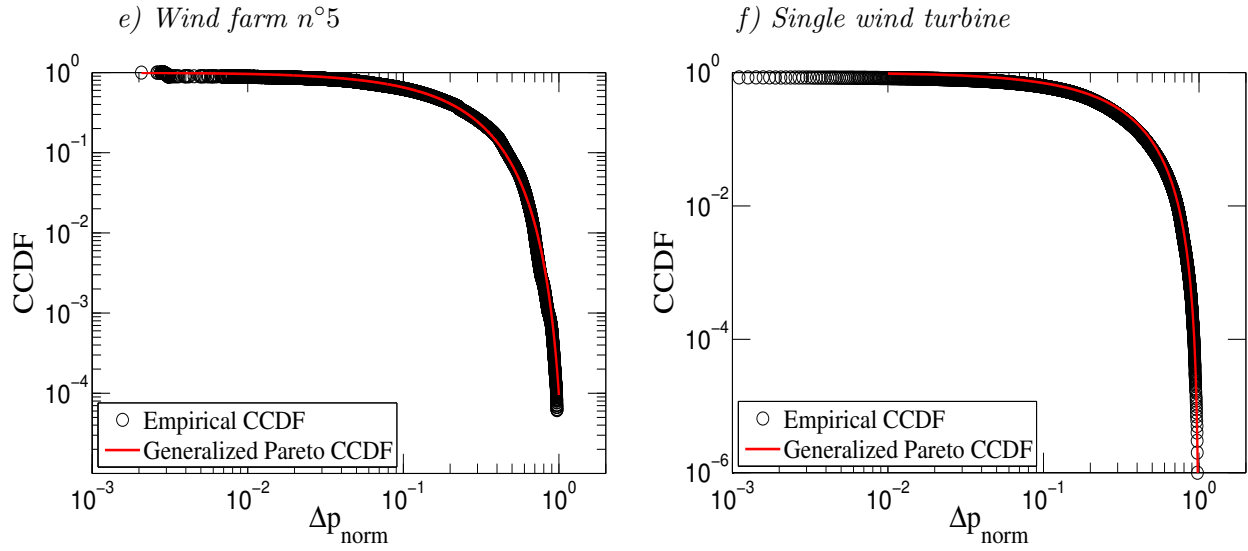


Figure 16: Empirical CCDF of time increments $|\Delta p_{norm}|$ delivered by the wind farm $n^\circ 5$ (e) and the single wind turbine (f), in log-log representation. These CCDFs are fitted by Generalized Pareto CDF.

Table 5: Modeling of extreme events in wind power output data by Generalized Pareto distributions. The two sample Kolmogorov-Smirnov test is used by comparing the $\mathcal{KS}$ statistic with the critical value CV at a significance level $\delta = 0.05$.

Generalized Pareto distribution				
	ϵ	φ	$\mathcal{KS}$	CV_δ
Wind farm $^\circ 1$	-0.50	0.52	0.012	0.005
Wind farm $^\circ 2$	-0.28	0.32	0.073	0.005
Wind farm $^\circ 3$	-0.22	0.23	0.004	0.005
Wind farm $^\circ 4$	-0.15	0.15	0.004	0.005
Wind farm $^\circ 5$	-0.15	0.24	5×10^{-4}	7.5×10^{-4}
Single wind turbine	-0.28	0.29	4×10^{-4}	4.5×10^{-4}

Figures 15 and 16 illustrate the empirical CCDF (Complementary Cumulative Distribution Function) of the normalized time increments of power output $\Delta p_{norm} = \Delta p / \max(\Delta p)$, compared with the generalized Pareto CDF. The results of Kolmogorov-Smirnov tests are given in table 5. The $\mathcal{KS}$ value indicates the significance with which one can accept or reject the null hypothesis H_0 . The Theoretical CDF considered here are sufficient to describe the extreme vents. For that we compare $\mathcal{KS}$ with $\mathcal{CV}_\delta$ with a significance level $\delta = 0.05$. One can observe in table 5 that $\mathcal{KS}$ is smaller than $\mathcal{CV}_\delta$ globally. Generalized Pareto distribution with a tail exponent ϵ , is a good candidate to modeling extreme events statistics of wind power output delivered by wind farms and single wind turbine. The tail exponent ϵ gives an indication on the occurrence of extremes: the smaller the exponent tail ϵ , the wilder the extremes. The exponent ϵ ranges from -0.50 to -0.15 .

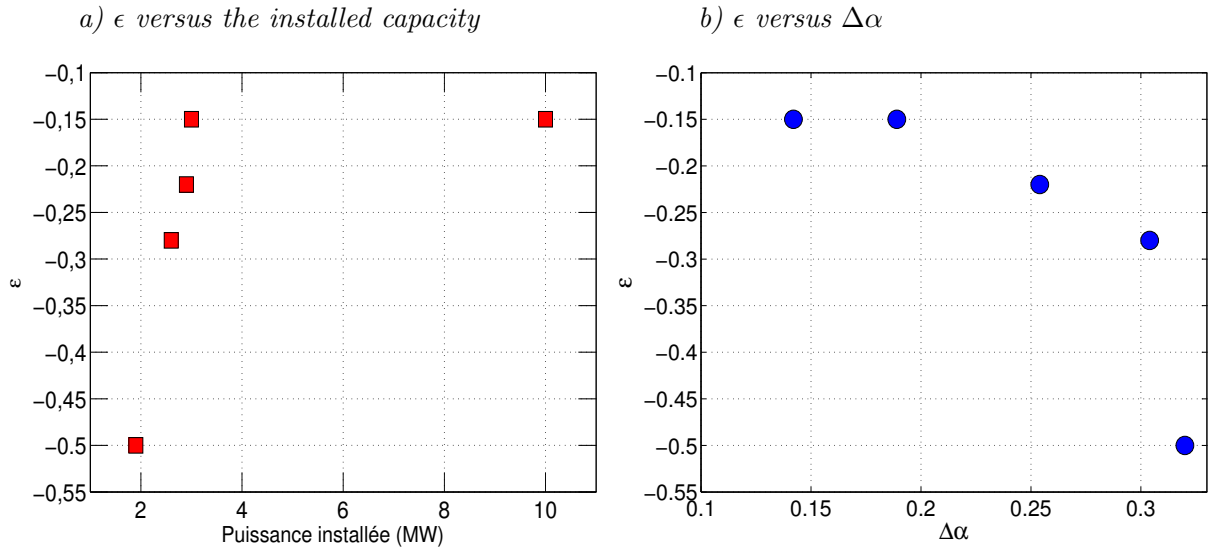


Figure 17: Evolution of the tail exponent ϵ versus the installed capacity of wind farms (a), and evolution of the tail ϵ versus the multifractality strength $\Delta\alpha$.

Figure 17a illustrates the evolution of the tail exponent of the Generalized Pareto Distribution ϵ versus the installed capacity of wind farms. One can see that an increasing of the exponent ϵ corresponds to an increasing of the installed capacity of wind farms. In other terms, the lower the installed

capacity, the more wilder the extremes. Figure 17b illustrates the evolution of the tail exponent ϵ versus the multifractality strength $\Delta\alpha$. One can see that a decreasing of ϵ corresponds to an increasing of $\Delta\alpha$. In other terms, the more intermittent and multifractal the power output, the wilder the extremes.

6. Conclusions and discussions

In the present study, the nonstationary and nonlinear properties of power output delivered by several wind farms and a single wind turbine, were investigated. For that, several datasets of power output data with different sampling rate $T_s = 1$ second and 5 minutes, were considered. Our analysis has revealed the scaling properties of power output data in Hilbert, physical and probability spaces. Indeed, we have observed for all datasets over the period encountered:

- the presence of a scaling regime or power law correlation, of the form $f^{-\beta}$, power output over a broad range of time scales, in the Fourier and Hilbert spaces. The spectral exponent range β_h ranges from 1.34 to 1.78. We emphasize that a spectral exponent close to $-5/3$ Kolmogorov scaling law is obtained in certain conditions, such as i) the disposition of turbines in the span-wise and the stream-wise flow directions and ii) the location of wind farms on the cliff;
- the power spectral density of power output from a single wind turbine reflects that of atmospheric wind speed. Our spectral findings are consistent with the numerical study presented in [61].
- the nature of the scaling behavior of power output is determined using arbitrary-order Hilbert spectral analysis. The nonlinearity and the concavity of the resulting scaling exponent functions $\zeta(q)$ or the width of multifractal spectrum $M_s(\alpha)$, confirms the intermittent and the multi-scaling (or multifractal scaling) properties of power output. In addition, a log-normal model is a reasonable candidate to fit the curve $\zeta(q)$. This allowed an estimation of the intermittency parameter μ . Hence a full description of the power output is given through these parameters, H the Hurst parameter, β the spectral exponent, the intermittency parameter μ and/or the multifractality strength $\Delta\alpha$. Here the for the datasets

considered: $1.34 \leq \beta \leq 1.78$, $0.21 \leq H \leq 0.39$, $0.020 \leq \mu \leq 0.078$ and $0.142 \leq \Delta\alpha \leq 0.32$. Furthermore, dependences of the Hurst exponent H and the multifractality strength $\Delta\alpha$ with the installed capacity of wind farms, have been observed;

- a modeling of power output extremes by a generalized Pareto distribution (GPD). A dependence between the tail exponent ϵ of GPD and the installed capacity of wind farms, has been observed leading to a dependence between the tail exponent ϵ and the multifractality strength $\Delta\alpha$.

The multifractal framework is a relevant frame to analysis the intermittent and the nonlinear characteristics of a process such as wind power output data using particularly arbitrary-order Hilbert spectral analysis. Here, we propose a methodology for a full characterization of wind power output fluctuations through three parameters, the Hurst parameter H , the exponent spectral β and the intermittency parameter μ , contrary to other studies based on a second order statistical moment such as the standard deviation or the power spectral density. The Hurst and the intermittency parameters can give a substantial information on the quality of the produced power output. These parameters could be considered in the construction of forecasting tools in future works. These two parameters could also be used for the stability evaluation on the grid. Indeed, our findings show that the log-normal model could be relevant for modeling wind power output fluctuations. Hence, the parameters H and μ may be used in stochastic simulations, as done in [25]. The authors proposed the modeling of aggregate power output fluctuations using a log-normal stochastic equation mimicking its intermittency and the multiscaling features.

Concerning the extreme events statistics, their modeling may be of interest for strategy management and for the forecasting of wind power ramps, drastic events particularly for non-interconnected insular grids. Thus, the obtained findings may be used for numerous issues of wind energy production, such as modeling, prediction, optimal design, power schedule and management.

7. Acknowledgments

This study is financially supported by the Regional Council of Guadeloupe, European funding (N°1/1.4/–31614). Y. H. is financed in part by the National Natural Science Foundation of China under Grant No. 11072139. We thank the network operator E.D.F. (Electricité de France) for providing the aggregate power output delivered by the wind farms. The power output data from the single wind turbine, have been downloaded at *www.winddata.com*. We thank also the computer center C3I.

- [1] Martinez de Alegria, I., Andreu J, Martin JL, Ibanez P, Villate JL, Camblong H. Connection requirements for wind farms: A survey on technical requirements and regulation, *Renew. Sust. Energ. Rev.* 2007, 11, 1858-1872.
- [2] Rahimi E, Rabiee A, Aghaei J, Muttaqi KM, Nezhad AE. On the management of wind power intermittency, *Renew. Sust. Energ. Rev.* 2013, 28, 643-653.
- [3] Pineda I, Azan S, Moccia J, Wikke J. Wind in power: 2013 European statistics, The European Wind Energy Association, February 2014.
- [4] Joselin Herberta GM, Iniyamb S, Sreevalsan E, Rajapandian S. A review of wind energy technologies, *Renew. Sust. Energ. Rev.* 2007, 11, 1117-1145.
- [5] Frisch U. Turbulence: the legacy of AN Kolmogorov, 1995, Cambridge University Press.
- [6] Sreenivasan K, Antonia R. The phenomenology of small-scale turbulence, *Annu. Rev. Fluid Mech.*, 1997, 29, 435-472.
- [7] Warhaft Z. Passive scalars in turbulent flows, *Annu. Rev. Fluid Mech.*, 2000, 32 (1) 203-240.
- [8] Lohse D, Xia KQ. Small-scale properties of turbulent rayleigh-bénard convection, *Ann. Rev. Fluid Mech.*, 2010, 42, 335-364.
- [9] Calif R and Schmitt FG. Modeling of atmospheric wind speed sequence using a lognormal stochastic equation, *J Wind Eng Ind Aerod* 2012, 109, 1-8.

- [10] Calif R, Schmitt FG and Huang YX. The scaling properties of the turbulent wind using empirical mode decomposition and arbitrary-order Hilbert spectral analysis, *Wind Energy-Impact of turbulence*, 2014, Hölling Michael, Peinke Joachim, Ivanell Stefan (Eds.), Springer, ISBN 978-3-642-54696-9, pp 43-50.
- [11] Telesca L, Lovullo M and Kanevski M. Power spectrum and multifractal detrended fluctuation analysis of high-frequency wind measurements in mountainous regions, *Appl Energy* 2016, 162, 1052–1061.
- [12] Ghashghaie S, Breymann W, Peinke J, Talkner P, Dodge Y. Turbulent cascades in foreign exchange markets, *Nature*, 1996, 381 (6585), 767–770.
- [13] Schmitt FG, Schertzer D, Lovejoy S. Multifractal analysis of foreign exchange data, *Appl. Stoch. Models and Data Analysis*, 1999, 15 (1), 29–53.
- [14] Calvet L, Fisher A. Multifractality in asset returns: theory and evidence, *Rev. Econ. Stat.* 2002, 84 (3), 381–406.
- [15] Ivanov P, Bunde A, Amaral L, Havlin S, Fritsch-Yelle J, Baevsky R, Stanley H, Goldberger A. Sleep-wake differences in scaling behavior of the human heartbeat: Analysis of terrestrial and long-term space flight data, *Europhys. Lett.*, 1999, 48 (5), 594–600.
- [16] Schertzer D, Lovejoy S. Physical modeling and analysis of rain and clouds by anisotropic scaling multiplicative processes. *J Geophys. Res.* 1987, 92 (D8), 9693–9714.
- [17] Schmitt FG, Vannitsem S, Barbosa A. Modeling of rainfall time series using two-state renewal processes and multifractals, *J Geophys. Res.* 1998, 103 (D18), 23181–23193.
- [18] Venugopal V, Roux SG, Foufoula-Georgiou E, Arnéodo A. Scaling behavior of high resolution temporal rainfall: New insights from a wavelet-based cumulant analysis, *Phys. Lett. A* 2006, 348 (3-6), 335–345.

- [19] Telesca L, Lapenna V and Macchiato M. Mono-and multi-fractal investigation of scaling properties in temporal patterns of seismic sequences, *Chaos Soliton Fract* 2004, 19, 1–15.
- [20] Kantelhardt J, Koscielny-Bunde E, Rybski D, Braun P, Bunde A, Havlin S. Long-term persistence and multifractality of precipitation and river runoff records, *J Hydrol.* 2006, 322, 120–137.
- [21] Mauas PJD, Flamenco E, Buccino AP. Solar forcing of the stream flow of a continental scale south american river, *Phys. Rev. Lett.* 2008, 101, 168501.
- [22] Huang Y, Schmitt FG, Lu Z, Liu Y. Analysis of daily river flow fluctuations using empirical mode decomposition and arbitrary order Hilbert spectral analysis, *J Hydrol.* 2009, 373, 103–111.
- [23] Zeng Z, Yang H, Zhao R, Meng J. Nonlinear characteristics of observed solar radiation data, *Sol. Energy* 2012, vol.87, 204–218.
- [24] Calif R, Schmitt FG, Huang Y, Soubdhan T. Intermittency study of high frequency global solar radiation sequences under a tropical climate, *Sol. Energy* 2013, 98, 349–365.
- [25] Calif R, Schmitt FG, Huang Y. The multifractal description of wind power fluctuations using arbitrary order Hilbert spectral analysis, *Physica A* 2013, 392, 4106–4120.
- [26] Milan P, Wächter M, Peinke J. Turbulent Character of Wind Energy, *Phys. Rev. Lett.*, 2013, 110, 138701.
- [27] T. Burton, D. Sharpe, N. Jenkins, E. Bossanyi, *Wind energy: handbook*, Wiley Online Library, 2001.
- [28] Nanahara T., Asari ., Sato T., Yamaguchi K., Shibata M., Maejima T., Smoothing effects of distributed wind turbines. part 1. coherence and smoothing effects at a wind farm, *Wind Energy* 2004, 4, 61–74.
- [29] Holttinen H., Hourly wind power variations in the nordic countries, *Wind Energy*, 2005 8, 173–195.

- [30] Estanqueiro A., Impact of wind generation fluctuations in the design and operation of power systems, in: 7th International Workshop on Large Scale Integration of Wind Power and on Transmission Networks for Offshore Wind Farms, Madrid, 2008, 26–27.
- [31] Apt J., The spectrum of power from wind turbines, *Journal of Power Sources* 2007, 169, 369–374.
- [32] Lin J., Sun Y., Sorensen P., Li G., Li X., Frequency modeling of wind power fluctuation and the application on power systems, in: *International Conference on Power System Technology*, IEEE, 2010, 1–8.
- [33] Katzenstein W., Fertig E., Apt J., The variability of interconnected wind plants, *Energy Policy* 2010, 38, 4400–4410.
- [34] Feder J. *Fractals*, Plenum Press, New York, 1988.
- [35] Yaglom A. M. The influence of fluctuations in energy dissipation on the shape of turbulent characteristics in the inertial range, *Sov. Phys.Dokl.* 1966; 11, 26.
- [36] Mandelbrot B. B. Intermittent turbulence in self-similar cascades: divergence of high moments and dimension of the carrier, *J Fluid Mech.* 1974; 62, 331–358.
- [37] Lovejoy, S. and D. Schertzer. *The weather and Climate: emergent laws and multifractal cascades*, 496pp, Cambridge U. Press, 2013.
- [38] Pope SB. *Turbulent Flows*, Cambridge, University Press, 2000.
- [39] Richardson LF. *Weather prediction by numerical processes*, Cambridge, The University Press, 1922.
- [40] Kolmogorov AN. The local structure of turbulence in incompressible fluid for very large Reynolds numbers, *Dokl Akad Nauk SSSR* 1941, 30, 299–303.
- [41] Monin AS and Yaglom AM *Statistical Fluid Mechanics*, vol 2 M.I.T. press, 1975.

- [42] Kolmogorov A N. A refinement of previous hypotheses concerning the local structure of turbulence in a viscous incompressible fluid at high Reynolds number, *J Fluid Mech.* 1962, 13, 82-85.
- [43] Schmitt FG. A Causal multifractal stochastic equation and its statistical properties, *European Physical Journal B* 2003, 34, 85–98.
- [44] Huang YX, Schmitt FG, Lu ZM, Liu Y.L. Analyse de l'invariance d'échelle de séries temporelles par la décomposition modale empirique et l'analyse spectrale de Hilbert, *Trait. Signal* 2008, 25, 481–492.
- [45] Huang, Y, Schmitt, FG, Lu, Z, Liu, Y. 2008, An amplitude–frequency study of turbulent scaling intermittency using Hilbert spectral analysis. *Europhys. Lett.* 2008, 84, 40010.
- [46] Huang NE, Shen Z & Long S R. A new view of nonlinear water waves: The Hilbert Spectrum, *Annu. Rev. Fluid Mech.* 1999, 31 (1), 417-457.
- [47] Huang, NE, Shen Z, Long SR, Wu MC, Shih HH, Zheng Q, Yen NC, Tung CC & Liu HH. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis. *Proc. R. Soc. London, Ser. A*, 1998, 454, 903-995.
- [48] Flandrin P, Gonçalves P. Empirical mode decompositions as data-driven wavelet-like expansions. *Int. J. Wavelets, Multires. Info. Proc.* 2004, 2 (4), 477–496.
- [49] Flandrin P, Rilling G, & Gonçalves P. Empirical mode decomposition as a filter bank. *IEEE Sig. Proc. Lett.* 2004, 11 (2), 112–114.
- [50] Rilling G, Flandrin P, Gonçalves P. On empirical mode decomposition and its algorithms, 2003 IEEE-EURASIP Workshop on Nonlinear Signal and Image Processing, 1–5.
- [51] Huang NE, Wu ML, Long SR, Shen SP, Qu W, Gloersen P, Fan KL. A confidence limit for the empirical mode decomposition and Hilbert spectral analysis, *Proc. R. Soc. London, Ser. A* , 2003, 459 (2037) 2317–2345.

- [52] Huang NE. Hilbert–Huang transform and its applications: Introduction to the Hilbert Huang transform and Its Related Mathematical Problems (Chapter 1), World Scientific, 2005, pp. 1–26.
- [53] Rilling G, Flandrin P. One or two frequencies? The empirical mode decomposition answers. *IEEE Trans. Signal Process.*, 2008, 56(1), 85–95.
- [54] Cohen L. 1995, Time-frequency analysis, 1995, Prentice Hall PTR Englewood Cliffs, NJ.
- [55] Long SR, Huang NE, Tung CC, Wu ML, Lin RQ, Mollo-Christensen E, Yuan Y, The Hilbert techniques: an alternate approach for non-steady time series analysis, *IEEE Geoscience and Remote Sensing Soc. Lett.* 1995, 3, 6–11.
- [56] Schmitt FG, Huang YX, Lu ZM, Liu YL, Fernandez N. Analysis of velocity fluctuations and their intermittency properties in the surf zone using empirical mode decomposition. *J Marine Syst.* 2009, 77, 473-481.
- [57] Schmitt FG, Huang YX, Gagne Y, Lu ZM, Liu YL. Application of Arbitrary-Order Hilbert Spectral Analysis to Passive Scalar turbulence, *J Phys. Conf. Ser.* 2011, 318, 042003.
- [58] Hurst HE. Long-Term Storage Capacity of Reservoirs. *T. Am. Soc. Civ. Eng.* 1951, 116, 770–799.
- [59] Mandelbrot B. *The Fractal Geometry of Nature*. Freeman, New York, 1982.
- [60] Marshak A, Davis A, Cahalan R, Wiscombe W. Bounded cascade models as nonstationary multifractals, *Phys. Rev. E.* 1994, 49 (1), 55–69.
- [61] Stevens R.J.A.M. and Meneveau C. Temporal structure of aggregate power fluctuations ins large-eddy simulations of extended wind-farms, *Journal of Renewable and Sustainable Energy*, 2014, 6, 043102.

