

UNIVERSITÉ DE LILLE

ÉCOLE DOCTORALE SCIENCES POUR L'INGÉNIEUR  
UNITÉ DE RECHERCHE CRISTAL UMR 9189

Thèse présentée par

**Bilal DAASS**

En vue de l'obtention du grade de docteur de l'Université de Lille

Discipline : Automatique et informatique industrielle

---

**Approches informationnelles pour une navigation  
autonome collaborative de robots d'exploration de  
zones à risques**

---

Soutenance le 17/12/2020 devant le jury composé de :

Didier Maquin	Professeur à l'Université de Lorraine	<i>Rapporteur</i>
Dominique Meizel	Professeur à l'Université de Limoges	<i>Rapporteur</i>
Jean-Charles Noyer	Professeur à l'Université Littoral – Côte d'Opale	<i>Examineur, Président</i>
Cindy Cappelle	Maître de conférences à l'Université de technologie de Belfort – Montbéliard	<i>Examinatrice</i>
Denis Pomorski	Professeur à l'Université de Lille	<i>Directeur de thèse</i>
Kamel Haddadi	Maître de conférences HDR à l'Université de Lille	<i>Co-directeur de thèse</i>



*Ce travail a bénéficié du soutien de l'université de Lille et de la Région Hauts-de-France. Il est issu d'une collaboration entre les deux laboratoires :*

## **CRIS<sub>t</sub>AL**

Centre de Recherche en Informatique,  
Signal et Automatique de Lille

UMR CNRS 9189



## **IEMN**

Institut d'Électronique, de  
Microélectronique et de Nanotechnologie

UMR CNRS 8520





« Celui qui prend un chemin pour rechercher la science,

Allah lui fait prendre par cela un chemin vers le paradis »

---

Prophète Mohammad (que la prière d'Allah et Son salut soient sur lui)



# Résumé

---

Ces dernières années, de nombreux travaux ont été menés afin de fournir une estimation précise de l'état d'un système dynamique. Dans cette thèse, nous ciblons les systèmes composés de sous-systèmes collaboratifs possédant une multitude de capteurs. Nous proposons un filtre combinant les avantages du filtre de Kalman et du filtre informationnel, nécessitant une charge de calculs bien moins élevée. Afin de prendre en compte la méconnaissance des covariances des mesures, une fusion multi-capteurs basée sur l'intersection des covariances est analysée en termes de charge calculatoire. Trois architectures de fusion multi-capteurs sont dès lors considérées. On réalise, sur les différents composants de ces architectures, une analyse fine de la répartition de la charge calculatoire du filtre et de l'algorithme d'intersection des covariances.

Dans l'objectif de rendre un système tolérant aux défauts, des méthodes statistiques informationnelles sont développées. Elles sont applicables à toute méthode basée sur le rapport de vraisemblance généralisé, entraînant un seuillage adaptatif de ce rapport. Leurs mises en œuvre à travers deux types de cartes de contrôle permettent une détection rapide des défaillances des capteurs.

Nos approches théoriques sont validées à travers un système de robots mobiles collaboratifs. Nous intégrons une phase de diagnostic et de détection de défauts des capteurs. Celle-ci est basée sur l'intégration de ces méthodes statistiques informationnelles dans le processus de fusion et d'estimation composé d'un filtre bayésien et de l'intersection des covariances. L'objectif est d'assurer une navigation autonome sûre, précise et tolérante aux défaillances des capteurs.

Enfin, nous présentons une preuve de concept d'une méthode de contrôle et d'évaluation non destructive des matériaux dans l'environnement immédiat des robots. En particulier, il s'agit d'introduire un capteur hyperfréquence pour l'interaction entre l'onde électromagnétique propagée et le matériau sous investigation. Cette méthode, connue sous le vocable radar, a connu un essor grandissant dans les laboratoires de recherche et dans les applications courantes liées notamment à la mesure de vitesse. Néanmoins, sa transposition sur des robots mobiles collaboratifs demeure un challenge pour adresser l'évaluation sans contact de matériaux, notamment en environnement sévère. Elle consiste à déterminer les caractéristiques du matériau sous test à l'aide de capteurs micro-ondes embarqués.

**Mots clés :** Fusion de données, estimation, filtre bayésien, intersection des covariances, charge de calculs, tolérance aux défauts, théorie de l'information, système multi-robots, localisation, contrôle non destructif, microonde, analyseur de réseaux.