- [62] Meneveau C, Sreenivasan KR. The multifractal spectrum of the dissipation field in turbulent flows. Nucl. Phys. B, 1987, 2, 49.
- [63] Seuront L, Yamazaki H and Schmitt FG, Intermittency, Marine Turbulence: Theories, Observations and Models, and Models, ed. H. Baumert, J. Simpson and J. Sündermann, Cambridge University Press, 2005.
- [64] Pickands J. Statistical Inference using Extreme Order Statistics, The Annals of Statistics 1975, 3; 119–131.
- [65] Pisarenko VF and Sornette D. Characterization of the Frequency of Extreme Earthquake Events by the Generalized Pareto Distribution, Pure Appl. Geophys. 2003, 160, 2343–2364.
- [66] Sornette D. Critical Phenomena in Natural Sciences. Springer, Heidelberg, 2003.
- [67] Embrechts P, Klppelberg C, and Mikosch T. Modelling Extremal Events for Insurance and Finance. New York: Springer, 1997.
- [68] Kotz S, and Nadarajah S, Extreme Value Distributions: Theory and Applications. London: Imperial College Press, 2000.
- [69] Castillo JD and Daoudi J. Estimation of generalized Pareto distribution, Stat. Probabil. Lett. 2008, 79 (5), 684–688.
- [70] Massey FJ. The Kolmogorov-Smirnov Test for Goodness of Fit, Journal of the American Statistical Association 1951, 46 (253), 68–78.
- [71] Smirnov NV. Table for estimating the goodness of fit of empirical distributions. Annals of Mathematical Statistics 1948, 19, 279–281.

–5/3 Kolmogorov Turbulent Behaviour and Intermittent Sustainable Energies

Rudy Calif, François G. Schmitt and
O. Durán Medina

Additional information is available at the end of the chapter

<http://dx.doi.org/10.5772/106341>

Abstract

The massive integration of sustainable energies into electrical grids (non-interconnected or connected) is a major problem due to their stochastic character revealed by strong fluctuations at all scales. In this paper, the scaling behaviour or power law correlations and the nature of scaling behaviour of sustainable resource data such as flow velocity, atmospheric wind speed, solar global solar radiation and sustainable energy such as, wind power output, are highlighted. For the first time, Fourier power spectral densities are estimated for each dataset. We show that the power spectrum densities obtained are close to the 5/3 Kolmogorov spectrum. Furthermore, the multifractal and intermittent properties of sustainable resource and energy data have been revealed by the concavity of the scaling exponent function. The proposed analysis frame allows a full description of fluctuations of processes considered. A good knowledge of the dynamic of fluctuations is crucial to management of the integration of sustainable energies into a grid.

Keywords: turbulence, kolmogorov spectrum, intermittency, multifractality

1. Introduction

The installed capacity for energy from solar farms, wind farms and marine energy systems is constantly increasing in response to worldwide interest in low-emissions power sources and a desire to decrease the dependence on petroleum. The variability and unpredictability of this kind of resources over short time scales remains a major problem, as its penetration of this energy into the electric grid is limited. Hence, a good knowledge of renewable resource

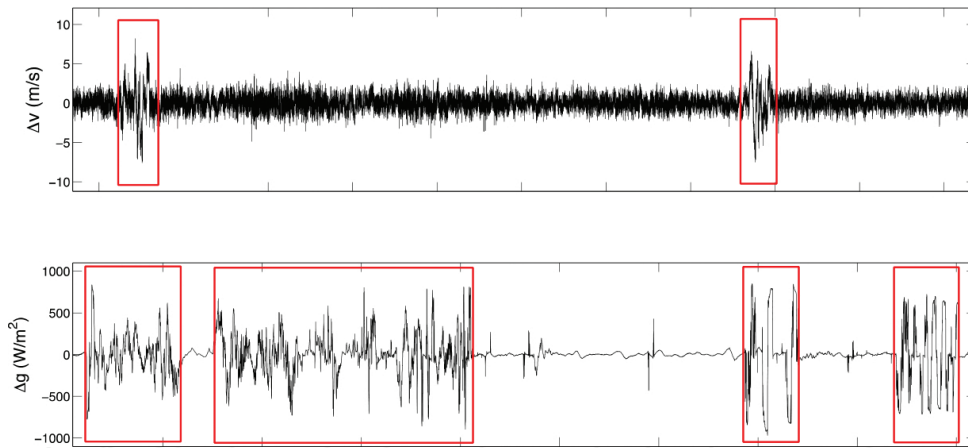


Figure 1. Examples of temporal increments of atmospheric wind speed Δv and the global solar radiation Δg . These sequences show intermittent bursts.

variations and intermittency is of real practical importance in managing the electrical network integrating this kind of energy.

Figure 1 illustrates examples of temporal increments of atmospheric wind speed and global solar radiation for a time scales $\Delta v = 5$ min. We can observe the existence of intermittent bursts. Following, the disciplinary field, the concept of intermittency can be defined differently [1, 2]. In the wind and solar energies fields, the concept of intermittency is often defined as the variability [2]. In turbulence field, Batchelor and Townsend have observed the intermittency experimentally for the first time in 1949 [3] and formalized in the multifractal framework after the seminal works of Kolmogorov [4]. The meaning of intermittency can change according to the authors. Frisch defines an intermittent signal if “it displays activity during only a fraction time, which decreases with the scale under consideration”. According to Pope, a motion “sometimes turbulent and sometimes non-turbulent” characterizes an intermittent flow. In the engineering field, the intermittency is considered as a transition between a laminar and turbulent flows [1].

Here, the concept of intermittency in the fully developed turbulence framework is used, with with the help of multifractal analysis. This allows a better description of a stochastic signal at all scales and all intensities.

Multifractal analysis techniques have encountered an amount success through several disciplinary fields, such as, for instance, turbulence [5–8], finance [9–11], physiology [12], rainfall [13, 14] and geophysics [15, 16].

In this chapter, the intermittent properties of renewable resources data (wind speed, solar radiation and flow velocity data) and sustainable energy data (power output data from WECS and marine energy systems) are investigated using a classical multifractal analysis method, structure functions analysis.

The structure of this chapter is as follows. Section 2 describes briefly the fully developed turbulence framework. Section 3 presents the results analysis.

2. Fully developed turbulence framework

2.1. Richardson's cascade and Kolmogorov theory

The intuitive scheme of Richardson has largely inspired numerous authors in the turbulence field. Richardson provided a poetic form of energetic cascade [17] this is represented by a schematic illustration of Kolmogorov-Obhukov given in (Figure 2):

"Big whirls have little whirls that feed on their velocity,

And little whirls have lesser whirls

And so on to viscosity in the molecular sense"

The mathematical formalization of this scheme is given in 1940s by Kolmogorov who postulated the local-similarity hypothesis, i.e. small-scale turbulence is homogeneous and statistically isotropic in the inertial sub-range and hypothesized that velocity fluctuations Δv between two points separated by a distance r depend only on the average dissipation rate ε . This translates into the following expression for the squared fluctuations $S_2(r) = (\Delta v_r)^2 = (v_{x+r} - v_x)^2$ [4]:

$$S_2(r) \approx \varepsilon^{2/3} r^{2/3} \quad (1)$$

This has been generalized, considering the structure functions for moments of order $q > 0$ of the absolute spatial velocity increments as follows [18]:

$$S_q(r) \approx \varepsilon^{q/3} r^{q/3} \quad (2)$$

This leads to the famous K41 linear law (when there is no intermittency):

$$\zeta(q) = \frac{q}{3} \quad (3)$$

where $\zeta(q)$ is the scaling exponent of the structure functions:

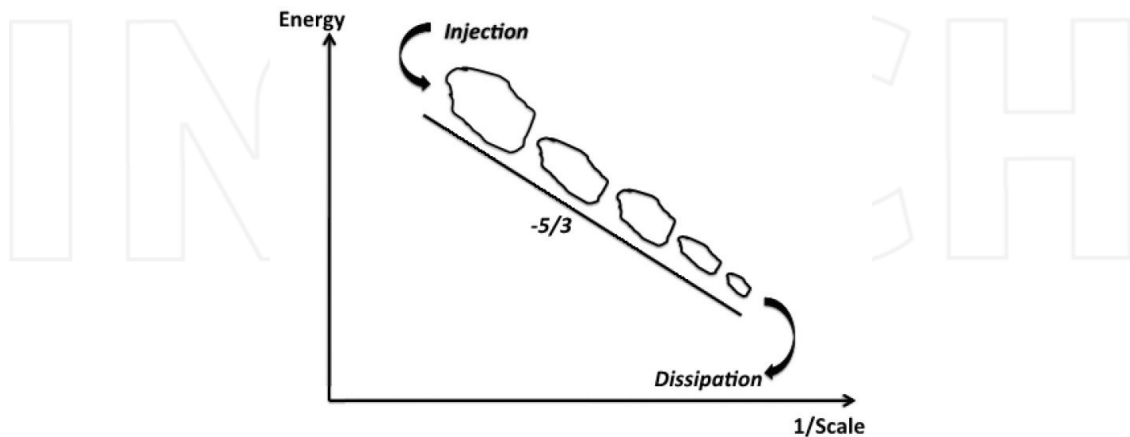


Figure 2. A schematic illustration of Kolmogorov-Obhukov spectrum that a $-5/3$ slope, based on Richardson's cascade concepts.

$$S_q(r) \approx r^{\zeta(q)} \quad (4)$$

This leads to the following expression for the power spectrum of velocity fluctuations in the Fourier space:

$$E(k) \approx k^{-5/3} \quad (5)$$

where k is the wave number.

In 1949, the experimental works of Batchelor and Townsend [3] highlighted the nonlinearity of the scaling exponent $\zeta(q)$ contrary to the K41 prediction. This nonlinearity indicates the intermittent character of the dissipation energy, caused by the inhomogeneity and anisotropy of the turbulent flow. To take intermittency into account, many theoretical formulations have been provided for a quantitative description of cascade processes and fitting the scaling exponent function $\zeta(q)$. The log-normal model was the first prediction describing the intermittency of the fully turbulence [18]:

$$\zeta(q) = \frac{q}{3} + \frac{\mu}{18}(3q - q^2) \quad (6)$$

where μ is the intermittency parameter. Thereafter, others models have been proposed. The most used are given in Section 2.3.

2.2. A description of scale invariance and multifractal framework

2.2.1. Self-similarity and scale invariance

The idea of describing natural phenomena by the study of statistical scaling laws is not recent [19]. Self-similarity has been widely observed in nature: self-similarity concept being the simplest form of scale invariance. A process $x(t)$ is self-similar if these statistical properties remains unchanged with the process $a^H x(t/a)$ obtained by simultaneously dilating the time axis by a factor $a > 0$, and the amplitude axis by a factor a^{-H} . H is called the self-similarity or Hurst parameter. This parameter provides information on the variability degree of process. A primitive model of self-similar signals is the fractional Brownian motion (fBm) $B_H(t)$ [20] for illustration, (Figure 3) shows a protion of flow velocity u dilated in the box, exhibithing the statistical self-similarity features of flow velocity signal considered in this study.

The Fourier spectral density $E(f)$ of scale invariance or self-similar processes follows a power law obtained over a range of frequency f :

$$E(f) \sim f^{-\beta} \quad (7)$$

where β is the spectral exponent. According to some authors [19, 21, 22], it defines the degree of stationary of the signal:

- $\beta < 1$, the process is stationary
- $\beta > 1$, the process is no stationary
- $1 < \beta < 3$, the process is no stationary with increments stationary.

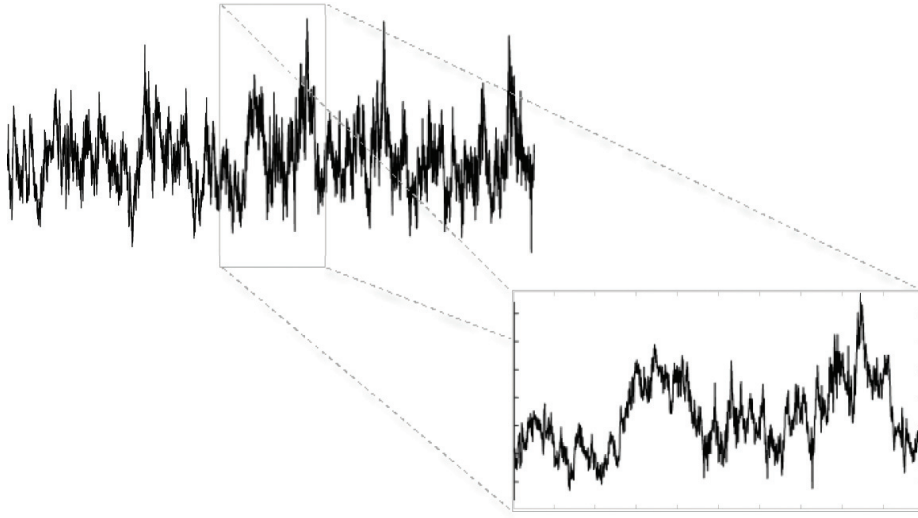


Figure 3. A portion of flow velocity u dilated in the box. This shows the statistical self-similarity features of flow velocity u .

2.2.2. Multifractal framework

The mathematical multifractal framework was appeared with the cascade multiplicative emergence in order to consider the intermittency of the energy dissipation in Turbulence.

Multiscaling concept allows the statistical description of stochastic signals for the modelling of physical systems, using multifractal technique analyses.

If $x(t)$ is a stochastic signal function of time, his scaling behaviour is highlighted when the time absolute time increments $|\Delta x| = |x(t + \tau) - x(t)|$, more precisely, the structure functions of order q respect the following relationship [5]:

$$S_q(\tau) = (|\Delta x|) \approx \tau^{\zeta(q)} \quad (8)$$

where τ is a time lag and ζ is the scaling exponent function. The full $(q, \zeta(q))$ curve for integer and non-integer q moments provides a full characterization of signal considered at all scales and at all intensities. The parameter $\zeta(2) = \beta - 1$ relates the second order moment to the β Fourier power spectrum scaling exponent. The parameter $H = \zeta(1)$ is the Hurst exponent with $0 < H < 1$. This parameter defines the degree of roughness or smoothness of a measured signal: more H is, the more the signal is smooth. The values of the $\zeta(q)$ function are estimated from the slope of the $S_q(\tau)$ versus τ in a log-log representation for all moments q . Concerning the scaling behaviour, the scaling exponent function is useful to characterize the statistics of a stochastic process. For a linear scaling function of the form qH , the signal is said to be monofractal; Brownian motion is described by $H = 1/2$, fractional Brownian motion is described by $0 < H < 1$, and homogeneous non-intermittent turbulence is described by $H = 1/3$. While for a nonlinear scaling exponent function, the signal is said to be multifractal. **Figure 4** illustrates the scaling behaviour of the $\zeta(q)$ function for instance a monofractal and multifractal processes. Furthermore, the concavity of $\zeta(q)$ function gives an indication on the intermittency degree of process considered: the more concave the curve is, the more intermittent the process [5, 22].

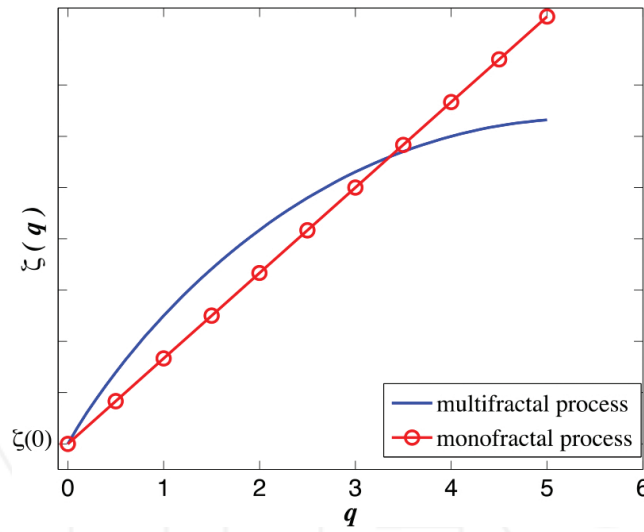


Figure 4. Examples of scaling exponent functions $\zeta(q)$ for a monofractal and a multifractal processes. The scaling exponent functions represented are linear and nonlinear (concave), respectively, for monofractal and multifractal processes.

2.3. Some multifractal models

Several models have been proposed to fit the scaling exponent function $\zeta(q)$ since in the literature, for instance, the “black and white” model [23], the log-normal model [18] and the log-stable model [22].

The “black and white” model proposed by Frisch et al. in 1978 is the simplest model [23]:

$$\zeta(q) = qH - \mu(q - 1) \quad (9)$$

where H is the Hurst exponent and μ the intermittency parameter.

The classical lognormal model of the form:

$$\zeta(q) = qH - \frac{\mu}{2}(q^2 - q) \quad (10)$$

The log-stable or log-Lévy model proposed by Schertzer and Lovejoy in 1987 [22]:

$$\zeta(q) = qH - \frac{C_1}{(\alpha - 1)}(q^\alpha - q) \quad (11)$$

where H is the Hurst exponent. The parameter C_1 is the fractal co-dimension measuring the mean intermittency: the larger C_1 , the more the signal is intermittent. Furthermore, $0 < C_1 < d$ with d the dimension space (here $d = 1$). The multifractal Lévy parameter $0 < \alpha < 2$ inquires on the degree of multifractality i.e., how fast the inhomogeneity increases with the order of the

moments. Furthermore, $\alpha = 0$ corresponds to the monofractal case and $\alpha = 2$ corresponds to the multifractal log-normal case.

In this chapter, we consider the log-normal model that provides a reasonable fit for the scaling exponent of data considered. In [24], the log-stable is considered for the global solar radiation data.

3. Results

In this chapter, we present analysis results from multiple time series sampled at different sampling rates and at different places. The atmospheric wind speed u was measured with a sampling frequency of 20 Hz during 40 h, on the wind energy site production of Petit-Canal in Guadeloupe an island located at $16^{\circ}15'N$ latitude and $60^{\circ}30'W$ longitude. The wind power output P was measured at the same place, with a sampling frequency of 1 Hz over a one-year period. A 10 MW wind farm delivers this wind power output. The global solar radiation measurements G was collected with a sampling frequency of 1 Hz over a one-year period, at the University site of Pointe-à-Pitre in Guadeloupe. The flow velocity measurements were generated from the facilities of the wave and current flume tank of IFREMER (French Research Institute for Exploitation of the Sea) in Boulogne-sur-mer (North of France). The data are collected with a sampling frequency of 100 Hz. **Figure 5** illustrates extract of signals considered. All the signals fluctuate over a large range scales showing the intermittent nature of sustainable resources and energy considered in this study.

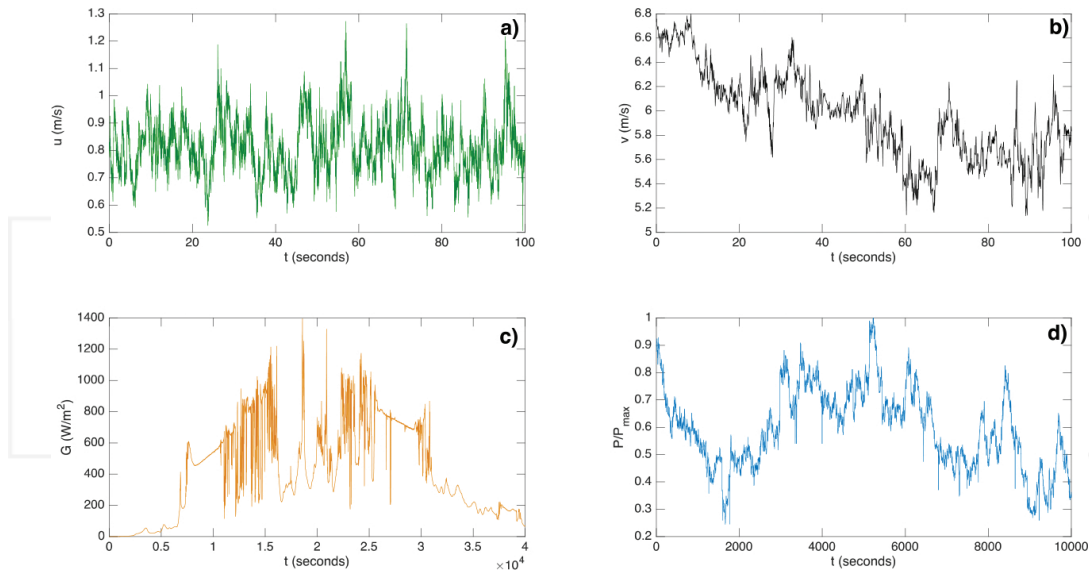


Figure 5. Examples of extract of signal considered: (a) flow velocity u , (b) atmospheric wind speed, (c) global solar radiation G , (d) normalized wind power output delivered by a wind farm. All the signals display strong fluctuations at all scales.

3.1. Fourier analysis of sustainable energy data and $-5/3$ Kolmogorov spectrum

The Fourier power spectral density separates and measures the amount of variability occurring in different frequency bands. In this section, the Fourier power spectral densities are estimated for our database in order to detect scale invariance. For a scale invariant signal, the following scaling power law is obtained over a range of frequency f :

$$E(f) \approx f^{-\beta} \quad (12)$$

where β is the exponent spectral.

Figure 6 shows the Fourier power spectral densities of databases described above, compared to the $-5/3$ Kolmogorov spectrum (red straight line), log-log representation. The spectra computed follow a power law of the $f^{-\beta}$ with β close to $5/3$. As expected, the atmospheric wind and the flow velocity spectra demonstrate a scaling behaviour for the respective frequencies from about $f = 0.1$ – 10 Hz and $f = 0.1$ – 50 Hz with $\beta = 1.67$ close to the $5/3$ Kolmogorov value [4, 25]. This is consistent with the values obtained for the inertial range in previous studies [26–28]. The wind power output spectrum displays a power law with $\beta = 1.68$ close to the $5/3$ Kolmogorov value, for frequencies from about $f = 10^{-4}$ to 0.5 Hz. In 2007, Apt has shown that the wind power output from a wind turbine, follows a Kolmogorov spectrum over more than four orders of magnitude in frequency [29]. In [30], we show the wind power output spectrum with an exponent spectral close to the $5/3$ value, which is observed for particular conditions.

The global solar radiation spectrum shows also a power law behaviour with $\beta = 1.66$ close to the $5/3$ Kolmogorov value for frequencies from about $f = 0.7 \times 10^{-4}$ to 0.07 Hz. This scale invariance is indirectly linked to scale invariance of cloud field transported by atmospheric turbulence. In [31], a power law is also observed for the spectrum of cloud radiances obtained

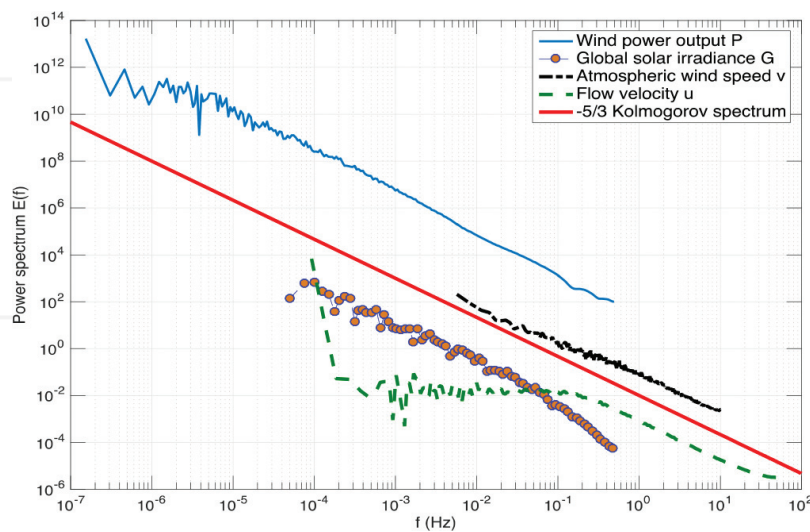


Figure 6. The Fourier power spectral densities for each dataset, compared with the $-5/3$ Kolmogorov spectrum.

from ground-based photography: the exponent spectral $\beta = 1.67$ is observed for clouds over ocean.

In summary, the spectra of sustainable data considered in this study, display power law behaviour with an exponent spectral close to the 5/3 Kolmogorov value. The slight difference with the exact 5/3 value is usually caused by intermittency effects [5, 22].

Furthermore, the Fourier power spectrum is a second order statistic providing information on medium level fluctuations, and consequently, its slope is not sufficient to fully describe a scaling process. Multifractal analysis is a natural generalization to fully study the scaling behaviour of a nonlinear phenomenon using, for example, the q th order structure functions.

3.2. Multifractal analysis of sustainable energy data

In order to qualify the nature of scaling behaviour (monofractal or multifractal), a multifractal analysis using q th order structure functions is applied to sustainable energy data to determine the scaling exponents $\zeta(q)$. For each dataset, the structure functions are computed on the temporal increments Δx as defined above. The details concerning the scale range of τ and q are given in the following references [24, 32–34]. As shown in [24, 32–34], the straight lines of structure functions indicate that the scaling of the relationship is well respected. Consequently, the scaling exponents $\zeta(q)$ are extracted from the slopes of the straight lines using a linear regression. **Figure 7** represents the scaling exponents $\zeta(q)$ corresponding to each dataset compared with a model proposed by Kolmogorov, the linear model K41, $\zeta(q) = q/3$. We can see that the scaling exponents $\zeta(q)$ obtained are nonlinear and concave. This highlights the

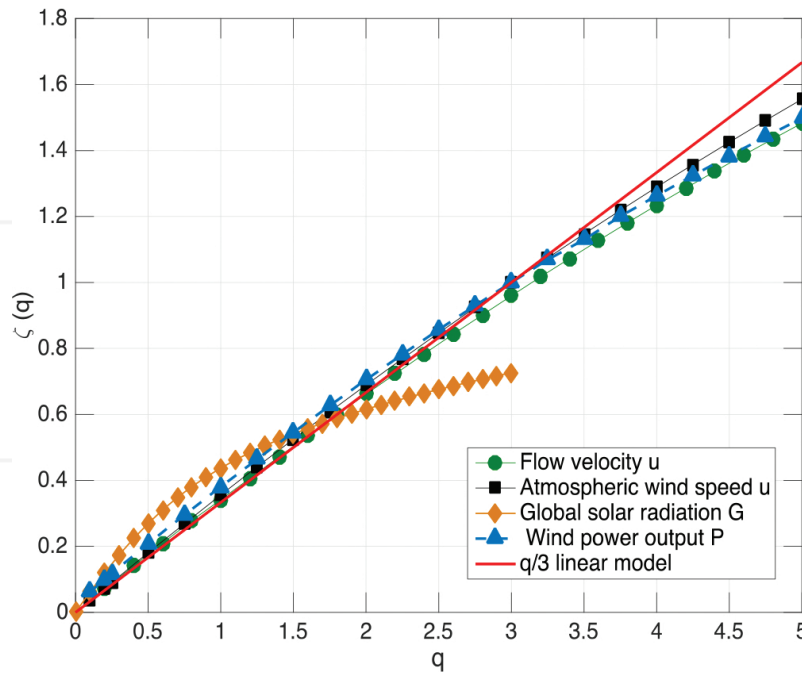


Figure 7. The scaling exponent functions $\zeta(q)$ for each dataset compared with the linear non-intermittent K41 model.

	H	$\zeta(2)$	μ
Flow velocity u	0.34	0.66	0.02
Atmospheric wind speed v	0.35	0.68	0.02
Wind power output P	0.38	0.70	0.06
Global solar radiation G	0.43	0.61	0.25

Table 1. Hurst exponent $H = \zeta(1)$, $\zeta(2)$ linked to the exponent spectral by $\zeta(2) = \beta - 1$ and the intermittency parameter μ estimated for each dataset.

multifractal and intermittent character of considered sustainable data here. Furthermore, the degree of concavity gives an indication on the degree of intermittency: the more concave the scaling exponent curve is, the more intermittent the process. We recall that the intermittency parameter can be estimated by $\mu = 2\zeta(1) - \zeta(2)$ with $0 < \mu < 1$. **Table 1** draws up some parameters for each dataset: H the Hurst exponent, $\zeta(2)$, and the intermittency parameter μ .

As shown in **Figure 6** and indicated in **Table 1**, the global solar radiation G is the most intermittent.

4. Conclusion

This work highlights the intermittency and the scale invariance properties of flow velocity u , atmospheric wind speed v , wind power output P and global solar radiation G data, at all intensities and at all scales, in the fully developed turbulence framework.

We have shown for all datasets over the period encountered:

- The presence of a scaling regime or power law correlation of the form $f^{-\beta}$ over a broad range of time scales, in the Fourier space. The exponent spectral β is close to the exact $5/3$ Kolmogorov value for all the datasets.
- The nature of the scaling behaviour for each dataset is determined using q th order structure functions analysis. The nonlinearity and the concavity of the scaling exponent functions $\zeta(q)$ obtained reveal the intermittent and the multifractal properties of datasets considered in this manuscript. This could result from the complex interaction of the turbulent atmospheric and the energy converter systems such as, for example, wind turbine.

With the increase in sustainable energies, a good knowledge of their nonstationary and intermittent properties is crucial. The fully developed turbulence framework is a relevant frame to analysis stochastic processes such as those considered in this manuscript. It allows providing a sharp description of fluctuations of processes at all scales and at intensities. The Hurst and the intermittency parameters can be used in stochastic simulations based on multifractal cascade model, as performed in [33]. Here, with a dynamical modelling of fluctuations sustainable energy considered, the interest could be, for instance, to test the stability evaluation of electricity grid.

Author details

Rudy Calif^{1*}, François G. Schmitt² and O. Durán Medina²

*Address all correspondence to: rcalif@univ-ag.fr

1 Laboratory in Geosciences and Energies, University of Antilles, France

2 Laboratory in Geosciences and Oceanology, CNRS & University of Lille, Wimereux, France

References

- [1] Seuront L and Schmitt FG: Intermittency. In Baumert H, Simpson J and Sündermann J editors. *Marine Turbulences: Theories, Observations and Models*. Cambridge, Royaume-Uni Press; 2005. pp. 66–78
- [2] Tarroja B, Mueller F and Samuelsen S: Solar power variability and spatial diversification: implications from an electric grid load balancing perspective. *International Journal of Energy Research*. 2013; **37**: 1002–1016. doi:10.1002/er.2903
- [3] Batchelor GK and Townsend AA: The nature of turbulent motion at large wave-numbers. *Proceedings of the Royal Society of London A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*. 1949; **199**: 238–255. doi:10.1098/rspa.1949.0136
- [4] Kolmogorov AN: The local structure of turbulence in incompressible viscous fluid for very large Reynolds numbers. *Doklady Akademii Nauk SSSR*. 1941; **30**: 301–305
- [5] Frisch U: *Turbulence: the legacy of AN Kolmogorov*. Cambridge, Royaume-Uni Press; 1995. 312 p. ISBN 978-0521457132
- [6] Sreenivasan KR and Antonia RA: The phenomenology of small-scale turbulence. *Annual Review of Fluid Mechanics*. 1997; **29**: 435–472. doi:10.1146/annurev.fluid.29.1.435
- [7] Bottcher F, Barth S, Peinke J: Small and large scale fluctuations in atmospheric wind speeds, *Stochastic Environmental Research Risk*, 2007; **21**: 299–308. doi:10.1007/s00477-006-0065-2
- [8] Lohse D, Xia KQ: Small-scale properties of turbulent Rayleigh-Bénard convection. *Annual Review of Fluid Mechanics* 2010; **42**: 335–364. doi:10.1146/annurev.fluid.010908.165152
- [9] Ghashghaie S, Breymann W, Peinke J, Talkner P, Dodge Y: Turbulent cascades in foreign exchange markets. *Nature*. 1996; **381**: 767–770. doi:10.1038/381767a0
- [10] Schmitt FG, Schertzer D, Lovejoy S: Multifractal analysis of foreign exchange data. *Applied Stochastic Models and Data Analysis*. 1999; **15**: 29–53. doi:10.1002/(SICI)1099-0747(199903)15:1<29::AID-ASM357>3.0.CO;2-Z

- [11] Calvet L, Fisher A: Multifractality in asset returns: theory and evidence. *Review Economics and Statistics*. 2002; **84**: 381–406. doi:10.1162/003465302320259420
- [12] Ivanov P, Bunde A, Amaral L, Havlin S, Fritsch-Yelle L, Baevsky R, Stanley H, Goldberger A: Sleep-wake differences in scaling behavior of the human heartbeat: Analysis of terrestrial and long-term space flight data. *Europhysics Letters*. 1999; **48**: 594–600
- [13] Schertzer D and Lovejoy S: Physical modeling and analysis of rain and clouds by anisotropic scaling multiplicative processes. *Journal of Geophysical Research*. 1987; **92**: 9693–9714. doi:10.1029/JD092iD08p09693
- [14] Venugopal V, Roux SG, Foufoula-Georgiou E, Arnéodo A: Scaling behavior of high resolution temporal rainfall: new insights from a wavelet-based cumulant analysis. *Physics Letters A*. 2006; **348**: 335–345. doi:10.1016/j.physleta.2005.08.064
- [15] Kantelhardt J, Koscielny-Bunde E, Rybski D, Braun P, Bunde A, Havlin S: Long-term persistence and multifractality of precipitation and river runoff. *Journal of Geophysical Research*. 2006; **111**: 1–13. doi:10.1029/2005JD005881
- [16] Mauas PJD, Flamenco E, Buccino AP: Solar forcing of the stream flow of a continental scale South American river. *Physical Review Letters*. 2008; **101**: 168501. doi:10.1103/PhysRevLett.101.168501
- [17] Richardson LF: *Weather Prediction by Numerical Processes*, 2nd ed. Cambridge, Royaume-Uni Press; 1922. 262 p. ISBN 978-0-521-68044-8
- [18] Yaglom AM: The influence of fluctuations in energy dissipation on the shape of turbulence characteristics in the inertial interval. *Soviet Physics Doklady*. 1966; **11**: 26 p.
- [19] Mandelbrot B: *The Fractal Geometry of Nature*. Macmillan; London, Royaume-Uni 1982.
- [20] Mandelbrot BB and Van Ness JW: Fractional Brownian motions, fractional noises and applications. *SIAM Review*. 1968; **10(4)**: 422–437. doi:10.1137/1010093
- [21] Marshak A, Davis A, Cahalan R and Wiscombe W: Bounded cascade models as nonstationary multifractals. *Physical Review E*. 1994; **49**: 55–69. doi:10.1103/PhysRevE.49.55
- [22] Schertzer D, Lovejoy S, Schmitt F, Chigirinskaya Y and Marsan D: Multifractal cascade dynamics and turbulent intermittency. *Fractals*. 1997; **5(03)**: 427–471. doi:10.1142/S0218348X97000371
- [23] Frisch U, Sulem PL, Nelkin M: A simple dynamical model of intermittent fully developed turbulence. *Journal of Fluid Mechanics*. 1968; **87**: 719–736. doi:10.1017/S0022112078001846
- [24] Calif R, Schmit FG, Huang Y and Soubdhan T: Intermittency study of high frequency global solar radiation sequences under a tropical climate. *Solar Energy*. 2013; **98**: 349–365. doi:10.1016/j.solener.2013.09.018

- [25] Obhukov AM: Energy distribution in the spectrum of turbulent flow. *Izvestiya Akademii Nauk SSSR, Seriya Geologicheskaya*. 1941; **5**: 453–466.
- [26] Schmitt F, Schertzer D, Lovejoy S and Brunet Y: Estimation of universal multifractal indices for atmospheric turbulent velocity fields. *Fractals*. 1993; **1**: 568–575. doi:10.1142/S0218348X93000599
- [27] Katul G and Chu CR: A theoretical and experimental investigation of energy-containing scales in the dynamic sublayer of boundary-layer flows. *Boundary-Layer Meteorology*, 1998; **86**: 279–312. doi:10.1023/A:1000657014845
- [28] Lauren MK, Menabde M, Seed AW and Austin GL: Characterisation and simulation of the multiscaling properties of the energy-containing scales of horizontal surface-layer winds. *Boundary-Layer Meteorology*. 1999; **90**: 21–46. doi:10.1023/A:1001749126625
- [29] Apt J: The spectrum of power from wind turbines. *Journal of Power Sources*. 2007; **169**: 369–374. doi:10.1016/j.jpowsour.2007.02.77
- [30] Calif R, Schmitt FG, Huang Y and Medina O: Hurst exponent, multifractal spectrum and extreme events versus the installed capacity of wind farms, submitted.
- [31] Sachs D, Lovejoy S and Schertzer D: The multifractal scaling of cloud radiances from 1m to 1km. *Fractals*. 2005; **10**: 253–264. doi:10.1016/j.jhydrol.2005.02.042
- [32] Calif R and Schmitt FG: Modeling of atmospheric wind speed sequence using a lognormal continuous stochastic equation. *Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics*. 2012; **109**: 1–8. doi:10.1016/j.jweia.2012.06.002
- [33] Calif R, Schmitt FG and Huang Y: Multifractal description of wind power fluctuations using arbitrary order Hilbert spectral analysis. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 2013; **392**: 4106–4120. doi:10.1016/j.phisa.2013.04.038
- [34] Medina OD, Schmit FG and Calif R: Multiscale Analysis of Wind Velocity, Power Output and Rotation of a Windmill. *Energy Procedia*. 2015; **76**: 193–199. doi:10.1016/j.egypro.2015.07.897

INTECH

Multi-scale correlations between synchronized power and wind measurements: a way to characterize turbulent effect in a scale invariant way

O. Durán Medina*, F.G.Schmitt†, R.Calif‡

*Lab. Oceanology and Geosciences UMR LOG 8187
Lille 1 University, 28 Av. Foch, 62930 Wimereux, France
E-mail: olmo.duran-medina@ed.univ-lille1.fr

†Lab. Oceanology and Geosciences UMR LOG 8187
CNRS, Wimereux, France
E-mail: francois.schmitt@cnrs.fr

‡E.A. 4935 Laboratoire LARGE, Université des Antilles
Fouillole 97157 Pointe-à-Pitre, France
E-mail: rcalif@univ-ag.fr

Abstract

The growing demand of energy and a new conscience in environmental issues are the basis for a emergent sustainable energetic model. The wind energy has in this context a special focus on its improving performance. The ongoing efforts to develop more efficient wind turbines faces the discontinuity problem of the electric power. These large fluctuations also called intermittency, are manifested at different scales and are inherent to the turbulent wind nature. The property of wind intermittency is well known the framework of multifractal turbulence. In this work, we aim to have a better understanding of the relationship of wind output and power output of a wind turbine situated in Denmark, providing simultaneous data with a sampling frequency of 37.5 Hz. A stochastic approach is used in order to characterize this wind-power relationship: Fourier analysis, Mean Square Coherence and the structure functions. Furthermore, considering the existence of local correlations between the input and the output of a wind turbine, we apply as well an Empirical Mode Decomposition joined to the Time-dependent Intrinsic Correlation methods. The observed local correlations will put some light on complex dynamics in a multi-scale way presented in generating wind power.

Index Terms

Turbulence; multiscale; intermittency; wind energy; local correlation

Table 1. Technical specifications.

NKT500/41	
Generator	500 kW 4 poles, 690 V
Rotor diameter (D)	41.1 m
Hub height	36.0 m
No. of blades	3
Swept area	1,325 m ²
Rotational speed (R)	27.1 rpm
Cut-out wind speed	4.0-25.0 m/s
Sample rate	35.7 Hz

1. Introduction

The wind energy production raises as one of the solutions in the framework of an anthropogenic climate change. The improving of this technology receive nowadays many political support. From earlier studies, we know that wind speed and the aggregate power output are intermittent and multifractal over a wide range of scales [1]. Here, we consider the relation between velocity and power output with a synchronous wind turbine database. The database is a wind turbine NTK 500/41 situated in Denmark [2]. The technical specifications are presented in Table 1. Due to the sampling of the data, we focus on 43 hours of the recorded data during April 2006.

An example of the recorded data is shown in fig. 1. The data sample frequency is high if it is compared to the 10 min. data average regarding the IEC, 200b recommendations [3].

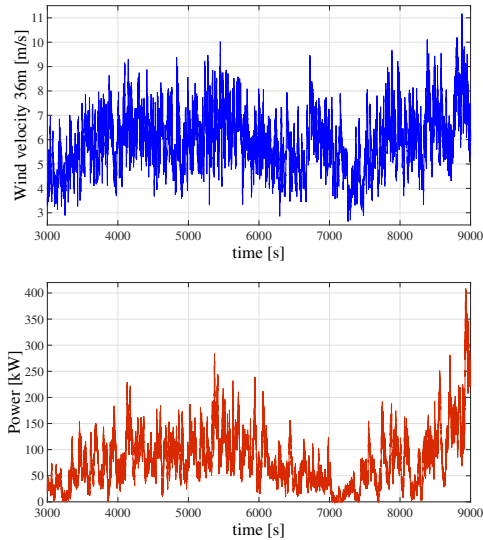


Figure 1. A 50 min. or 9000 sec. dataset chosen as example: wind speed and power production.

2. Multiscaling properties of the fluctuations

In this section, we show the statistical properties of the considered data. We apply a classic Fourier transform and a multi-scaling analysis through the EMD method and structure functions.

2.1. Scaling power spectra

In the framework of fully developed turbulence with high Reynolds number in the atmospheric boundary layer ($\sim 10^8$), there exist a development of an energy cascade also called the Richardson-Kolmogorov energy cascade from large to small scales [4]. With the hypothesis of homogeneous and isotropic turbulence, Kolmogorov and Obukhov (1941) assumed that the power spectral density of the velocity will be a power law of slope $-5/3$ in a certain frequencies range. This power law behavior in a turbulent flow represents the multi-scale and invariant kinetic energy transfer. On the inertial range between the large injection scale (several tens of hundreds of meters) and the dissipative scale (of the order of millimeters), wind speed fluctuations are scaling following:

$$E(f) = f^{-\beta} \quad (1)$$

Where f is the frequency and β is the spectral exponent, close to $5/3$ for Kolmogorov turbulence.

For certain conditions, the intermittency properties are transferred to the power output possessing as well, very large fluctuations that can lead to mechanical stress and result in substantial voltage swings at the terminals.

Fig.2 shows the power spectra of three time series: wind speed, rotor rotation and the power production. We do not observe the five third theoretical

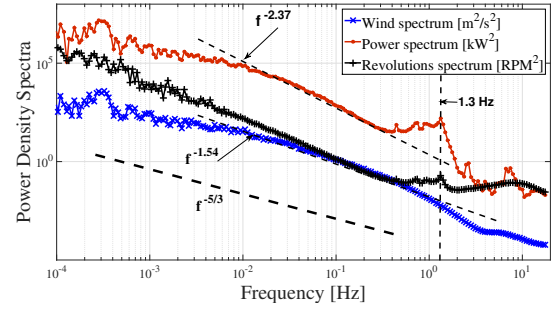


Figure 2. Power Spectral Density of wind, rotor revolutions and power output. The slope of the reference dashed line is $-5/3$.

slope in the wind spectrum, there exist a 1.54 power law for a frequency range of $0.01 \leq f \leq 0.5$. On the other hand, we do not found neither this power law for the production spectrum, the slope correspond to a 2.37 power law with a pic situated at $1.3 Hz$ frequency. In recent works, we have observed that the Direct Drive wind turbines presented the $5/3$ power law on both spectra [5]. We can make the hypothesis that the 2.37 power law could be caused by the gear box. The peak frequency presented in the spectra ($1.3 Hz$) could correspond to the rotor frequency.

2.2. Method: Empirical Mode Decomposition

Empirical Mode Decomposition (EMD) and Hilbert-Huang transform belong to a same method that has been introduced 16 years ago by Norden Huan [6]. The method decomposes nonlinear, non-stationary time series into a sum of different time series called modes, each one being narrow-banded and having a characteristic frequency [6]. The modes are called Intrinsic Mode Functions (IMFs) and satisfy the following two conditions :

- i) the difference between the number of local extrema and the number of zero-crossings must be zero or one;
- ii) the running mean value of the envelope defined by the local maxima and the envelope defined by the local minima is zero.

Each IMF has a characteristic scale which is the mean distance between two successive maxima (or minima). After the decomposition, the Hilbert-Huang transform is then introduced to each mode time series separately. This way, Hilbert space power spectra are estimated, that are similar to Fourier power spectra.

Through EMD method (Fig.3), we are able to get access to different times scales composing the original time series knowing that the sum of each IMF mode is equal to the original signal. Huang et al. [7] is the first application of this approach to homogeneous turbulence time series where each mode is associated to dissipation, inertial range and

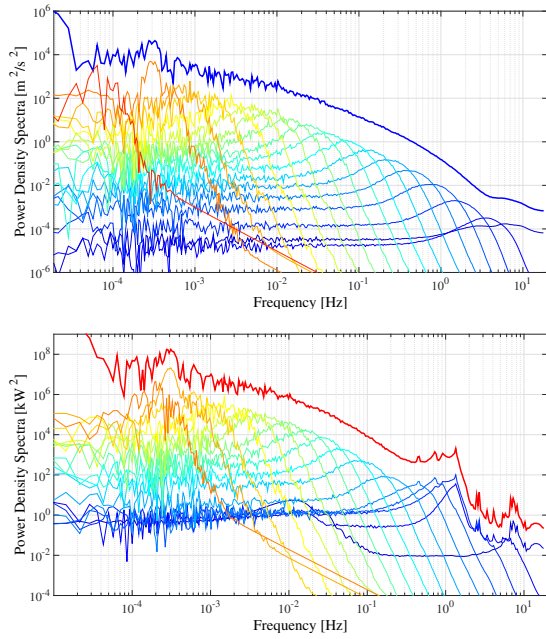


Figure 3. A empirical mode decomposition (EMD) applied to wind speed (up) and power production (down).

integral scales. Another application to this method is to get the intermittency properties as we will discuss in the next section.