# Abstract

---

In the recent years, there was a growing interest to provide an accurate estimate of the state of a dynamic system for a wide range of applications. In this work, we target systems built up with several collaborative subsystems integrating various heterogeneous sensors. We introduce a filter concept that combines the advantages of both Kalman and informational filters to achieve low computational load. To consider any system whose measurement covariances are incomplete or unknown, a multi-sensor fusion based on the covariance intersection is analyzed in terms of calculation burden. Three multi-sensor fusion architectures are then considered. A fine analysis of the calculation load distribution of the filter and the covariance intersection algorithm is performed on the different components of these architectures.

To make the system fault tolerant, informational statistical methods are developed. They are applicable to any method based on the generalized likelihood ratio. They lead to an adaptive threshold of this ratio. The technique has been implemented considering two types of control charts for the fast detection of sensor failures.

Our theoretical approaches are validated through a system of collaborative mobile robots. We integrate a diagnosis and fault detection phase, which is based on the integration of these informational statistical methods into the fusion and estimation process, the latter being composed of a Bayesian filter and the covariance intersection. The main objective is to ensure that this system provides safe, accurate and fault-tolerant autonomous navigation.

Finally, we present a proof-of-concept method for nondestructive and evaluation of materials in close proximity of the robot environment. In particular, we introduce a microwave sensor to characterize the electromagnetic wave to material under test interaction. This technique, known under the name radar, had a growing interest in academic laboratories and for usual applications related to speed measurements. Nevertheless, its adaptation to collaborative mobile robots remains a challenging task to address contactless characterization of materials, especially in harsh environments. This latter consists to determine the material characteristics from embedded microwave sensors.

**Keywords:** Data fusion, estimation, Bayesian filter, covariance intersection, calculation burden, fault tolerance, information theory, multi-robot system, localization, non-destructive testing, microwaves, vector network analyzer.



*A mes très chers parents, pour tout le soutien et l'amour que vous me portez depuis mon enfance et j'espère que votre bénédiction m'accompagne toujours,*

*A mes adorables sœurs et mon cher frère, en témoignage de mon affection fraternelle, de ma profonde tendresse et reconnaissance,*

*A Nawal, pour la patience et le soutien dont elle a fait preuve pendant toute la durée de cette thèse,*

*A mes chers petits neveux et nièces  
Walid, Anas, Omar, Mira et Lama,*

*Je dédie cette thèse.*



# Remerciements

---

*La réalisation de cette thèse a été rendue possible grâce à la contribution de nombreuses personnes auxquelles je tiens à exprimer ma gratitude.*

*Tout d'abord, je tiens à remercier mes directeurs de thèse, Denis Pomorski, Professeur à l'Université de Lille, et Kamel Haddadi, Maître de conférences HDR à l'Université de Lille, pour leur intérêt, leur soutien et leurs nombreux conseils tout au long de ce travail de recherche. Leurs nombreuses relectures et corrections de ce mémoire ont été très appréciées. Je remercie très sincèrement Denis Pomorski pour sa gentillesse, sa disponibilité permanente et pour ses connaissances et expériences qu'il m'a partagées.*

*Je voudrais remercier également Monsieur Didier Maquin et Monsieur Dominique Meizel qui m'ont fait l'honneur de rapporter mon travail. Je tiens à remercier également Monsieur Jean-Charles Noyer et Madame Cindy Cappelle d'avoir accepté d'être examinateurs de cette thèse. La version finale de ce mémoire a bénéficié de leur lecture très attentive et de leurs remarques précieuses.*

*Mes remerciements vont également à tout le personnel de l'IUT A de Lille pour leur accueil et leur aide dans mon insertion professionnelle en tant que doctorant enseignant. Je remercie également le personnel des laboratoires CRISAL et IEMN, c'est grâce à la collaboration entre ces deux laboratoires que j'ai eu la chance de travailler avec deux équipes de recherche, ce qui s'est avéré être une expérience très enrichissante.*

*J'adresse mes remerciements à mes enseignants de l'Université de Lille et de l'Université Libanaise, pour tout le savoir qu'ils m'ont transmis tout au long de ma démarche. Ce travail est le fruit de leurs efforts.*

*Je remercie également mes amis et mes collègues qui m'ont apporté leur support moral et intellectuel pendant ces trois ans*