2.3. Intermittency through the Arbitrary order Hilbert spectral analysis

Since the 1980s, wind fluctuations are recognized to produce multifractal statistics, classically studied by considering the structure function $\langle |\Delta V_\tau|^q \rangle$, moments of order $q \geq 0$ [8]. $|\Delta V_\tau| = |V(t + \tau) - V(t)|$ ($\langle \cdot \rangle$ means statistical average). If the time increment τ belongs to the inertial range, these moments are scaling of the form [8], [9]:

$$\langle |\Delta V_\tau|^q \rangle \approx \tau^{\zeta(q)} \quad (2)$$

where $\zeta(q)$ is the moment function. This function is non linear and concave and characterize the scale-invariant properties of intermittency. There exist a similar intermittency function using the EMD-HSA transform. The Hilbert spectrum $H(\omega, t)$ represents the original signal at the local level. This can be used to define the joint probability density function (PDF) $p(\omega, A)$ of the frequency $[\omega_i]$ and amplitude $[A_i]$, which are extracted from all modes together. The Hilbert marginal spectrum is then rewritten as :

$$h(\omega) = \int_0^\infty p(\omega, A) A^2 dA \quad (3)$$

This definition corresponds to a second statistical moment. Then, we can naturally generalize eq.3 into arbitrary moments :

Table 2. Intermittency parameters.

Data	μ	H
Wind speed	0.0103	0.225
Rotor RPM	0.0241	0.213
Power output	0.0013	0.259

$$L_q(\omega) = \int_0^\infty p(\omega, A) A^q dA \quad (4)$$

where $q \geq 0$ and $h(\omega) = L_q(\omega)$ [7]. In the inertial range, we assume the following scaling relation

$$L_q(\omega) = \omega^{-\xi(q)} \quad (5)$$

where $\xi(q)$ is the corresponding scaling exponent function in the amplitude-frequency space. Eq.4 provides a new way to estimate the scaling exponents, where, according to dimensional analysis, $\xi(q) - 1$ can be compared to $\zeta(q)$. We can observe the direct application of this methodology in Fig.4. We use a form $\zeta(q) = (H + \frac{\mu}{2})q - \frac{\mu}{2}q^2$ where $H = \zeta(1)$ is the Hurst index and $\mu = 2H - \zeta(2)$ the intermittency parameter. The larger μ , the more intermittent the time series is. Fig.4 shows as well a linear function qH for comparison where H is the Hurst parameter is defined as $H = \zeta(1)$. The table 2 provides information about the coefficients. The power intermittency curve is close to its linear function qH , the gear box seems to smooth the wind fluctuations if we consider that the coefficient μ related to the wind speed is higher than power intermittency parameter. We observe in the other way that the higher coefficient corresponds to the rotor rotation speed with a value around 0.0241. The three μ parameters coming from a Direct Drive Wind turbine seems to present higher intermittency than gear box technology [5]. It could mean that multiscale fluctuations are reduced depending on the wind turbine technology.

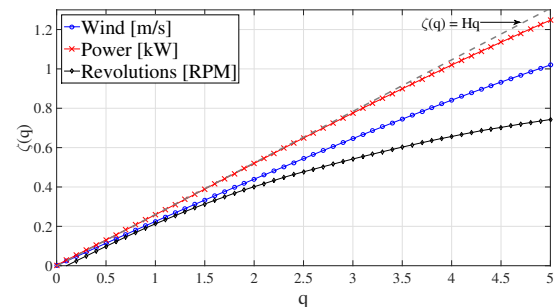


Figure 4. Moment function $\zeta(q)$ estimated for wind speed, revolution rotation and power production.

3. Multiscaling correlations of wind speed vs. power output

In this section, we use methods for nonlinear and non-stationary analysis. We consider interactions between the input and the output of the wind turbine. We aim to realize a correlation analysis in a multiscale way.

3.1. Mean Square Coherency

The cospectrum is the Fourier transform of the covariance function. The MSC spectrum calculated from the cospectrum returns real values between 0 and 1 to indicate how well two time series $x(t)$ and $y(t)$ match one with another. This function is defined as :

$$\gamma_{xy}^2 = \frac{|P_{xy}(f)|^2}{P_{xx}(f)P_{yy}(f)} \leq 1 \quad (6)$$

In which P_{xy} is the cross-power spectral density of $x(t)$ and $y(t)$ and, P_{xx} and P_{yy} the related power spectral densities. It satisfies for all f , $0 \leq \gamma^2 \leq 1$. For an ideal linear system with a single input $x(t)$ and single output $y(t)$, the coherence will be equal to one. Nevertheless, the physical signals are rarely a linear system, the noise is inherent to the physical measurement. If the MSC is equal to zero, it is an indication that $x(t)$ and $y(t)$ are unrelated.

For high sampling frequency, Fig.5 presents a high correlation for large scales, this correlation is lost after a time scale of around $f \approx 2.10^{-3}$ Hz. This value is close to that obtained in [1] observed for a cluster of wind turbines.

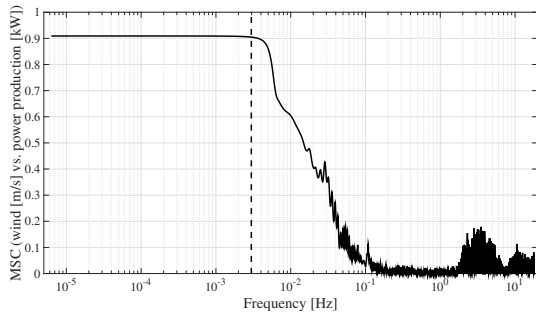


Figure 5. Mean Square Coherency between wind speed and power. For large scales ($f < 2.10^{-3}$ Hz), the proportionality is close to one. Then it decreases rapidly to reach zero value at 10^{-1} Hz, hence 10 sec.

3.2. Method: Time-dependent Intrinsic Correlation

When a classic correlation is applied to a non-stationary time series, the obtained cross correlation information can be misleading since it does not reveal possible localized correlations events [10].

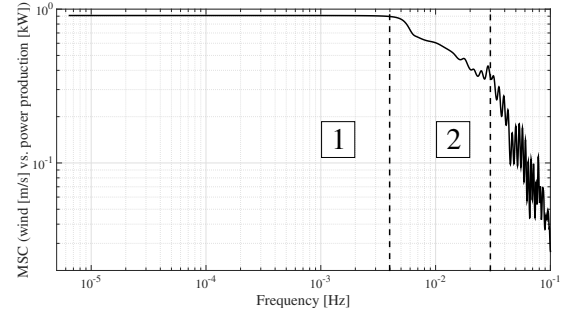


Figure 6. Mean Square Coherency in log scale applied for wind speed and power production.

An alternative way, consistent with the possible non-stationarity of the time series, is to estimate the cross correlation coefficient by using a sliding window or a scale dependent correlation technique. But the main problem of these techniques is to determine how large the window should be [10]. Time series from natural sciences possess fluctuations in a whole range of scales, and the data characterization must take into account this scale question [6], [10]. The estimation of the cross correlation between time series, in a multi-scale framework, may use a window based on the local characteristic scale given by the data itself. Recently, Chen et al. (2010) [10] proposed to use the EMD to estimate an adaptive window in order to calculate a so-called time-dependent intrinsic correlation (TDIC).

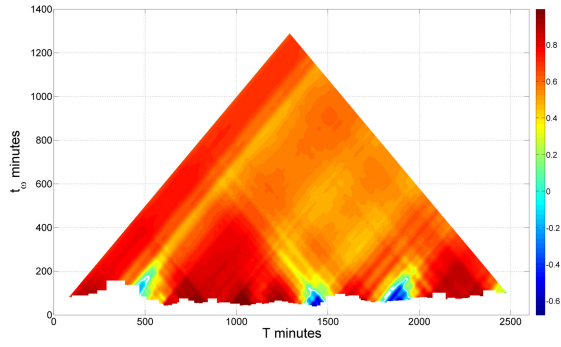
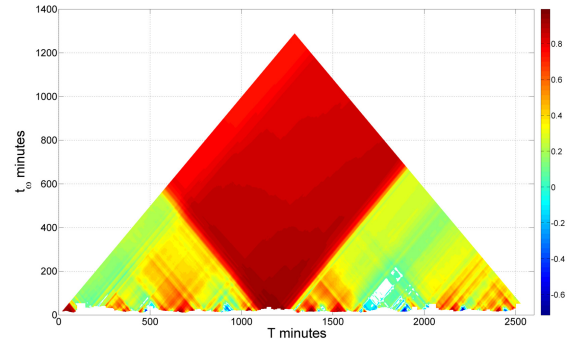
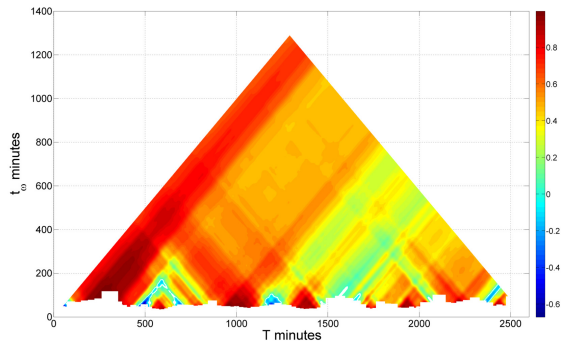
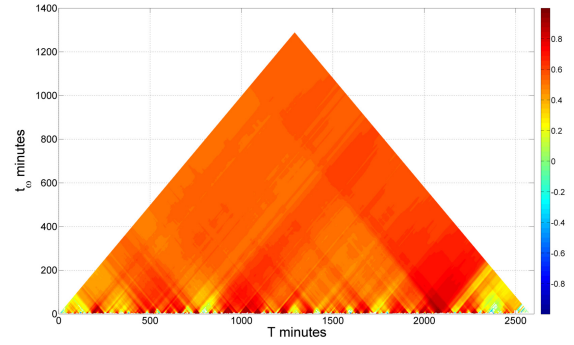
The TDIC of each pair of IMFs is defined as follows:

$$R_{ij}(t_k^n | t_w^n) = \text{Corr}(C_{1,i}(t_w^n) C_{2,j}(t_w^n)) \quad (7)$$

where R_{ij} at any t_k , Corr is the cross correlation coefficient of two time series and the sliding window is $t_w^n = [t_w - nt_d/2 : t_k + nt_d/2]$. The minimum sliding window size for the local correlation estimation is chosen as $t_d = \max(T_{1i}(t_k), T_{2j}(t_k))$, where T_{1i} and T_{2j} are the instantaneous periods $T = \omega^{-1}$, and n is any positive real number. The efficiency of this approach to characterize the relation between two time series for several problems has been shown in [10] and applied recently in Huang and Schmitt [11].

The EMD method is required for TDIC application. The wind speed and power time series are decomposed in modes (IMFs) and we estimate each mean frequency f_m . We apply the program on IMFs functions with the aim to generate a TDIC cross-correlation graphic for each pair of mode in which the mean frequencies f_m are close.

One important difficulty on the time-dependent intrinsic correlation (TDIC) application is that the time calculation is not negligible due to adaptive windows based on the local characteristic scale given by the data itself. TDIC correlation iteration can handle about 10,000 points per iteration. For this reason, we need to resample the high frequency data to

Figure 7. Mean frequency $f_m \approx 1.15 \cdot 10^{-4} Hz$ Figure 9. Mean frequency $f_m \approx 3.4 \cdot 10^{-4} Hz$ Figure 8. Mean frequency $f_m \approx 1.45 \cdot 10^{-4} Hz$ Figure 10. Mean frequency $f_m \approx 2.53 \cdot 10^{-3} Hz$

a one minute sampling. Indeed, 43 hours at 37.5 Hz represents approximately 50,000 datapoint. We focus on the two zones defined in Fig. 6.

The color bar gives information about correlation. It indicates positively correlated in red (+1) meanwhile a negatively correlated (-1) is shown in blue. The vertical axis represents the sliding size window (in minutes) where correlations can be observed and the horizontal axis shows the accurate correlations time Fig.7. The white regions on the triangle represents zones where data do not pass a Student statistical test applied on both time series [10], [11]. For example, if both maxima values occur at the same time, we obtain red color surfaces. In the other hand if the maxima value of power is in phase with the minima value of wind speed for one IMFs (see 2.2), it results in a blue color surface.

In the zone 1, for $f < 2 \cdot 10^{-3} Hz$, the MSC (see section 5) shows a value close to one that corresponds to high correlation between wind speed and power time series. This information is given as well by the red color observed on the top of the TDIC triangle under the window $t_\omega \approx 1350 min$. The global correlation shows nevertheless, in Figures 7,8,9 a loss of correlation in the lowest time scales (on the triangle basis). First, in Fig. 7, there exist uncorrelated zones under the time scale $t_\omega \approx 200 min$. We observe next in Fig. 8, the same color on the top of the triangle but we find as well zero correlation progression until arriving to $t_\omega \approx 800$

minutes. The basis of the TDIC triangle Fig. 9 under $t_\omega = 800$ is nearly zero correlated.

In the zone 2, for $2 \cdot 10^{-3} Hz < f < 1.5 \cdot 10^{-2} Hz$, the top of the triangle is orange color (Fig. 10,11), it means a global loss of the initial correlation (for $f = 2 \cdot 10^{-3} Hz$). We observe an analogous behavior where the loss of correlation is progressive that corresponds to the information given by the MSC in Fig. 6. However, we are able to locally observe this zero correlation progression thanks to this method. TDIC method is a very useful method for the understanding of global and local interactions between two non-linear time series.

4. Conclusion

We find in the wind spectrum a slope close to 1.5 for a frequency range of $0.01 \leq f \leq 0.5$. This power law is not found for the production spectrum. In recent works, we have observed that the Direct Drive wind turbines presented the 5/3 power law on both spectra. We can state the hypothesis that the 2.37 power law could be caused by the gear box. The peak frequency presented in the spectra (1.3 Hz) could correspond to the rotor frequency. The MSC shows a high correlation at a value around 0.9 in the lowest frequencies (time scale between 6 min. to 43 hours). Besides, TDIC triangle shows in the same frequency range, local anti-correlation zones that evolves from the basis until reaching a bigger

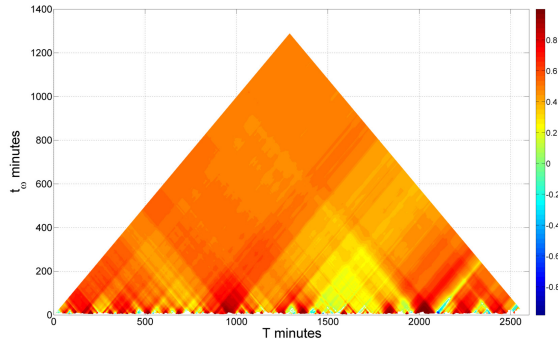


Figure 11. Mean frequency $f_m \approx 1.2410^{-3}$

zero correlated surface under $t_w \approx 800$ min. After this time scale, we observe a rapidly loss of correlation. However, we observe a pattern where this correlation decreases corresponding to a multiple zero correlations in the basis of the TDIC triangle. Further works will focus on the understanding of those zones and on the possible existence of the observed patterns in other wind turbines in order to get access to the non-linear interactions between the incoming wind and the wind power production.

Acknowledgments

The authors would like to thank Yongxiang Huang for discussions on the HSA and TDIC methods and for providing the codes. TDIC code can be downloaded here:
http://www.fg-schmitt.fr/EMD_and_multifractals.html

References

- [1] R. Calif and F. G. Schmitt, "Multiscaling and joint multiscaling description of the atmospheric wind speed and the aggregate power output from a wind farm," *Nonlinear Processes in Geophysics*, vol. 21, no. 2, pp. 379–392, 2014.
- [2] K. S. Hansen, K. Helgesen Pedersen, and U. Schmidt Paulsen, "Online wind turbine measurement laboratory," in *2006 European Wind Energy Conference and Exhibition*, 2006.
- [3] T. Burton, D. Sharpe, N. Jenkins, and E. Bossanyi, *Wind energy handbook*. John Wiley & Sons, 2001.
- [4] S. B. Pope, *Turbulent flows*. Cambridge University Press, 2000.
- [5] O. D. Medina, F. G. Schmitt, and R. Calif, "Multiscale analysis of wind velocity, power output and rotation of a windmill," *Energy Procedia*, vol. 76, pp. 193–199, 2015.
- [6] N. E. Huang, Z. Shen, and S. R. Long, "A new view of nonlinear water waves: The Hilbert spectrum," *Annual Review of Fluid Mechanics*, vol. 31, no. 1, pp. 417–457, 1999.
- [7] Y. Huang, F. G. Schmitt, Z. Lu, and Y. Liu, "An amplitude-frequency study of turbulent scaling intermittency using empirical mode decomposition and Hilbert spectral analysis," *EPL (Europhysics Letters)*, vol. 84, no. 4, 40010, 2008.
- [8] U. Frisch, *Turbulence: the legacy of AN Kolmogorov*. Cambridge University Press, 1995.
- [9] F. G. Schmitt, "Gusts in intermittent wind turbulence and the dynamics of their recurrent times," in *Wind Energy, Proceedings of the Euromech Colloquium*, edited by J. Peinke, P. Schaumann and S. Barth. Springer, 2007, pp. 73–79.
- [10] X. Chen, Z. Wu, and N. E. Huang, "The time-dependent intrinsic correlation based on the empirical mode decomposition," *Advances in Adaptive Data Analysis*, vol. 2, no. 02, pp. 233–265, 2010.
- [11] Y. Huang and F. G. Schmitt, "Time dependent intrinsic correlation analysis of temperature and dissolved oxygen time series using empirical mode decomposition," *Journal of Marine Systems*, vol. 130, pp. 90–100, 2014.

Correlation between synchronised power and flow measurements, a way to characterize turbulence effects on a marine current turbine

O. Durán Medina*, F.G. Schmitt[†], R. Calif[‡], G. Germain[§] and B. Gaurier[§]

*Lab. Oceanology and Geosciences UMR LOG 8187

Lille 1 University, 28 Av. Foch, 62930 Wimereux, France

E-mail: olmo.duran-medina@ed.univ-lille1.fr

[†]Lab. Oceanology and Geosciences UMR LOG 8187

CNRS, Wimereux, France

E-mail: francois.schmitt@cnrs.fr

[‡]EA 4935 LARGE (Geosciences and Energy), Université des Antilles,

Campus de Fouillole, 97157 Pointe-à-Pitre, France

E-mail: rcalif@univ-ag.fr

[§]IFREMER, Laboratoire Comportement des Structures en Mer

150 quai Gambetta, 62200 Boulogne-sur-Mer, France

E-mail: gregory.germain@ifremer.fr, benoit.gaurier@ifremer.fr

Abstract—Flow characteristics and marine current turbine performances data were measured in the IFREMER wave and current flume tank in Boulogne-Sur-Mer. The model is a three-bladed horizontal axis turbine with an active rotor speed control. The well-controlled experimental conditions inside the flume tank will allow us to characterize the turbulence and velocity fluctuations through high data rate of LDV measurements over a long period of time. We study the flow scaling properties into the Kolmogorov's theory framework. We apply as well intermittent analyses to explore the correlations between speed and power time series and then to analyze the influence of flow turbulence on the marine current turbine performances. Due to the non-regularity of the sampling frequency of LDV measurements, we employ an interpolation method and Fourier power spectrum as well as an arbitrary-order Hilbert spectral analysis to obtain the spectrum's power law for non-linear and non-stationary time series. We employ finally Time Dependent intrinsic correlation for the multiscale correlation analysis. The goal is to estimate the non-linear transfer characteristics in a multiscale and multi-intensity framework.

Index Terms—Marine current turbine, High-frequency data rate, Multifractal energy cascade, LDV system, Resource characterization.

I. INTRODUCTION

In an energy transition context, tidal energy is a potential energy source to partially complete the growing global demand. The main problem with this type of energy and other types of renewable energy remains the variability of the electrical power produced at different scales, due to large speed variations. It seems reasonable to suppose that there is an influence of the ambient turbulence intensity rate on the behavior of the turbine [1], [2]. We consider here this intermittency of production in relation to the turbulent intermittency of the resource. The theoretical framework is fully developed

turbulence and multifractal cascades, a classical approach in turbulence [3]. The torque and LDV measurements are synchronized and obtained for two point measurements locations (upstream and downstream of the turbine) with a sampling rate of 100 Hz and 850 Hz respectively. In this study we focus on upstream flow measurements. Two upstream turbulence rates are tested, 15% and 3% for a mean flow speed of 0.8 m/s. We first present the experimental devices and the nature of the databases. We characterize in the second section the flow scaling properties. Furthermore the possible correlations are investigated using nonlinear and non-stationary methods like as Empirical Mode Decomposition (EMD) and Time Dependent Intrinsic Correlation (TDIC) used in this study for correlating tidal turbine model power fluctuations and the incident flow.

II. EXPERIMENTAL SETTINGS

This first section explains the measurements devices and experimental setup that were used during the experimentation campaign on April 2014 as well as the description of measurements facilities.

A. Flow dataset

The tests were run in the facilities of the wave and current flume tank of IFREMER, the French Research Institute for Exploitation of the Sea in Boulogne-sur-mer (North of France). The experimental working section is 4 m wide by 2 m deep and 18 m length [4]. A flow is generated with a speed range of 0.1 to 2.2 m/s and an upstream turbulence intensity rate between 3 to 20%. In this study, two intensity turbulence rates were considered: 3% (with flow straighteners) and 15% (without flow straighteners) for a mean speed of 0.8 m/s.

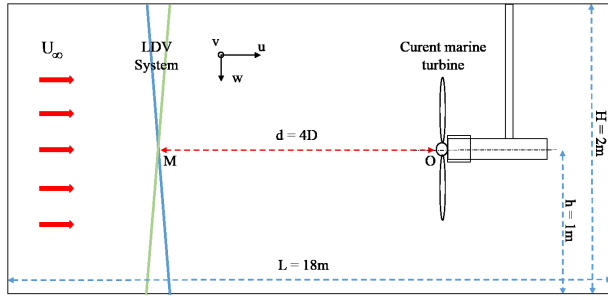


Fig. 1. Experimental setup side view, the LDV (M point) is upstream of a tidal turbine model situated at a distance of 4 times the diameter D (O point)

Flow velocity was measured with a Laser Doppler Velocimetry (LDV) system in the xOy plane [1], [5]. The turbulence intensity rate I_∞ is then defined as follows :

$$I_\infty^{2D} = 100 \sqrt{\frac{\frac{1}{2} [\sigma^2(u_\infty) + \sigma^2(v_\infty)]}{\bar{u}_\infty^2 + \bar{v}_\infty^2}} \quad (1)$$

where the velocity components u_∞ , v_∞ are those of the upstream velocity U_∞ . The one point LDV velocity values (u, v) were acquired upstream and downstream of a marine current tidal model described below (see Fig. 1). The sample rate is about 800 to 900 Hz. In this study we focus on upstream data. These high frequency measurements are synchronized with torque and speed data provided by the marine current turbine model (Fig.2) during a continuous period of 3 hours (10800 seconds), to obtain good statistics.

B. Power dataset

A model of tidal three-bladed horizontal axis turbine, 70 cm in diameter, was installed in the flume tank for these tests. This turbine model has been used in previous works [4]. The rotor axis was situated 1 m deep and 2 m wide in the center of the test section of the flume tank with the aim to minimize edge effects. The rotor is connected to a motor-gearbox assembly consisting of a gearbox, a DC motor, a ballast load and a motor speed control unit, providing an active rotor speed control. The torque is directly measured through a torque sensor between the rotor and the motor at a 100 Hz acquisition frequency. The measurement results presented in this study were obtained for the nominal operating point of the turbine $TSR = 4$. We define Tip Speed Ratio (TSR) as the ratio of the speed of the tip of the blade and the incident upstream flow velocity :

$$TSR = \frac{|\Omega_x| r}{U_\infty} \quad (2)$$

where Ω is the axial rotation speed, r is the rotor radius and U_∞ is the upstream flow velocity.

III. CHARACTERIZATION OF THE INCIDENT FLOW AND TURBULENCE

In this section, we discuss the spectral analysis methods to characterize flow scaling properties. These approaches were

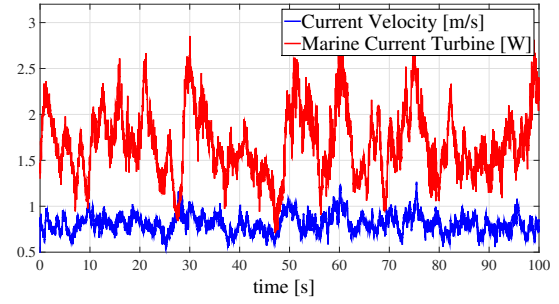


Fig. 2. Upstream flow velocity and turbine power measurements during 100 seconds, $I_\infty = 15\%$

discussed and detailed in a previous conference article [6]. We recall the main results and methods in this section.

A. Kolmogorov's theory

We consider an homogeneous and isotropic turbulence [3]. In this context, Kolmogorov and Obukhov (1941) assumed that the power spectral density of the velocity will be a power law of slope $-5/3$ in a certain frequencies range. This power law behavior in a turbulent flow represents the multi-scale and invariant kinetic energy transfer. The dissipation (ϵ) value is calculated from the spectrum of the LDV velocity with a local isotropy hypothesis. We have for a turbulent fluid [7]:

$$E(k) = C \epsilon^{\frac{2}{3}} k^{-\frac{5}{3}} \quad (3)$$

where E is power, C is a constant ($C = 1.5$) and k is the wave number. V_0 being the average value of the upstream flow velocity, we rewrite the wave number $k = 2\pi/l$ as a frequency function $f = 1/T$ through the average velocity using Taylor's hypothesis $V_0 = 1/\tau = l_0 f$:

$$k = \frac{2\pi}{l_0} = \frac{2\pi f}{V_0} \quad (4)$$

This arrangement allows us to obtain through (3) and (4) the following dissipation estimation through a fit of the power spectrum [8] :

$$\epsilon = \left(\frac{C_0}{C} \right)^{\frac{3}{2}} \left(\frac{2\pi}{V_0} \right)^{\frac{5}{2}} \quad (5)$$

where C_0 is a power law factor following the Kolmogorov's slope $E(f) = C_0 f^{-\frac{5}{3}}$ as seen in Fig. 3. This way the mean dissipation ϵ can be estimated even if the dissipation scale is not resolved by the measurements.

B. Fourier Spectral Analysis

A major difficulty in LDV measurements is the irregular frequency sampling rate. This irregularity occurs for the reason that flow velocity is estimated from the passing time of each particle through a control volume created at the intersection of

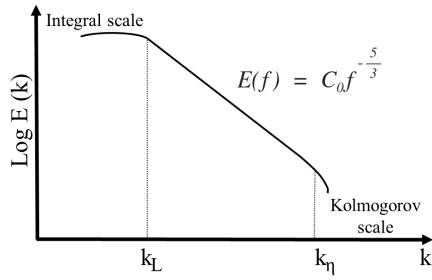
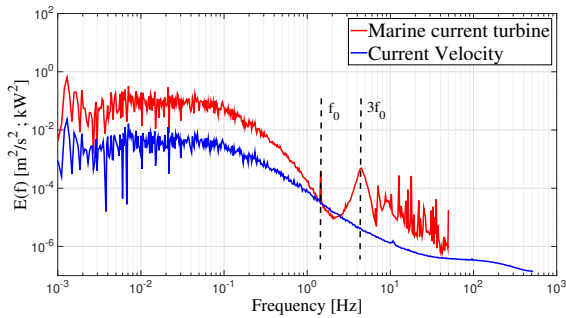
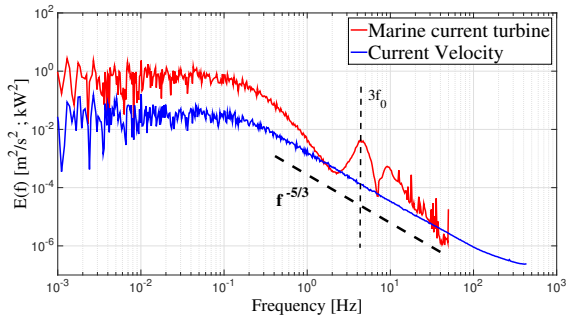


Fig. 3. Richardson-Kolmogorov's energy cascade between wave numbers k_L and $k_η$.



(a) $I_∞ = 3\%$ and $U_∞ = 0.8$ m/s.



(b) $I_∞ = 15\%$ and $U_∞ = 0.8$ m/s.

Fig. 4. Superposition of upstream flow velocity spectrum obtained by interpolation and the turbine power spectrum. We clearly observe a $-5/3$ slope on the 15% case that shows the Kolmogorov's power law. The turbine power spectrum does not follow a power law. The rotor frequency $f_0 = 1.4$ Hz is only visible for 3% and we observe on both cases the blades passing frequency $3f_0 = 4.3$ Hz.

two laser beams. Fourier spectral analysis through the classical Fast Fourier Transform (FFT) needs a regular time interval. In order to apply Fourier spectral analysis on both signals, we first realize an interpolation on LDV data for obtaining regular time sampling. The interpolation method allows us to obtain the power spectrum and get the C_0 factor following the Kolmogorov's power law in certain range of frequencies. This problem is not present on turbine power measurements

because of the regular sampling frequency at 100 Hz.

After a linear interpolation, we plot both power and upstream flow velocity for $I_∞$ of 15% and 3% in Fig.4. After an estimation of C_0 over the frequencies range between 10^{-1} Hz and 10^2 Hz, we determine using Eq.5 the value of the mean dissipation ϵ at the measured point. This method however, can be applied when the $-5/3$ power law is respected so, it is less accurate for an intensity rate of 3%. It could be explained by the non respect of isotropy hypothesis where the ratio of the power density spectra $E(u_∞)$ and $E(v_∞)$ is less than $4/3$ as shown in [9]. Besides, even if this estimation corresponds to a one point measurement, those scaling properties correspond to a global average estimate due to the isotropy hypothesis in Kolmogorov's framework. Besides, this estimation does not include the transverse velocity $v_∞$. We consider that this velocity component ($\bar{v}_∞ \approx 10^{-4}$ m/s) is negligible compared to the principal incident flow $\bar{u}_∞ \equiv U_∞ \approx 0.8$ m/s.

C. Flow scaling properties

From the value of ϵ , the integral scale L is calculated as follows [7]:

$$L = \frac{u'^3}{\epsilon} \quad (6)$$

where $u' = \sqrt{\langle u_∞ - U_∞ \rangle^2}$ is the standard deviation of velocity current $U_∞$. The Taylor length scale is [7]:

$$\lambda = \sqrt{\frac{15\nu}{\epsilon}} u' \quad (7)$$

Kolmogorov's dissipation scale is defined by :

$$\eta = \left(\frac{\nu^3}{\epsilon} \right)^{1/4} \quad (8)$$

where $\nu = 1.510^{-6} \text{ m}^2/\text{s}$ is water kinematic viscosity. The Taylor-based Reynolds number scale writes:

$$Re_\lambda = \frac{u' \lambda}{\nu} \quad (9)$$

Table I shows the principal results for this characterization technique reached from spectra and ϵ estimation. Reynolds number associated to Taylor scale represents a fully developed turbulence that can be normally found in natural environment [10]. For a turbulence rate of $I = 3\%$, ϵ is a hundred times lower than the value for $I = 15\%$. The magnitude of the ϵ value obtained here is similar to the one obtained in a previous work using PIV and LDV [11].

Integral scale or injection scale L represents the biggest eddy size inside the flume tank. This length is about 20 to 60 cm with a intensity rate of 15% and 3% respectively. Those structures contain the majority of kinetic energy contained in the flow. The associated time scale $T = L/u_∞$ for the highest intensity rate is 0.25s and 0.78s for the lowest one. We found that time scale $T_{15\%}$ is less than $T_{3\%}$, flow straighteners may destroy upstream turbulence eddies and produces this time scale effect. A recent work [12] shows this relation between grids dimension and the turbulence intensity rate that varies

TABLE I
TURBULENT FLOW CHARACTERIZATION

Intensity rate	Scaling Flow Properties			
	$\epsilon[m^2s^{-3}]$	$L[m]$	$\eta[mm]$	Re_λ
3%	5.2310^{-5}	0.624	0.452	479
15%	6.5910^{-3}	0.207	0.135	514

with the distance to the marine current turbine. Kolmogorov's scale η is the scale at which the fluid is affected by viscosity: as expected, this scale decreases with an increase of the rate of turbulence. The scale values are estimated between 0.1 mm to 0.4 mm, order of magnitude usually found in the marine environment [10], [13]. The Re_λ which are found here, can be reached using DNS studies [7], and correspond also to values found in the field.

D. EMD and Hilbert-Huang transform

Empirical Mode Decomposition (EMD) and Hilbert-Huang transform belong to a same method that has been introduced 17 years ago by Norden Huang [14]. The method decomposes nonlinear, non-stationary time series into a sum of different time series called modes, each one being narrow-banded and having a characteristic frequency [15]. The modes are called Intrinsic Mode Functions (IMFs) (Fig.5) and satisfy the following two conditions :

- the difference between the number of local extrema and the number of zero-crossings must be zero or one;
 - the running mean value of the envelope defined by the local maxima and the envelope defined by the local minima is zero.
- Each IMF has a characteristic scale which is the mean distance between two successive maxima (or minima). After the decomposition, the Hilbert-Huang transform is then introduced to each mode time series separately. This way, Hilbert space power spectra are estimated (Fig.6), that are similar to Fourier power spectra. In the previous section, Fourier spectra could be applied thanks to an interpolation of irregular measurements. On the contrary, EMD methods can be directly applied to original upstream flow velocity data. Huang et al. [16] is the first application of this approach to homogeneous turbulence time series where each mode is associated to dissipation, inertial range and integral scales. In Fig.7, a superposition between two methods can be observed. Both methods give similar spectral curves. The C_0 factor can be estimated with the same methodology previously exposed. This shows that the application of Fast Fourier Transform (FFT) on interpolated data is pertinent if the frequency data rate is important.

IV. CORRELATION BETWEEN SYNCHRONIZED POWER AND FLOW MEASUREMENTS

In this section, we introduce methods for nonlinear and non-stationary analysis. We consider interactions between the input and the output of the marine current turbine. A classic cross correlation will provide a global information. We aim

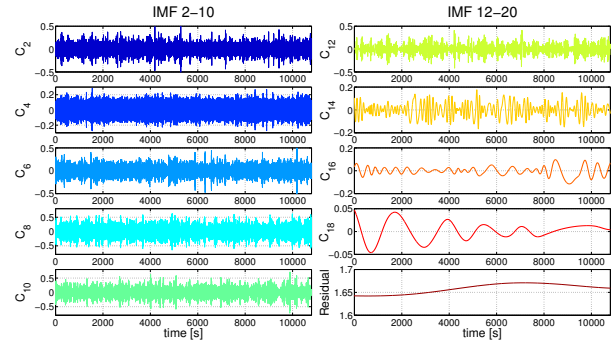


Fig. 5. Intrinsic Mode Functions (IMFs) for turbine power data, $I_\infty = 15\%$ case. There are 19 modes (only even modes are shown) and the residual representing the trend.

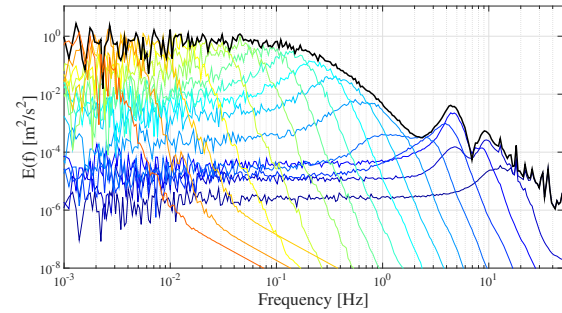


Fig. 6. IMFs spectra for turbine power data ($I_\infty = 15\%$) with their respective characteristic frequency. The sum of all IMFs results in the original data series. The spectra using FFT function is superposed in black.

to realize this analysis in a multiscale way. In order to apply correlations methods like a classic cross-correlation, x and y vectors must be the same length. In this study, LDV data point is more important than turbine power data point because of high sampling frequency. We choose to resample LDV velocity data at 100 Hz and to obtain the same data length. Fig.8 shows the new spectra superposition $I = 15\%$ of both signals with a re-sampled LDV signal. We find the $-5/3$ power law shown in Fig.4(b) after the resampling of LDV data.

A. R cross-correlation

We expose here a classic cross correlation between both time series. For x and y two time series vectors, we define the cross-correlation R as :

$$\rho(\tau) = \frac{\langle x(t) y(t + \tau) \rangle}{\sigma_x \sigma_y} \quad (10)$$

$$R = \max |\rho(\tau)| \quad (11)$$

where τ is the time lag and $\langle \cdot \rangle$ means statistical average. In our case, we obtain for $I = 15\%$ a value $R = 0.961$ ($\tau = 2.51s$) and for $I = 3\%$, $R = 0.996$ ($\tau = 0s$). Both results indicates a high correlation between time series, showing a global phase relation. However, the overall correlation

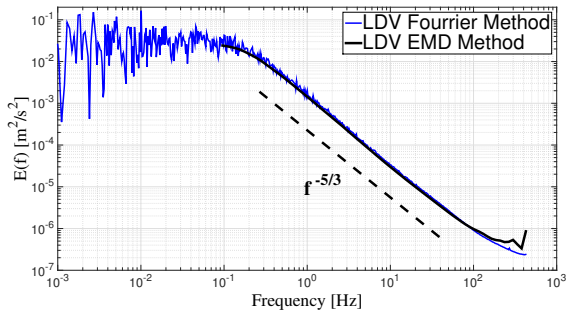


Fig. 7. Comparison between Fourier spectra and EMD spectra. We observe a perfect superposition between those curves with a dissociation for high frequencies.

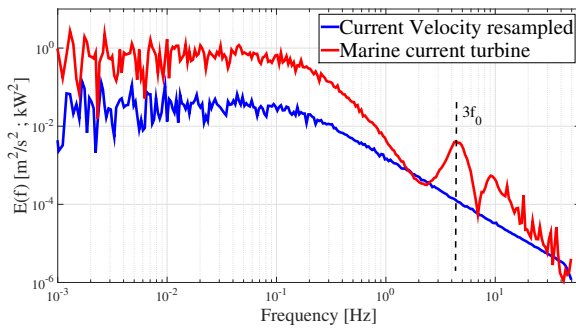


Fig. 8. 100 Hz resampled LDV data power density spectrum superposed to the turbine power spectrum, $I_\infty = 15\%$.

coefficient R does not consider frequency information. The next methods propose more accurate correlation coefficients.

B. Co-spectra

In order to perform a comparison between upstream flow velocity and turbine power and to check possible correlation in the spectral space, we consider the cospectrum, and more precisely the coherency spectrum $H_{x,y}$. The cospectrum is the Fourier transform of the covariance function, and the coherency spectrum is defined as the ratio of the modulus of the cospectrum $E_{x,y}$ by the square root of the product of both spectra:

$$H_{x,y}(f) = \frac{|E_{x,y}(f)|}{\sqrt{E_x(f)E_y(f)}} \quad (12)$$

where x, y are two time series and $E_x(f), E_y(f)$ their respective power density spectra. In the case of local linear relation between the two variables, the coherency spectrum indicates the fraction of variability of a quantity due to the other quantity. For uncorrelated processes, the coherency spectrum goes to 0; if a quantity is proportional to the other, the coherency spectrum is 1. In Fig.9, a coherency spectrum of 1 for large scales ($f < 10^{-3}$ Hz, time scales larger than 5 minutes). It indicates that at these scales the power is

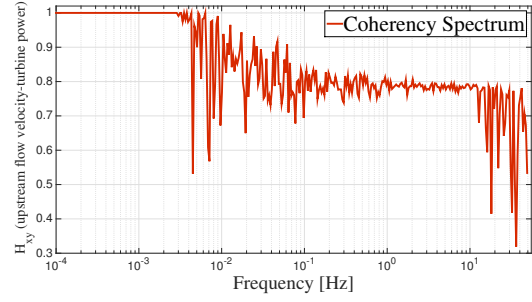


Fig. 9. Coherency spectrum between velocity and power. For large scales ($f < 3 \cdot 10^{-3}$ Hz, time scale larger than 5 minutes), the proportionality is perfect. Then it decreases to reach a minimum at 10^0 Hz, hence 1s

proportional to the upstream flow velocity, at lower scales the coherency spectrum H_{xy} decreases: for scales smaller than 1 seconds it reaches a minimum. At these scales, there is still a relation between velocity and power but is a statistically less direct relation. Finally for $f > 10^1$ there is a loss of correlation.

C. R cross-correlation applied on IMFs functions

As seen in the previous section, the EMD method divides original data signal into different time series called modes (IMFs), each one possessing a characteristic frequency. R cross-correlation can be applied on different modes. In order to perform a pertinent comparison, we calculate first a mean frequency for upstream flow velocity and turbine power modes [14] as shown in Fig.10. We define as well the mean time $t_m = 1/f_m$. Once these couples of mean frequencies were established, we can apply the R cross correlation seen in Fig.11. We observe that correlations increases with the period t_m on both cases (and so decreases with the frequency f_m). However, the maxima R coefficients for all modes are lower than direct R cross-correlation applied on original time series (100 Hz resampled). We apply the R cross-correlation on IMFs functions without considering the Residual that correspond to the tendency of the curves. This can be a reason why these coefficients are lower than the direct cross correlation on the original data. Besides, the highest correlations correspond to the noise zone observed for low frequencies in the power spectral density Fig.8.

D. Time-dependent Intrinsic Correlation

When a classic correlation is applied to a non-stationary time series, the obtained cross correlation information can be misleading [18]. An alternative way, consistent with the possible non-stationarity of the time series, is to estimate the cross correlation coefficient by using a sliding window or a scale dependent correlation technique. But the main problem of these techniques is to determine how large the window should be [18]. Time series from natural sciences possess fluctuations in a whole range of scales, and the data characterization must take into account this scale question

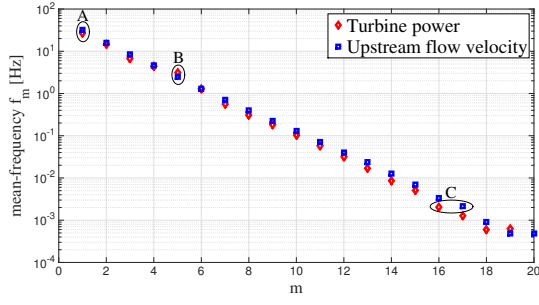
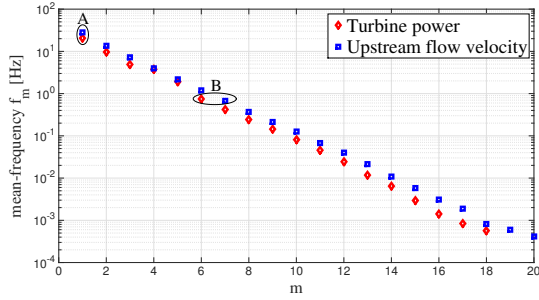
(a) Mean frequency modes comparison for $I_\infty = 3\%$.(b) Mean frequency modes comparison for $I_\infty = 15\%$.

Fig. 10. Superposition of mean frequency f_m for upstream flow velocity and turbine power IMFs modes (named m on x axis). The A couple in both figures represents similar mean frequencies for the same modes, B corresponds instead to a similar mean frequency in two different modes (6^{th} mode for power and 7^{th} mode for velocity with $I_\infty = 15\%$ for example).

[18], [14]. The estimation of the cross correlation between time series, in a multi-scale framework, may use a window based on the local characteristic scale given by the data itself. Recently, Chen et al. (2010) [18] proposed to use the EMD to estimate an adaptive window in order to calculate a so-called time-dependent intrinsic correlation (TDIC).

The TDIC of each pair of IMFs is defined as follows:

$$R_{ij}(t_k^n | t_w^n) = Corr(C_{1,i}(t_w^n) C_{2,j}(t_w^n)) \quad (13)$$

where R_{ij} at any t_k , $Corr$ is the cross correlation coefficient of two time series and the sliding window is $t_w^n = [t_w - nt_d/2 : t_k + nt_d/2]$. The minimum sliding window size for the local correlation estimation is chosen as $t_d = \max(T_{1i}(t_k), T_{2j}(t_k))$, where T_{1i} and T_{2j} are the instantaneous periods $T = \omega^{-1}$, and n is any positive real number. The efficiency of this approach to characterize the relation between two time series for several problems has been shown in [18] and applied recently in Huang and Schmitt [19]. Here we use this recent method to estimate cross correlations between nonlinear and non-stationary data time series (see V-B).

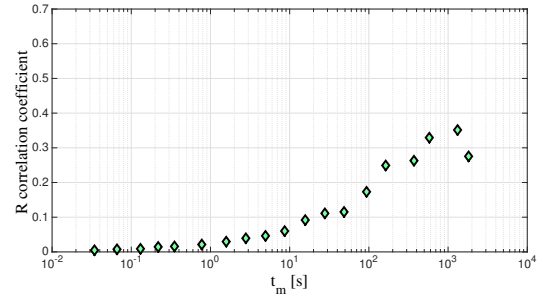
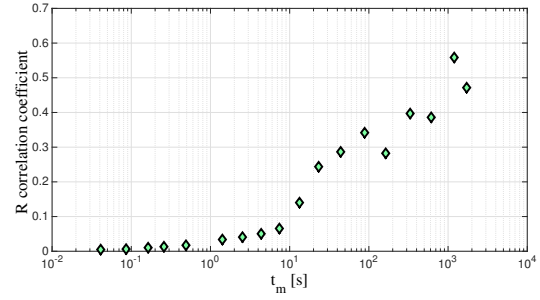
(a) R cross-correlation, $I_\infty = 3\%$ case.(b) R cross-correlation, $I_\infty = 15\%$ case.

Fig. 11. R cross-correlation representation obtained with EMD method. We observe in both cases a correlation for long periods. There is non correlation for small times.

V. ANALYSIS RESULTS

A. Spectral analysis results

We remind that both time series were obtained simultaneously for a period of three hours. In the previous sections, we have presented two methods for spectral analysis: Fourier fast transform and the EMD Hilbert-Huang transform. As shown in Fig.4, we observe on upstream flow velocity and turbine power spectra that both time series start being stationary at 0.1 Hz frequency (10s). For the lower frequencies, there exist a slope close to zero that could represent a noise spectrum, nevertheless the strong variations on both spectra seems to be correlated. We discuss those correlations in this frequency zone in section V-B. Secondly, we focus on inertial scales of turbulence (Eq.5). The observed $-5/3$ power law on upstream flow velocity spectrum is not shown through the turbine power spectrum. In other studies concerning renewable energies, it was shown that wind power spectra follows the observed $-5/3$ power law in the wind spectrum [20] and we expected to find this behavior on tidal energy. One possible explanation is that the marine current turbine model contains a rotor speed control as seen in section II-B. This speed control could modify or smooth the fluctuations due to turbulence inside the flume tank. We observe however the existence of a energy peak around 4.3 Hz for both intensity turbulence rates. This increase correspond to the blades passing frequency, three times the rotor frequency f_0 (Fig.8). We find furthermore another energy

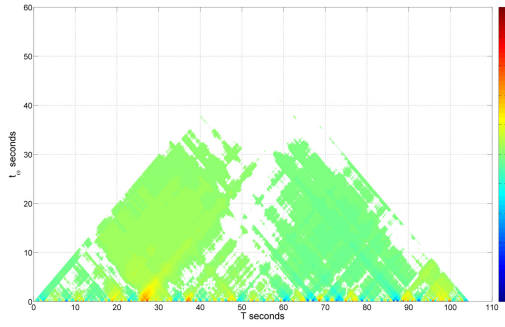
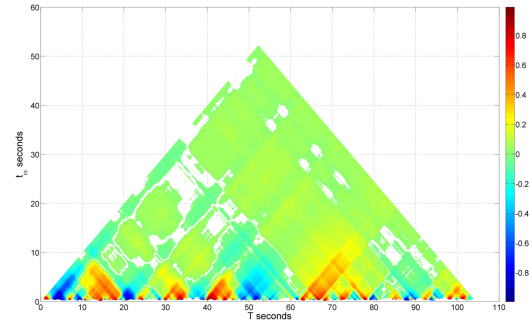
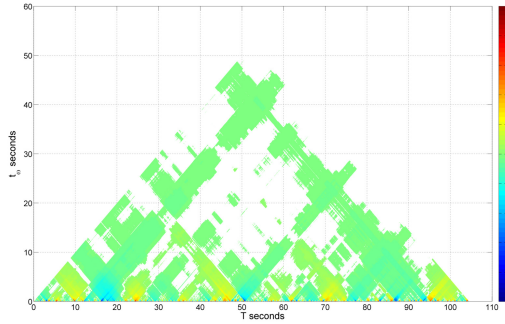
(a) $t_m = 0.08$ s, $I_\infty = 3\%$.(a) $t_m = 1.02$ s, $I_\infty = 3\%$.(b) $t_m = 0.08$ s, $I_\infty = 15\%$.

Fig. 12. TDIC applied on short time scales.

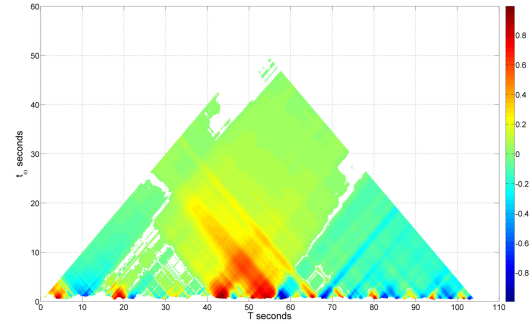
(b) $t_m = 1.41$ s, $I_\infty = 15\%$.

Fig. 13. TDIC applied on short time scales.

peak but this fluctuation is only present in the 3% turbulence intensity rate case.

The peak is situated at $f \approx 1.4$ Hz (f_0), and it correspond to the revolution frequency of the turbine rotor. The three blades passing frequency can be actually calculated by multiplying this value by three, for three blades. We can remark that this rotor frequency is only observed for $I = 3\%$, possibly due to the lowest levels of turbulence and then, the incidence of the velocity current in the turbine control speed is less important. Finally, we observe high energy fluctuations for $f > 0.7$ Hz. These energy peaks (f_0 and $3f_0$) have been observed in previous works [17] with high correlations with the energy cascade over low frequencies in the case of shallow turbulent flow. We find as well in [21], similarities between turbine power and upstream flow velocity power density spectra. First, there exists on both results a high-frequency region where the turbine power fluctuations appear to be non responsive to the dynamics of turbulence in the flow, nevertheless we do not observe a strongly coupled turbine power spectra and the energy cascade on flow spectra. The results of this work were obtained with two times the turbine diameter distance between the turbine and ADV velocity measurement while in our work the distance between both systems is a $4D$ distance, this strong correlation is found in our case at very

low-frequencies. The test in IFREMER flume tank were also run for the operating point $TSR=4$, the strong coupled turbine power spectra and the energy cascade on flow spectra may be found for a lower operating point as suggest the previous cited article. Concerning LDV time series, Fourier spectrum shows a clearly $-5/3$ law for $I = 15\%$ for more than three decades, this is not the case for 3% where the spectra shows a decrease on energy fluctuations in high frequencies. For this reason, C_0 coefficient and its respective ϵ , L and η parameters are considered most accurate for 15% than 3% case.

B. Time-dependent Intrinsic Correlation results

As described above on section IV-D, the EMD method is required for TDIC application. The velocity and turbine power time series are decomposed in modes (IMFs) and we estimate each mean frequency f_m . We apply the same methodology that we used on R cross-correlation applied on IMFs functions (IV-C) with the aim to generate a TDIC cross-correlation graphic for each pair of mode in which the mean frequencies f_m are close. Without this condition TDIC program can not process the cross-correlation R_{ij} . In order to synchronize the velocity and power measurements, we consider a time lag of 3.52s between the measured velocity and the same fluid traveling to the turbine.

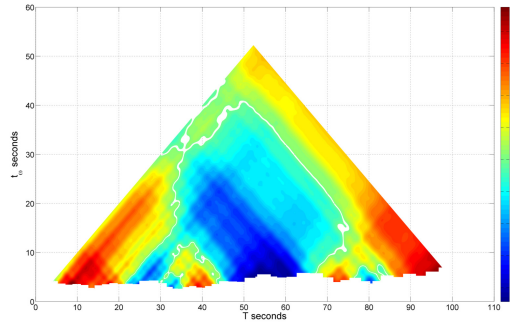
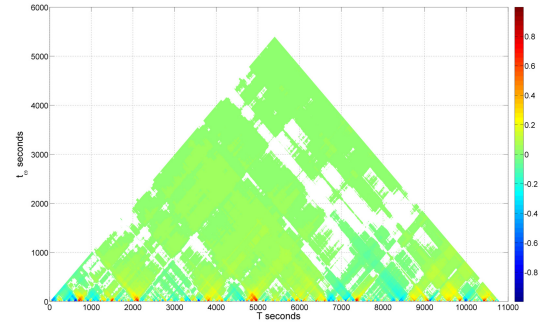
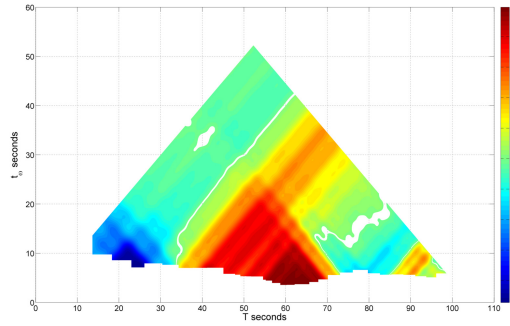
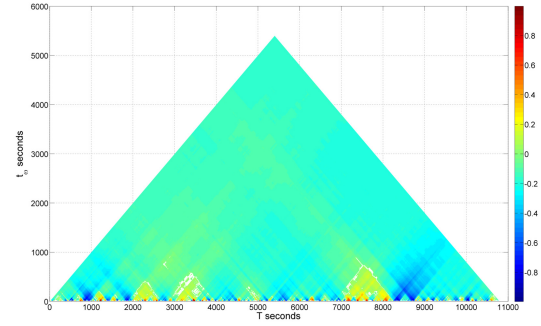
(a) TDIC for $t_m = 9.66$ s (period time), $I_\infty = 3\%$.(a) $t_m = 21$ s, $I_\infty = 3\%$.(b) TDIC for $t_m = 13.37$ s (period time), $I_\infty = 15\%$.(b) $t_m = 23$ s, $I_\infty = 15\%$.

Fig. 15. TDIC applied on long time scales.

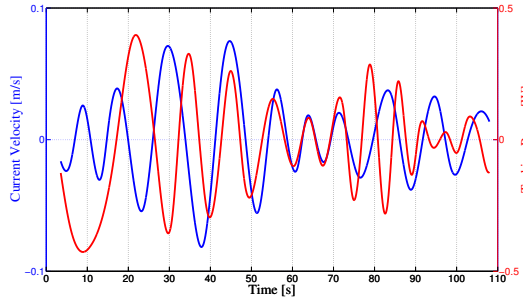
(c) Direct observation of correlation's existence (positive and negative) for $t_m = 13.37$ s, $I_\infty = 15\%$

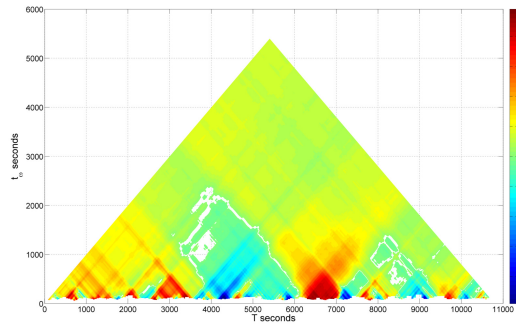
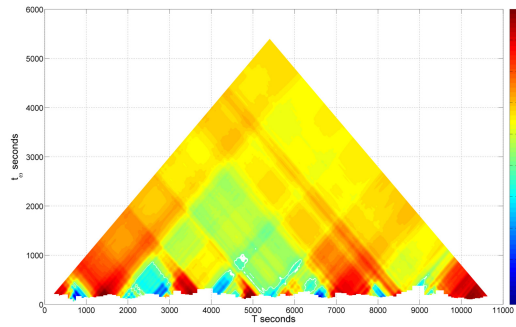
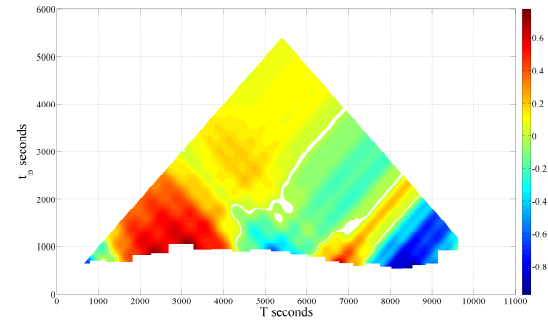
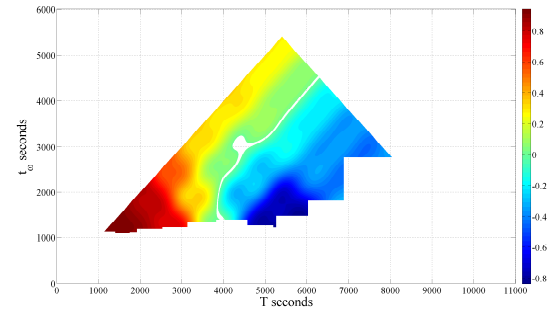
Fig. 14. TDIC applied on short time scales.

One important difficulty on time-dependent intrinsic correlation (TDIC) application is that the time calculation is not negligible due to adaptive windows based on the local characteristic scale given by the data itself. TDIC correlation iteration can handle about 10,000 points per iteration. Two strategies were established for data treatment in order to get representative results. We look for short and long time correlations, we employ this correlation method on the first data points that represents a range $0.01s < t < 108s$ for short time correlation. For long time correlations, IMFs functions were resampled in order to get enough data points for a range

between $1.08s < t < 10800s$. We look for correlation in a multiscale framework.

The vertical axis of a TDIC triangle represents the sliding size window (in seconds) where correlations can be observed and the horizontal axis shows the accurate correlations time Fig.11. The color bar indicates information about correlation, positively correlated ($R = 1$) is represented in red color meanwhile a negatively correlated ($R = -1$) is shown in blue. The white regions on the triangle represents zones where data do not pass a Student statistical test applied on both time series [18], [19]. Finally, an example of a direct observation is shown in figure 14(c): we observe two curves corresponding to upstream flow velocity and turbine power modes. When the maxima value IMF's turbine is in phase with the minima value of IMF's upstream flow velocity it results in a blue color surface. When both maxima values occurs at the same time, we obtain red color surfaces.

1) Short time scales: We observe on Fig.12(b) a TDIC triangle where horizontal axis shows short time correlation between 0.01 and 108 seconds. The TDIC triangles are globally uncorrelated for $t_m = 0.08s$ in both intensity rate $I_\infty = 15\%$ and $I_\infty = 3\%$. The predominant green color represents uncorrelated data. There is uncorrelated time series until a mean time of around one second. We observe as for

(a) $t_m = 242$ s, $I_\infty = 3\%$.(b) $t_m = 337$ s, $I_\infty = 15\%$.Fig. 16. TDIC applied on long time scales ($t \approx 5$ minutes).(a) $t_m = 1868$ s, $I_\infty = 3\%$.(b) $t_m = 1924$ s, $I_\infty = 15\%$.Fig. 17. TDIC applied on long time scales ($t \approx 30$ minutes).

previous t_m a global uncorrelated zone where R_{ij} in green is presented on the most TDIC triangles surface nevertheless, starting from this time, TDIC triangles show local correlation zones in a windows of $t_\omega \approx 5$ seconds. The short positive and negative correlations periods T correspond to a period of about 3 seconds. One singularity can be also remarked for $t_m = 1.41$ s (Fig.13(b)) where it exists a 15 seconds period of correlation zone for a sliding window's time of around 10 seconds. For the next TDIC correlation triangle (only representative examples are presented in this work), we can note that after the one second period the largest the mean time, the more important correlations are observed showing strong dynamics. For example, for $t_m \approx 10$ s (Fig.14(b)), we observe first a 10 seconds interval of negative correlation that changes to a positive correlation in 40 to 70 seconds interval for a sliding window's time of 20 s. On the other hand, for the lowest turbulence intensity 14(a), there is a change from around 10 seconds of positive correlation to a negative correlation around 45 to 65 s time interval with a sliding window's time of 25 s.

2) **Long time scales:** We remind first that these figures were obtained after a resample of IMFs functions in order to find correlation over long time periods during three hours measurements. As well as short time scales, we show only

representative TDIC triangles. For a mean time $t_m \approx 20$ s, we remark strong similarities with previous examples Fig.15. TDIC triangle for $I_\infty = 3\%$ shows an analogous case that we found for 0.08 seconds scales. Moreover, $R_{ij} \approx -0.2$ for $I_\infty = 15\%$ with repetitive local anti-correlations below $t_\omega = 400$ s sliding window, this window grows in 8000s to 9000s time interval. In the next figure 16, a clear difference is observed, for $t_m = 337$ s there is an important local correlation below $t_\omega = 2000$ s sliding window. The window length is lower for $t_m = 242$ s. We observe a strongly correlated zone around 7000 and 8000 seconds that we can as well find for $t_m = 242$ s for $6000 < t_\omega < 7000$. Here, the global correlation is about 0.4 and locally we find +1 correlation and -1 correlation separated by intervals of 500 seconds.

Finally, for the longest scales $t_m \approx 1900$ s we found very strong coupled triangles. This observations confirms the R cross-correlation results where the highest mean times have the most strongly correlated data that correspond as well for low frequencies region (slope value close to zero).

The local correlations found previously correspond to cross correlations between marine current turbine performances and velocity current measured in one point by the LDV system. Nevertheless, the marine current turbine faces a non homogeneous turbulence surface as shown in recent works [22], [12]. Further works need to consider a surface flow facing the marine current turbine for accurate cross correlation results.

VI. CONCLUSION

In this work, we were interested in the connections between the input and the output of a marine current turbine in a well controlled environment. We have analyzed in a multiscale and multi-intensity way, the non linear characteristics of two simultaneous time series: an upstream flow velocity and the power generated by a marine current turbine. A spectral analysis through EMD method combined with Hilbert Huang transform allowed us to observe the $-5/3$ power law in the flow velocity spectrum corresponding to the Richardson-Kolmogorov energy cascade. This power law is not observed in the turbine power spectrum: it seems that the effects of the turbulence was filtered by the speed control unit. Besides, this spectral approach allow to estimate the dissipation ϵ through the flow velocity spectra and to characterize the turbulent flow in the flume tank. In the other hand, the time evolution and scale dependence of cross correlation between both signals were as well considered by applying multiple methods (R cross-correlation, co-spectra and TDIC). A classic cross correlation gives information about the tendency of the measurements. Thanks to EMD decomposition less influenced by deterministic forcing than other methods [23], and the Time-dependent Intrinsic Correlation, correlation variations were observed and quantified for several time scales. Time series were strongly coupled in long time scales and locally correlated after a one second limit. In the inertial scale where a power law exists ($f_m \approx t_m \approx 1\text{Hz}$) correlations were found during very short time for 3% intensity rate, but there is not a strong correlation in this zone. Those results confirm the multiscale cross-correlation R coefficient results where high correlation exists on high time periods. However, the color maps of TDIC give access to time-frequencies scales and detailed periods in a multi-scale manner that makes appear complex dynamics on the turbulence flow. TDIC method could also give to the turbine designers, time-frequency information and detailed multi-scale turbine performances behavior. In future works, we will focus on downstream measurements with equivalent experimental setup that will be analyzed with the same methods. This data will provide information about the wakes generated by marine current turbines. Finally, a third dataset where the marine current turbine is working with a different operating point ($\text{TSR} = 2.5$) will provide further information about the turbine performances.

ACKNOWLEDGMENT

We thanks Yongxiang Huang for discussions on the HSA and TDIC methods and for providing the codes. TDIC code can be downloaded here : http://www.fg-schmitt.fr/EMD_and_multifractals.html.

REFERENCES

- [1] F. Maganga, G. Germain, J. King, G. Pinon, and E. Rivoalen, "Experimental characterisation of flow effects on marine current turbine behaviour and on its wake properties," *IET Renewable Power Generation*, vol. 4, no. 6, pp. 498–509, 2010.
- [2] I. Milne, R. Sharma, R. Flay, and S. Bickerton, "Characteristics of the turbulence in the flow at a tidal stream power site," *Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, vol. 371, no. 1985, p. 20120196, 2013.
- [3] U. Frisch, *The legacy of A.N. Kolmogorov*. Cambridge University Press, 1995.
- [4] P. Mycek, B. Gaurier, G. Germain, G. Pinon, and E. Rivoalen, "Experimental study of the turbulence intensity effects on marine current turbines behaviour. part 1: One single turbine," *Renewable Energy*, vol. 66, pp. 729–746, 2014.
- [5] G. Germain, A. Bahaj, P. Roberts, and C. Huxley-Reynard, "Facilities for marine current energy converter characterization," in *7th European Wave and Tidal Energy Conference (EWTEC)*, Porto, Portugal, 2007, 2007.
- [6] O. Duran Medina, F. Schmitt, R. Calif, B. Gaurier, and G. Germain, "Turbulence et intermittence dans les énergies marines: mesures à haute fréquence en laboratoire de la relation entre puissance produite par une hydrolienne et turbulence," in *14èmes journées de l'Hydrodynamique, Val de Reuil, 18-20 novembre 2014*, 2014.
- [7] S. B. Pope, *Turbulent flows*. Cambridge University Press, 2000.
- [8] P. R. Renosh, F. G. Schmitt, H. Loisel, A. Sentchev, and X. Mériaux, "High frequency variability of particle size distribution and its dependency on turbulence over the sea bottom during re-suspension processes," *Continental Shelf Research*, vol. 77, pp. 51–60, 2014.
- [9] H. Tennekes and J. Lumley, *A First Course in Turbulence*. The MIT Press, 1972.
- [10] L. Luznik, W. Zhu, R. Gurka, J. Katz, W. Nimmo Smith, and T. Osborn, "Distribution of energy spectra, reynolds stresses, turbulence production, and dissipation in a tidally driven bottom boundary layer," *Journal of Physical Oceanography*, vol. 37, no. 6, pp. 1527–1550, 2007.
- [11] A. Al-Homoud and M. Hondzo, "Energy dissipation estimates in oscillating grid setup: LDV and PIV measurements," *Environmental Fluid Mechanics*, vol. 7, no. 2, pp. 143–158, 2007.
- [12] T. Blackmore, B. Gaurier, L. Myers, G. Germain, and A. Bahaj, "Turbulence and tidal turbines," *European Wave and Tidal Energy Conference (EWTEC)*, 2015.
- [13] F. G. Schmitt and Y. Huang, *Stochastic analysis of scaling time series : from turbulence theory to applications*. Cambridge University Press (In press), 2015.
- [14] N. E. Huang, Z. Shen, and S. R. Long, "A new view of nonlinear water waves: The Hilbert spectrum," *Annual review of fluid mechanics*, vol. 31, no. 1, pp. 417–457, 1999.
- [15] P. Flandrin, G. Rilling, and P. Goncalves, "Empirical mode decomposition as a filter bank," *Signal Processing Letters, IEEE*, vol. 11, no. 2, pp. 112–114, 2004.
- [16] Y. Huang, F. G. Schmitt, Z. Lu, and Y. Liu, "An amplitude-frequency study of turbulent scaling intermittency using empirical mode decomposition and Hilbert spectral analysis," *EPL (Europhysics Letters)*, vol. 84, no. 4, p. 40010, 2008.
- [17] E. Fernandez-Rodriguez, T. Stallard, and P. Stansby, "Experimental study of extreme thrust on a tidal stream rotor due to turbulent flow and with opposing waves," *Journal of Fluids and Structures*, vol. 51, pp. 354–361, 2014.
- [18] X. Chen, Z. Wu, and N. E. Huang, "The time-dependent intrinsic correlation based on the empirical mode decomposition," *Advances in Adaptive Data Analysis*, vol. 2, no. 02, pp. 233–265, 2010.
- [19] Y. Huang and F. G. Schmitt, "Time dependent intrinsic correlation analysis of temperature and dissolved oxygen time series using empirical mode decomposition," *Journal of Marine Systems*, vol. 130, pp. 90–100, 2014.
- [20] R. Calif and F. G. Schmitt, "Multiscaling and joint multiscaling description of the atmospheric wind speed and the aggregate power output from a wind farm," *Nonlinear Processes in Geophysics*, vol. 21, no. 2, pp. 379–392, 2014.
- [21] L. Chamorro, C. Hill, S. Morton, C. Ellis, R. Arndt, and F. Sotiropoulos, "On the interaction between a turbulent open channel flow and an axial-flow turbine," *Journal of Fluid Mechanics*, vol. 716, pp. 658–670, 2013.
- [22] C. Carlier, G. Pinon, B. Gaurier, G. Germain, and R. E., "A synthetic-eddy-method to represent the ambient turbulence in numerical simulation of marine current turbine," *European Wave and Tidal Energy Conference (EWTEC)*, 2015.
- [23] Y. Huang, F. G. Schmitt, Z. Lu, P. Fougairolles, Y. Gagne, and Y. Liu, "Second-order structure function in fully developed turbulence," *Physical Review E*, vol. 82, no. 2, p. 026319, 2010.

**14èmes Journées de
l'Hydrodynamique**



18-19-20 novembre 2014

**DGA Techniques hydrodynamiques
Chaussée du Vexin
27105 Val de Reuil**

**TURBULENCE ET INTERMITTENCE DANS LES
ENERGIES MARINES : MESURES A HAUTE FREQUENCE
EN LABORATOIRE DE LA RELATION ENTRE PUISSANCE
PRODUITE PAR UNE HYDROLIENNE ET TURBULENCE**

***TURBULENCE AND INTERMITTENCE IN MARINE
ENERGY: LABORATORY MEASUREMENTS AT HIGH
FREQUENCY, RELATIONSHIP BETWEEN MARINE
CURRENT TURBINE AND TURBULENCE***

O. DURAN MEDINA¹, F. G. SCHMITT², R. CALIF³, B. GAURIER⁴, G. GERMAIN⁴.

¹ Université Lille 1, Laboratoire LOG UMR 8187, 28 av Foch, 62930 Wimereux

² CNRS, Laboratoire d'Océanologie et de Géosciences, UMR 8187 LOG, 28 av Foch, 62930 Wimereux

³ Laboratoire LARGE, Université des Antilles Guyane, Fouillole BP 250, 97157 Pointe-à-Pitre

⁴ IFREMER, Laboratoire Comportement des Structures en Mer, Centre Manche-Mer du Nord, 150 quais Gambetta, BP 699, 62200 Boulogne-sur-Mer

olmo.duran-medina@etudiant.univ-lille1.fr

Résumé

A partir de données à haute fréquence acquises pendant une longue période de temps, on cherche à déterminer les différentes caractéristiques de l'écoulement généré au bassin d'essais à houle et courant d'IFREMER à Boulogne-Sur-Mer. Ces données mesurées avec un système LDV permettent de caractériser la turbulence et les fluctuations de la vitesse du courant incident. Les conditions contrôlées du bassin et les longues périodes d'acquisition du système LDV nous donneront une bonne estimation des différentes caractéristiques de l'écoulement tels que la dissipation, le nombre de Reynolds, les échelles d'injection, de Taylor et de Kolmogorov. Dans un deuxième temps nous étudions les effets de la turbulence de l'écoulement sur le comportement d'une hydrolienne tri-pale à axe horizontal.

L'objectif est de placer la maquette d'hydrolienne dans cet écoulement et étudier l'influence de la turbulence sur le rotor de cette turbine. La vitesse de l'écoulement est imposée et deux taux de turbulence différents ont été étudiés.

Summary

From measurements obtained at high level frequency over a long period of time, we aim to determine the different characteristics of the flow situated in the IFREMER (French Research Institute for Exploration of the Sea) wave and current flume tank in Boulogne-Sur-Mer. This

data measured with a LDV (Laser Doppler Velocimetry) allows to get the characteristics of turbulence and the incident velocity fluctuations. The well-controlled conditions in the flume and the high sampling frequency of LDV system will give us a good estimate of the different flow characteristics such as dissipation, the Reynolds number, the injection scales, Taylor and Kolmogorov. The objective is to place the marine current turbine in this flow and then to study the influence of turbulence on the rotor of this turbine. The flow velocity is imposed and two different rates of turbulence are analysed.

I – Introduction

Dans le contexte de la transition énergétique, l'énergie éolienne et hydrolienne sont des sources d'énergie potentielles pour satisfaire partiellement la demande croissante. Le principal problème de ce type d'énergie, qu'elle partage avec d'autres types d'énergies renouvelables, demeure la variabilité de la puissance électrique produite à différentes échelles, amenant à de fortes variations, appelées « intermittence ». Cette intermittence de l'énergie éolienne et hydrolienne est intrinsèquement liée à la nature turbulente du vent [7,8] et des courants [5, 9,10]. Nous considérons ici cette intermittence de la production en relation avec l'intermittence turbulente de la ressource. Le cadre théorique est celui des cascades d'énergie multifractales, cadre devenu classique en physique de la turbulence.

Nous présenterons tout d'abord le dispositif expérimental utilisé et les caractéristiques des bases de données utilisées. La caractérisation de l'écoulement généré en bassin permettra in fine d'aborder les différents paramètres caractéristiques utilisés dans cette étude. Les résultats permettant de corréliser les fluctuations de puissance générée par une hydrolienne tri-pales à axe horizontal aux fluctuations de l'écoulement incident seront ensuite présentés.

II – Dispositif expérimental

Les essais ont été réalisés au bassin à houle et courant de l'IFREMER comportant une longueur utile de 12 m et une section d'essais de 4 m de large par 2 m de profondeur [5]. Un écoulement homogène présentant un taux de turbulence de 3 à 15 % peut y être généré dans une gamme de vitesse de 0,1 à 2,2 m/s. Dans cette étude, deux taux de turbulence de l'écoulement amont ont été considérés, 3 et 15 %, pour une vitesse de 0,8 m/s durant une période d'acquisition de 3h. Le taux de turbulence I_∞ en amont est défini par :

$$I_\infty = 100 \sqrt{\frac{\frac{1}{3} [\sigma^2(u_\infty) + \sigma^2(v_\infty) + \sigma^2(w_\infty)]}{\overline{u_\infty}^2 + \overline{v_\infty}^2 + \overline{w_\infty}^2}} \quad (1)$$

où les composantes de vitesse u_∞ , v_∞ , w_∞ , correspondent à la vitesse incidente U_∞ .

Une maquette d'hydrolienne tri-pales à axe horizontal de 70 cm de diamètre régulée en vitesse de rotation, a été utilisée pendant ces essais. La mesure de couple est directe grâce à l'utilisation d'un couplemètre rotatif inséré entre le rotor et le système de régulation de vitesse. Les résultats de mesures présentés dans cette étude ont été obtenus pour le point de fonctionnement nominal de la turbine à $TSR = 4$ [5].

Le TSR (Tip Speed Ratio) correspond au rapport entre la vitesse en bout de pale de l'hydrolienne et la vitesse du courant incident :

$$TSR = \frac{|\Omega_x| R}{U_\infty} \quad (3)$$



Figure 1: Montage du dispositif expérimental, les mesures de courant réalisées par le système LDV sont effectuées en amont d'une maquette d'hydrolienne située à une distance de 4 fois son diamètre D.

Un système de mesure 2D par vélocimétrie laser à effet Doppler (LDV) a été utilisé pour mesurer les caractéristiques de l'écoulement incident mais également de l'écoulement dans le sillage émis par la machine à une distance égale à 4 fois le diamètre de l'hydrolienne D. Les mesures LDV et de puissance générée par l'hydrolienne sont synchronisées, la fréquence d'acquisition des performances de la turbine étant effectuées à une fréquence de 100 Hz alors que celle des mesures LDV étant de l'ordre de 800 Hz. Des mesures de longue durée (3h) ont été effectuées pour constituer une base de données permettant d'accéder aux caractéristiques prises de l'écoulement. Les mesures LDV sont réalisées dans le plan x0y, le taux de turbulence correspondant est défini par :

$$I_\infty = 100 \sqrt{\frac{\frac{1}{2} [\sigma^2(u_\infty) + \sigma^2(v_\infty)]}{\overline{u_\infty}^2 + \overline{v_\infty}^2}} \quad (2)$$

Une contrainte majeure de la mesure LDV est l'irrégularité du temps d'acquisition, en effet la vitesse du courant est calculée pour chaque particule traversant le volume de mesure créé à l'intersection de deux faisceaux lasers. Nous allons mettre en place des méthodes permettant de tenir compte de ces contraintes. On s'intéressera dans un premiers temps à l'estimation de la dissipation afin d'estimer ensuite les différentes caractéristiques de l'écoulement (nombre de Reynolds, échelles d'injection, de Taylor, de Kolmogorov). La synchronisation des mesures LDV et de puissance générée nous permettra enfin d'étudier le fonctionnement de l'hydrolienne dans cet écoulement.

III – Caractérisation de l'écoulement incident et de la turbulence

III – 1 Caractérisation de la turbulence

Nous nous plaçons dans le cadre de la turbulence homogène et isotrope (Frisch 1995). Dans ce contexte, on suppose que la densité spectrale d'énergie va suivre pour certaines fréquences la décroissance en $-5/3$ de Kolmogorov (Kolmogorov 1941, Obukhov 1941). La valeur ϵ est calculée à partir du spectre de la vitesse du courant avec l'hypothèse d'une isotropie locale. On peut ainsi appliquer l'équation de Kolmogorov pour un fluide turbulent [1] :

$$E(k) = C\epsilon^{2/3}k^{-5/3} \quad (4)$$

où $E(k)$ est l'énergie, $C=1,5$ est une constante et k est le nombre d'onde. V_0 étant la valeur moyenne du courant, on relie $k = \frac{2\pi}{l}$ à la fréquence $f = \frac{1}{T}$ via $V_0 = \frac{l}{T} = lf$:

$$k = \frac{2\pi}{l_0} = \frac{2\pi f}{V_0} \quad (5)$$

Ceci permet de remplacer le nombre d'onde k par la fréquence f dans la relation (4). On peut alors utiliser ceci pour déterminer ϵ suivante par la relation [2] :

$$\epsilon = \left(\frac{C_0}{C} \right)^{3/2} \left(\frac{2\pi}{V_0} \right)^{5/2} \quad (6)$$

où C_0 est la constante multiplicative devant la loi de puissance $E(f) = C_0 f^{-5/3}$ (figure 2). Ici, nous rencontrons le problème de l'irrégularité des temps de mesure, une caractéristique intrinsèque des données LDV. La méthode classique pour estimer le spectre, la méthode FFT (Fast Fourier Transform) demande en effet un échantillonnage régulier.

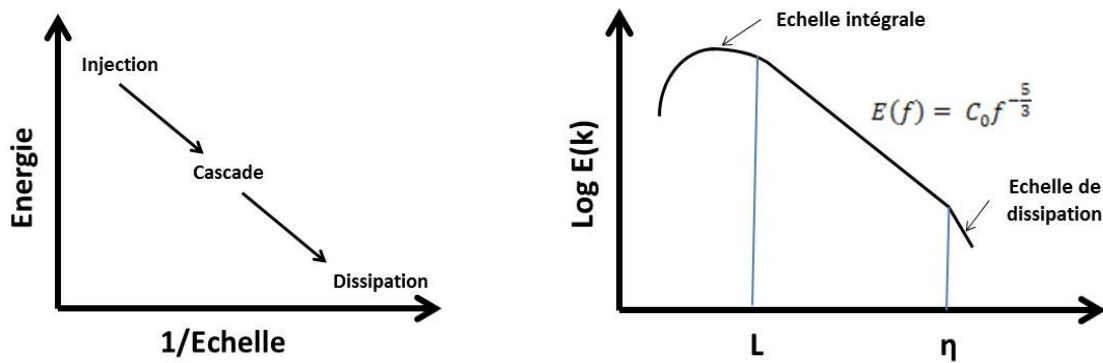


Figure 2: Schéma de la cascade d'énergie de Kolmogorov-Richardson

III– 2 Méthode de traitement.

Nous évaluons tout d’abord la densité de probabilité des temps entre deux mesures de courant (LDV). La figure 3 représente cette PDF en échelle log-lin. Celle-ci suit une loi exponentielle. On constate que si $p(x)$ est la densité de probabilité des inter-temps, la loi suivante est extrêmement bien respectée :

$$p(x) = Ae^{-bx} \quad (7)$$

où $p(x)$ est la densité de probabilité des inter-temps avec $A=0.33$, $b=1.15$ pour le cas « 3% » et $A = 0.34$, $b=0.93$ pour le cas « 15% ». Cette loi correspond à une distribution de Poisson des particules dans un écoulement turbulent.

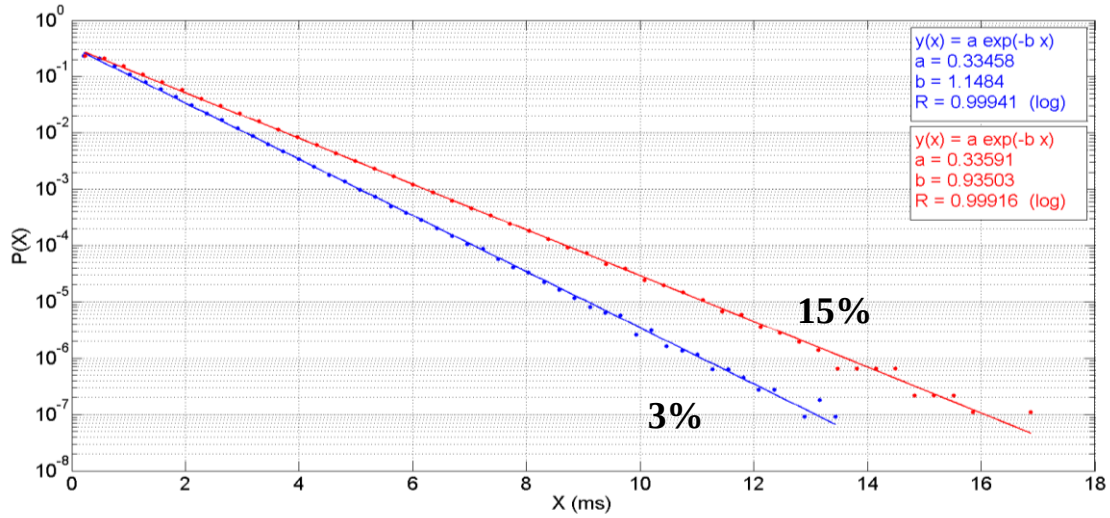


Figure 3: Représentation des PDF des inter-temps pour le cas à 3% et à 15%.

On réalise ensuite deux interpolations distinctes, linéaire et cubique, afin d’obtenir un pas de temps régulier nécessaire pour appliquer une transformée de Fourier (FFT). La fréquence d’échantillonnage « f_s » a été choisie afin d’obtenir le même nombre de points de la série temporelle acquise dans le bassin, dans le cas présent $f_s = 892$ Hz qui coïncide bien avec l’intervalle de la fréquence d’acquisition propre au système LDV, c’est-à-dire entre 800 et 900Hz. Une comparaison des spectres du courant U (m/s) résultants de deux interpolations vérifie la superposition des courbes (figure 4) sauf pour les hautes fréquences où il y a une différence entre les deux méthodes. Le choix de la méthode d’interpolation a donc peu d’influence sur la loi de puissance que nous cherchons à établir. On constate une très bonne superposition de deux méthodes, montrant que l’interpolation effectuée est suffisante pour l’estimation de la dissipation.

III –3 Estimation des différents paramètres.

On estime ainsi les spectres (figure 4). L’ajustement de la portion invariante d’échelle avec une loi en $-5/3$ permet d’estimer la constante C_0 . A partir de l’estimation de C_0 et de l’équation (6), on est capable de calculer les différentes caractéristiques de l’écoulement telles que la dissipation, le nombre de Reynolds, les échelles d’injection, de Taylor et de Kolmogorov.

Ces coefficients C_0 obtenus sont $C_{01} = 6,8207 \cdot 10^{-05}$ et $C_{02} = 1,6843 \cdot 10^{-03}$ (figure 4).

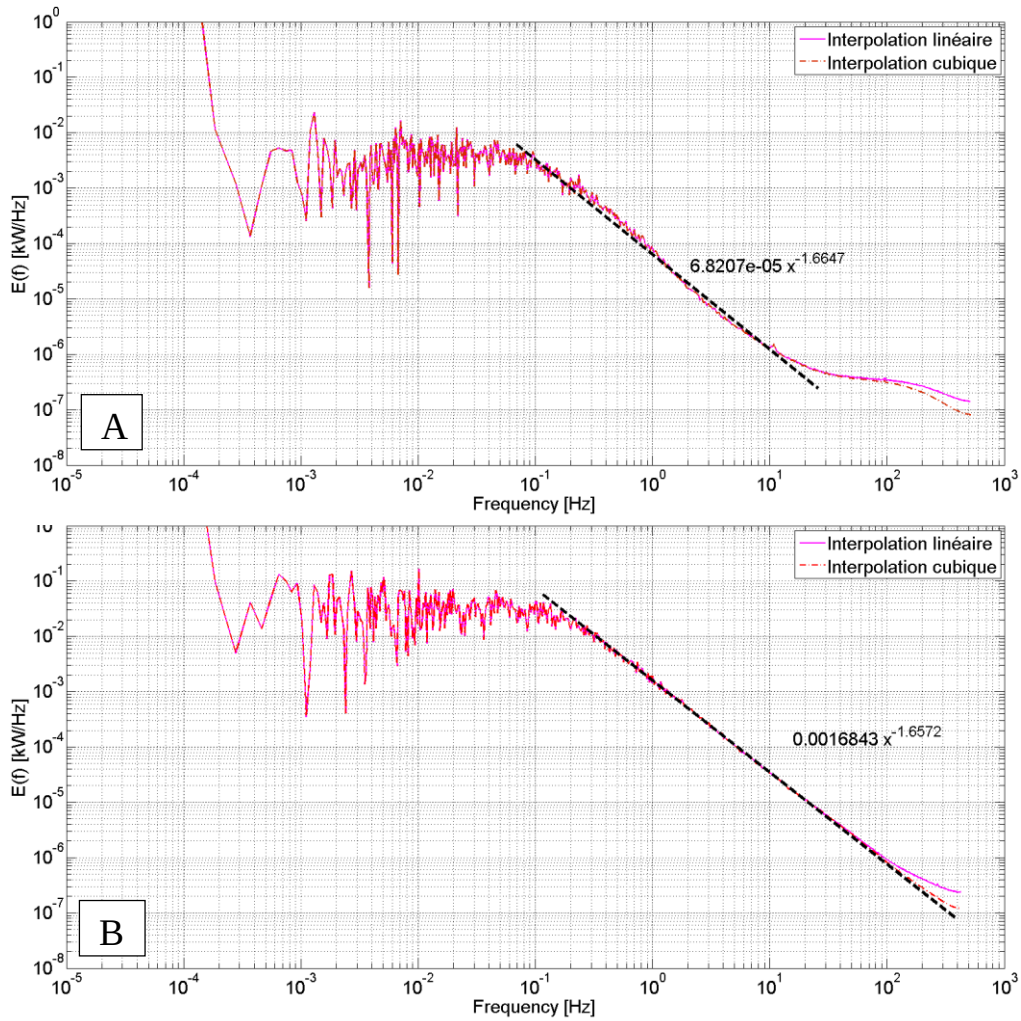


Figure 4: Superposition des spectres obtenus à partir de 2 interpolations pour (A) les données à 3% et (B) les données à 15%.

Le coefficient C_0 permet tout d'abord d'estimer la dissipation ϵ puis l'échelle de Kolmogorov qui s'écrit :

$$\eta = \left(\frac{v^3}{\epsilon} \right)^{1/4} \quad (8)$$

où v est la viscosité (ici $v = 1,5 \cdot 10^{-6} \text{ m}^2/\text{s}$ à 15°C). L'échelle de Kolmogorov est l'échelle des plus petites structures de la turbulence. Elle est souvent de l'ordre du millimètre (mm). L'échelle de temps de Kolmogorov s'écrit :

$$\tau_\eta = \sqrt{\frac{v}{\epsilon}} \quad (9)$$

Il s'agit de l'équivalent temporel de l'échelle de Kolmogorov η . L'échelle d'injection s'écrit :

$$L = \frac{u^3}{\epsilon} \quad (10)$$

où $u' = \sqrt{\langle V^2 \rangle - V_0^2}$ est l'écart type de la vitesse. On se place ici dans le cadre de fluctuations isotropes, V étant la vitesse du courant et V_0 la moyenne de celle-ci. L'échelle de Taylor est donnée par :

$$\lambda = \sqrt{\frac{15 \cdot v}{\epsilon}} u' \quad (11)$$

L'échelle de Taylor est une échelle spatiale, intermédiaire entre l'échelle d'injection L et l'échelle de Kolmogorov η . Nous vérifions le taux de turbulence à l'aide de la formule :

$$I(\%) = \frac{u'}{V_0} \quad (12)$$

Ensuite, l'échelle de Taylor λ permet d'estimer le nombre de Reynolds de Taylor qui s'écrit :

$$R_\lambda = \frac{u' \lambda}{v} \quad (13)$$

D'autre part, on peut également estimer le nombre de Reynolds classique :

$$R_L = \frac{V_0 L}{v} \quad (14)$$

Pour ces différentes formules, on peut se référer à un ouvrage sur la turbulence, comme Pope (2000) ou Tennekes & Lumley (1973).

III – 3 Méthode EMD.

Nous avons rappelé précédemment que l'irrégularité du temps d'acquisition reste une contrainte majeure des mesures LDV. Même si une interpolation des données, sur la vitesse du courant permet d'effectuer une FFT, des approximations peuvent en découler. On considère à présent la méthode de décomposition « Empirical Mode Decomposition (EMD) » [3,4].

La décomposition en modes empiriques et la transformée d'Hilbert-Huang appartiennent à une même méthode qui a été introduit il y a 15 ans par Norden Huang servant à décomposer les séries temporelles non-linéaires, non-stationnaires en somme de modes différents, chacun ayant une fréquence caractéristique. Cette méthode a été appliquée dans des nombreux domaines et a été utilisée et citée dans des milliers d'articles scientifiques. Après la décomposition, la série temporelle est décomposée en somme de modes, chacun étant localisé en fréquence. La Transformée de Hilbert-Huang est ensuite appliquée à chaque série temporelle de modes séparément. De cette façon, la loi de puissance spectrale dans l'espace de Hilbert est estimée, celle-ci est similaires aux spectres de puissance de Fourier [3,4,11].

Grâce à la méthode EMD, d'autres type de résultats peuvent être obtenus qui ne sont pas disponibles par la transformée de Fourier. La méthode EMD combinée à la transformée de Hilbert-Huang (EMD-HHT), permet d'accéder à une représentation temps-fréquence amplitude des fluctuations de la série temporelle. Nous pouvons appliquer cette approche à la turbulence pleinement développée, la turbulence marine dans la zone côtière, et des séries temporelles hydrologiques.

Dans ce travail, cette méthode permet d'obtenir le spectre directement des données LDV acquises à haute fréquence malgré l'irrégularité du temps d'acquisition. Ceci permettra, comme pour la FFT, d'étudier le spectre d'énergie et de caractériser l'écoulement.

La figure 4 montre la comparaison entre les méthodes FFT et EMD-HHT. On peut remarquer que l'allure des courbes est très analogue dans les deux cas. On peut donc obtenir les mêmes coefficients C_0 utilisés dans l'équation (6). La méthode EMD-HHT propose une alternative à l'interpolation et confirme les résultats obtenus par le biais de la FFT.

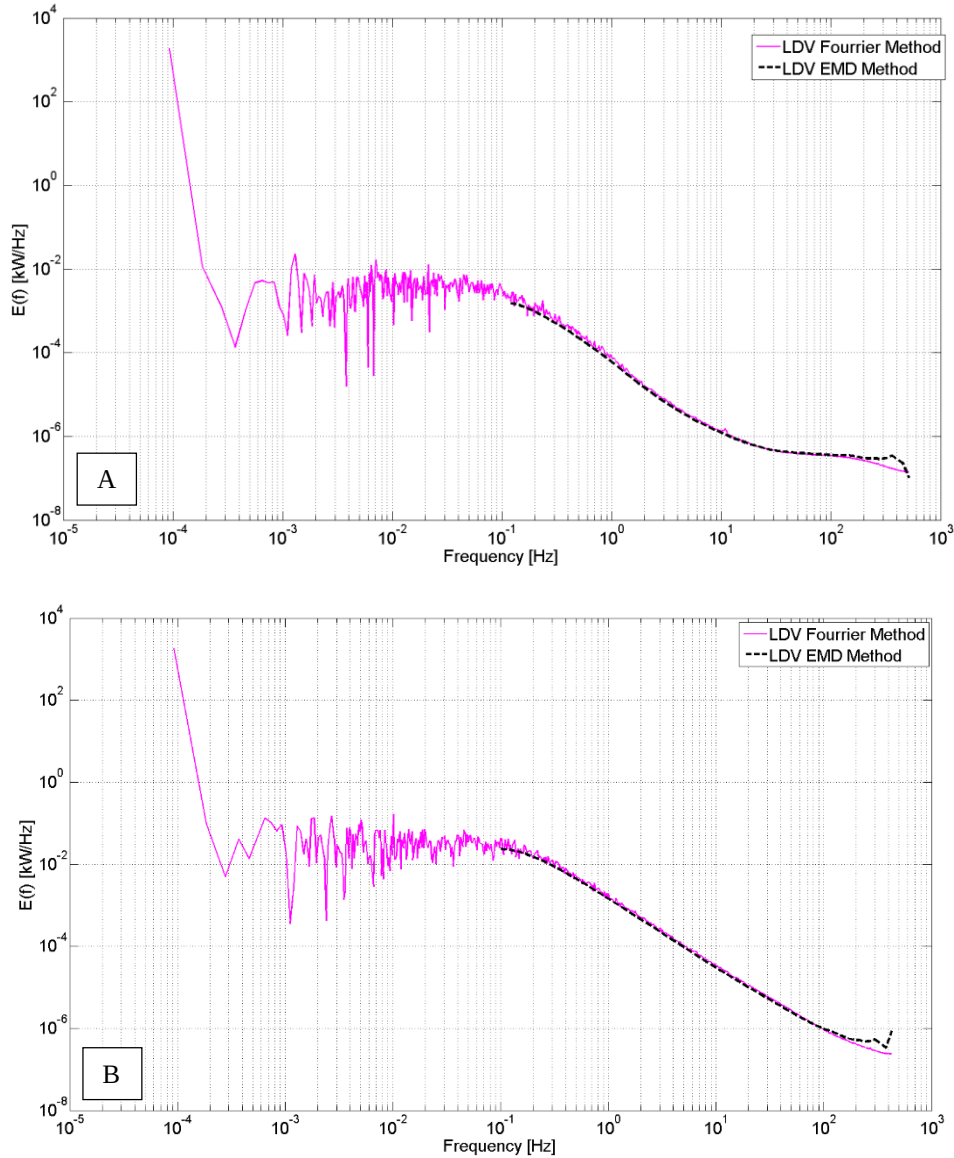


Figure 5: Superposition des spectres FFT et EMD pour le cas (A) 3% et (B) les données à 15%.

Le spectre de Fourier et le spectre issu de la méthode EMD-HHT sont des moments statistiques de deuxième ordre permettant d'estimer la dépendance fréquentielle des fluctuations moyennes. L'analyse spectrale d'Hilbert des moments d'ordre arbitraire q ($q > 0$) est une généralisation de la méthode EMD-HHT ($q=2$). Cette méthode d'analyse multifractale permet l'étude du comportement à l'échelle d'un processus non-linéaire compte tenu de l'ensemble des fluctuations à petite, moyenne et grande échelle [3].

III – 4 Caractérisation de l'écoulement incident

Les différentes formules présentées précédemment permettent de calculer les paramètres de l'écoulement turbulent présentés table 1.

Table 1 : Estimation des différents paramètres de l'écoulement

	ε (m^2s^{-3})	u' (m/s)	I (%)	η (mm)	τ_η (s)	L (m)	λ (cm)	R_λ	R_L	L/ η	λ/η
3%	5,23e-05	0,0319	3,97	0,452	0,157	0,624	1,951	479	386200	1380	43
15%	6,59e-03	0,1109	13,94	0,135	0,014	0,207	0,603	514	126600	1532	45

L'échelle intégrale ou échelle d'injection (L) est de l'ordre de 20 ou 60 cm. Cette échelle correspond à la taille de plus grands tourbillons dans le bassin à houle et courant. Cette échelle spatiale est associée à une échelle temporelle $T=L/V_\infty$, qui vaut 0,25 et 0,78 s pour 15% et 3% respectivement. On trouve paradoxalement que le temps T des structures à 15% est plus faible qu'à 3%, ce dernier obtenu avec un nid d'abeille placé en amont du courant. On peut interpréter ceci par le fait que la turbulence élevée détruit ces grands tourbillons.

Ces structures ne dépendent pas de la viscosité du fluide, elles portent la majorité de l'énergie cinétique contenue dans le courant. Elle est cependant liée à la dissipation puisque la grandeur ε (équation 10) indique la vitesse à laquelle ces grandes structures sont détruites pour en former des plus petites. Pour un taux de 3%, l'échelle « L » est approximativement le triple que pour 15%. On peut comprendre donc que l'installation du nid d'abeille augmente notablement la valeur de l'échelle d'injection, mais en contrepartie, ceci génère une dissipation plus faible.

Le nombre de Kolmogorov basé sur l'échelle de Taylor R_λ est de l'ordre de 479 pour 3% de turbulence et 514 pour 15%. Il s'agit de taux de turbulence assez élevés, proche des valeurs les plus importantes trouvées dans le milieu marin.

L'échelle de Kolmogorov (η) est de 0,1 à 0,4mm, elle diminue avec le degré de turbulence. Elle est de l'ordre de grandeur de ce qu'on obtient dans le milieu marin.

La valeur de ε pour le taux 15% ($\varepsilon = 6,59.10^{-3} \text{ m}^2/\text{s}^3$) est assez élevée. On constate une dissipation 100 fois plus faible ($5,23.10^{-5} \text{ m}^2/\text{s}^3$) pour le taux de 3%. Pour 15%, on a une dissipation typique d'une zone côtière et pour 3% cela correspond aux mouvements plus au large. Une étude portant sur la dissipation avec deux méthodes d'acquisition de mesures LDV et PIV [6] montre le même ordre de grandeurs pour la dissipation ε variant entre 10^{-3} et $10^{-5} \text{ m}^2/\text{s}^3$ (cas 15% et 3% respectivement dans notre étude), ainsi que l'échelle de Kolmogorov η située entre 0,3 et 0,9 mm.

Enfin, nous trouvons les taux de 3,9% et 14%, donc assez proches de ceux qui sont annoncés.

III – Corrélation entre fluctuations de puissance et fluctuations de l'écoulement

Une fois que l'écoulement du bassin d'essai a pu être caractérisé après une estimation de la dissipation, nous nous intéressons à présent à corréler les fluctuations de puissance d'une hydrolienne tri-pale à axe horizontal dans l'écoulement incident présenté précédemment.

Sur la figure 6, on expose l'allure des données de puissance obtenues par cette hydrolienne, il s'agit des 10.000 premiers points de notre série temporelle. La fréquence d'acquisition est régulière et acquises en simultané avec les mesures LDV afin de pouvoir réaliser une comparaison spectrale.

En superposant les deux spectres sur la figure 7, on peut apercevoir dans un premier temps que la stationnarité des deux spectres de puissance du moteur et mesures de vitesse LDV débute aux alentours de 0.1Hz (10s). En effet, on retrouve un bruit blanc dont la pente est nulle similaire dans les basses fréquences, possédant des fortes fluctuations d'énergie. Mise à part cette similitude, la loi d'échelle présente sur l'équation (4) correspondant au régime inertiel de la turbulence, ne transparait pas sur les données de puissance et on ne peut pas donner des conclusions sur les corrélations entre ces deux séries temporelles. Une possible explication est que l'hydrolienne soumise aux conditions de l'écoulement turbulent est asservie en vitesse de rotation, cette contrainte pourrait contribuer à atténuer les fluctuations turbulentes de la vitesse.

On peut constater cependant sur le spectre du moteur (en rouge), un pic de puissance aux alentours de 4,3 Hz. Ce pic correspond à la fréquence de rotation des 3 pales. On retrouve également la fréquence de rotation de la turbine sur le spectre correspondant au taux de turbulence de 3%, le premier pic placé aux alentours de 1,4 Hz, la fréquence de rotation des 3 pales correspond en effet à 3 fois la valeur de la fréquence de rotation.

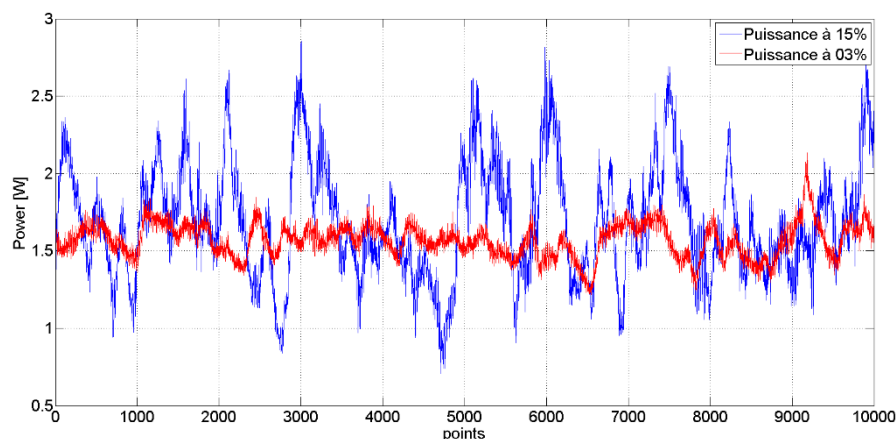


Figure 6: Les 10.000 premiers points de la puissance produite par l'hydrolienne. On obtient la puissance grâce à la relation $P = M_x \cdot \omega$ où M_x est le couple de l'hydrolienne et ω la vitesse de rotation maintenue constante.

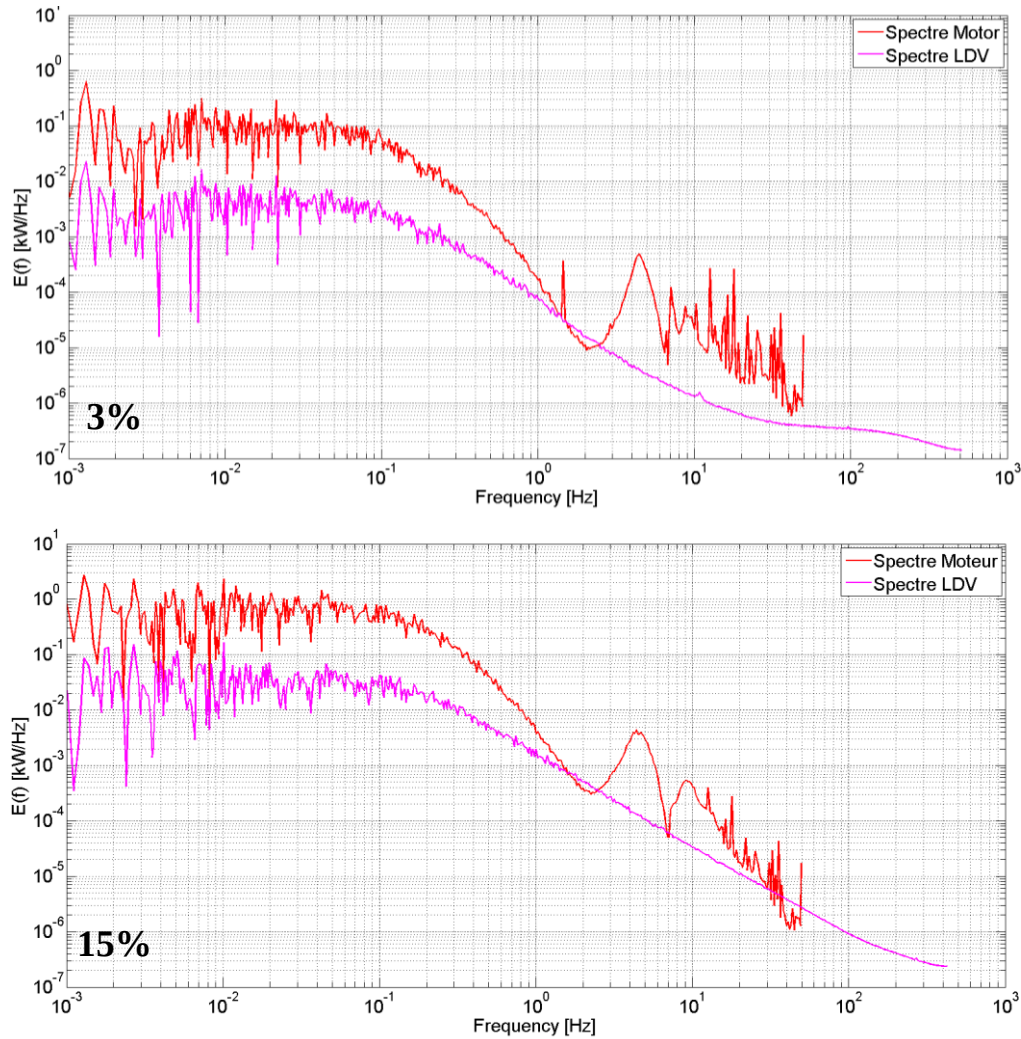


Figure 7: Superposition des spectres de puissance de l'hydrolienne et des mesures LDV. En haut cas « 3% », en bas cas « 15% ».

IV – Conclusion

Une des caractéristiques de l'énergie éolienne est la forte intermittence des productions associées. Cette propriété, avec des fortes chutes pouvant subvenir sur des très courtes périodes de temps, est souvent mise en avant par les critiques de ce mode de production d'énergie renouvelable. Les résultats préliminaires obtenus ici à partir d'une hydrolienne en conditions turbulentes semblent montrer que ce n'est pas le cas pour les énergies marines. En disposant également des données à un deuxième régime de fonctionnement $TSR=2.5$ et des séries temporelles de vitesse LDV dans le sillage de l'hydrolienne, on pourra conclure par l'analyse de ces données sur la pertinence des résultats déjà obtenus. On pourrait s'avancer sur la fiabilité des caractéristiques de l'écoulement à un taux de turbulence de 3% en raison de la pente qui n'est pas bien définie comme c'est le cas pour 15%. En plus, l'étude de l'intermittence par le biais de la méthode EMD permettra également de corréler d'avantage d'information sur les mesures de vitesse de courant et de puissance produite par l'hydrolienne.

Enfin, une étude d'hydrolienne in situ en cours de réalisation, nous permettra de comparer les résultats obtenus dans les conditions contrôlées du bassin d'essai d'IFREMER et celles issues dans les conditions réelles dans un environnement naturelle.

Références

- [1] Stephen B. Pope, *Turbulent Flows*, Cambridge University Press 2000.
- [2] R. Renosh, François G. Schmitt, Hubert Loisel, Alexei Sentchev, Xavier Mériaux. *High frequency variability of particle size distribution and its dependency on turbulence over the sea bottom during re-suspension processes*. Continental Shelf Research 77 (2014) 51-60 2014.
- [3] Huang Y., F. G. Schmitt, Z. Lu, Y. Liu, *An amplitude-frequency study of turbulent scaling intermittency using Hilbert spectral analysis*, EPL 84, 40010, 2008.
- [4] Huang, Y., F.G. Schmitt, J.-P. Hermand, Y. Gagne, Z. M. Lu, Y.L. Liu, *Arbitrary order Hilbert spectral analysis for time series possessing scaling statistics: a comparison study with detrended fluctuation analysis and wavelet leaders*, Physical Review E 84, 016208, 2011.
- [5] P. Mycek, G. Germain, B. Gaurier, G. Pinon, E. Rivoalen, *Experimental Study of the Turbulence Intensity Effects on Marine Current Turbines Behaviour, Part I: One Single Turbine*, Renewable Energy (0960-1481) Vol. 66, P. 729-746. 2014.
- [6] Amer Al-Homoud, Miki Hondzo. *Energy dissipation estimates in oscillating grid setup: LDV and PIV measurements*. Springer Environ Fluid Mech 7:143-158 January 2007.
- [7] R. Calif, F.G. Schmitt, *Modeling of atmospheric wind speed sequence using a lognormal continuous stochastic equation*. Journal of Wind Engineering and industrial Aerodynamics 109 1–8, 2012.
- [8] R. Calif, F.G. Schmitt, *Multiscaling and joint multiscaling description of the atmospheric wind speed and the aggregate power output from a wind farm*. Nonlin Processes Geophys. 21, 379-392, 2014.
- [9] F. Manganga, G.Germain, J.King G. Pinon, E. Rivoalen. *Experimental characterisation of flow effects on marine current turbine behaviour and on its wake properties*. IET Renewable Power Generation, 4 (6):498 2010.
- [10] T. Blackmore, W.M.J. Batten and A.S. Bahaj, *Influence of turbulence on the wake of a marine current turbine simulator*. Proc. R. Soc. A 2014 470, 20140331 August 2014
- [11] Rudy Calif, François G. Schmitt, Yongxiang Huang. *Multifractal description of wind power fluctuations using arbitrary order Hilbert spectral analysis*. Physica A 392 4106–4120 2013.

Curriculum-Vitæ

DURÁN MEDINA Olmo

DR. ING. ENERGETIC AND MECHANICS · INTERMITTENCY RESEARCH

26, Avenue du Marechal de Lattre de Tassigny, APT. A27, 59350 Saint-André-Lez-Lille

Birthdate: 15/11/1987 (Mexico) Driver Licence: B

☎ (+33) (0) 614.66.39.31 | ✉ olmo.duran@gmail.com | 📺 OlmoDM

If I have seen further it is by standing on the shoulders of giants

Education

Laboratory of Oceanology and Geosciences, LOG UMR 8187 (Lille University).

Wimereux (62), France

PH.D DEGREE IN GEOSCIENCES (TO BE DEFENDED ON NOV. 2016).

Oct. 2013 - PRESENT

- Experimental study and stochastic modelization of velocity fluctuations (wind and marine energy) and electrical power.

ENSIAME, French national engineering school.

Valenciennes (59), France

MASTER'S DEGREE IN ENGINEERING

Sept. 2009 - Oct. 2012

- Courses mainly consisting of Energetic and Mechanics.

Lycée Saint-Cricq

Pau (64), France

PREPARATORY CLASSES (CPGE)

Sept. 2007 - Jul. 2009

- Two years of courses including Mathematics, Physics and Industrial sciences to get access to a engineering school.

Experience

Laboratory for Automation, Mechanics and Human and Industrial IT, LAMIH UMR 8201 (Valenciennes University).

Valenciennes, France

RESEARCH CONTRACT

Feb. 2013 - Aug. 2013

- Research on radial channels cooling for electrical machines.

Aarhus University School of Engineering.

Aarhus, Denmark

WIND TURBINE TECHNOLOGIE SUMMER SCHOOL

Aug. 2012

- Sponsors : Aarhus University School of Engineering, Danish Wind Industry Association, Siemens Wind Power et Vestas Wind Systems.

Energetic Engineer

Nantes, France.

INTERNSHIP IN GAUDIN INGÉNIERIE

Mar. 2012 - Jul. 2012

- Building's design with low consumption of energy
- Energy prospection in the west of France using methane gas

Engineer Assistant

Aniche, France.

INTERNSHIP IN SAINT GOBAIN GLASS FRANCE

Sep. 2010 - Jan. 2011

- Management project: Manufacturing Know-How Tranfert and Training (MKT2).

Skills

Programming MATLAB, FORTRAN, Star CCM+, CATIA & Solid Works (CAD), C/C++, LaTeX

Languages French, English, Spanish (mother tongue)

Main Publications

- O. Duran Medina, F. Schmitt, R. Calif, Experimental study and stochastic modelization of velocity fluctuations (wind and marine energy) and electrical power, *Ph.D. thesis, Lille* (2016).
- O. Duran Medina, F. Schmitt, R. Calif, B. Gaurier, and G. Germain, Turbulence analysis and multiscale correlations between synchronized flow velocity and marine turbine power production, *Renewable Energy (RENE)*, 2016 (submitted).
- R. Calif, F.G. Schmitt, Y. Huang and O. Duran Medina, Hurst exponent, multifractal spectrum and extreme events versus the installed capacity of wind farms, *Applied Energy*, 2016 (submitted).
- O. Duran Medina, F. Schmitt and R. Calif, Multiscale analysis of wind velocity, power output and rotation of a windmill, *Energy Procedia*, 2015.
- O. Duran Medina, F. Schmitt, R. Calif, Multi-scale correlations between synchronized power and wind measurements: a way to characterize turbulent effect in a scale invariant way, *proceedings of the European Wind Energy Association (EWEA)*, 2015.
- O. Duran Medina, F. Schmitt, R. Calif, B. Gaurier, and G. Germain, Correlation between synchronised power and flow measurements, a way to characterize turbulence effects on a marine current turbine, *proceedings of the European Wave and Tidal Energy Conference (EWTEC)*, 2015.
- J. Pellé, O. Duran Medina, T.D. Nguyen, S. Harmand, Heat transfer in a 90° T-junction, *proceedings of the International Heat Transfer Conference (IHTC)*, 2014.

International and National Conferences and Workshops

NOV. 2016	POSTER PRESENTATION , EUROPEAN WIND ENERGY ASSOCIATION (EWEA) MEETING	Paris, France
SEPT. 2015	ORAL PRESENTATION , EUROPEAN WAVES AND TIDAL ENERGY CONFERENCE (EWTEC 2015)	Nantes, France
AUG. 2015	ORAL PRESENTATION , EUROPEAN TURBULENCE CONFERENCE (ETC 2015)	Delft, Netherlands
APR. 2015	ORAL AND POSTER PRESENTATION , EUROPEAN GEOSCIENCES UNION (EGU)	Vienna, Austria
NOV. 2014	ORAL PRESENTATION , 14ÈMES JOURNÉES DE L'HYDRODYNAMIQUE	Val-de-Reuil, France
NOV. 2013	ORAL PRESENTATION , COLLOQUE ENERGIES MARINES RENOUVELABLES	Boulogne-sur-Mer, France

Extracurricular

Research Stay

RESEARCH COLLABORATION WITH LARGE LABORATORY

West Indies, France

2016

University monitoring

PROBABILITY AND STATISTICS APPLIED ON A BIOLOGY DOMAIN

Lille, France

2016

Conference Organization Comitee

MAREL CARNOT COLLOQUIUM (IFREMER)

Boulogne-sur-mer, France

2014

VAL Robotic Association

PARTICIPATION IN THE FRANCE ROBOTICS CUP

Boulogne-sur-mer, France

2010