*inoubliables, en particulier, Boussad, Gerald, Fatima, Adem, Zakaria, Nourdine, Riad, Sumit, Solène Houria et Mahmoud. Merci à Ammar, Saïd, Bilal, Hani, Ibrahim, Ouways, AbdelRahman, Mohyeddine, Ahmad, Hamed, Walid, Wael, Abdelhaq, Khaled et Mo'taz.*

*J'adresse mes sincères remerciements à ma famille : mes très chers parents, Abdallah et Amina, qui ont toujours été là pour moi, vous avez tout sacrifié n'épargnant ni santé ni efforts. Je remercie mes sœurs Imane, Hiba, Rayane et Douha, mon frère AbdelKader et sa femme Hiba, et mes beaux-frères Wissam et Wael pour leur soutien inconditionnel et leur encouragement.*

*Enfin, Je remercie ma très chère épouse Nawal ALSALEH. Tu as partagé avec moi les meilleurs moments, aux moments les plus difficiles de ma vie. Aucun mot ne pourrait exprimer ma gratitude, mon amour et mon respect. Allah nous procure santé et longue vie.*

*Lille, le 17 décembre 2020*

# Table des matières

---

Liste des figures .....	7
Liste des tableaux.....	11
Liste des abréviations .....	13
Chapitre I. Introduction générale.....	15
I. 1.      Contexte et objectifs généraux .....	17
I. 2.      Etat de l'art et positionnement de la thèse.....	20
I. 2. 1. <i>Fusion de données et estimation</i> .....	20
I. 2. 2. <i>Détection de rupture/défaut</i> .....	24
I. 2. 3. <i>Cartes de contrôle pour la détection de rupture dans les signaux</i> .....	25
I. 2. 4. <i>Contexte applicatif</i> .....	28
I. 2. 5. <i>Contrôle et évaluation non destructifs des matériaux</i> .....	30
I. 3.      Contributions de la thèse.....	30
I. 4.      Organisation du manuscrit .....	31
I. 5.      Liste des publications .....	32
Chapitre II. Vers la recherche d'une architecture optimale de fusion de données de systèmes collaboratifs .....	35
II. 1.    Introduction .....	37
II. 2.    Filtre de Kalman vs filtre informationnel pour l'estimation de l'état d'un système collaboratif .....	38
II. 2. 1. <i>Introduction</i> .....	38
II. 2. 2. <i>Modèle d'état discret</i> .....	39
II. 2. 3. <i>Filtre de Kalman</i> .....	39
II. 2. 4. <i>Filtre informationnel</i> .....	40
II. 2. 5. <i>Étude de la charge de calculs</i> .....	41

II. 2. 6.	<i>Filtre combiné</i> .....	45
II. 2. 7.	<i>Exemple numérique</i> .....	47
II. 2. 8.	<i>Conclusion</i> .....	48
<b>II. 3.</b>	<b>Vers la fusion de données de systèmes collaboratifs</b> .....	<b>49</b>
II. 3. 1.	<i>Introduction</i> .....	49
II. 3. 2.	<i>Espace d'état d'un système composé de plusieurs sous-systèmes collaboratifs</i> .....	49
II. 3. 3.	<i>Limitations du filtre centralisé dans les systèmes collaboratifs</i> .....	52
II. 3. 4.	<i>Intersection des covariances</i> .....	54
II. 3. 4. 1.	<i>Définition</i> .....	54
II. 3. 4. 2.	<i>Généralisation</i> .....	55
II. 3. 4. 3.	<i>Étude de la charge de calculs</i> .....	57
II. 3. 5.	<i>Conclusion</i> .....	58
<b>II. 4.</b>	<b>Vers des architectures de fusion de données décentralisées</b> .....	<b>58</b>
II. 4. 1.	<i>Introduction</i> .....	58
II. 4. 2.	<i>Architecture centralisée</i> .....	60
II. 4. 3.	<i>Architecture distribuée</i> .....	61
II. 4. 4.	<i>Architecture partiellement décentralisée</i> .....	62
II. 4. 5.	<i>Exemple illustratif</i> .....	63
II. 4. 6.	<i>Conclusion</i> .....	64
<b>II. 5.</b>	<b>Conclusion du chapitre II</b> .....	<b>65</b>
<b>Chapitre III. Approche informationnelle pour la détermination d'un seuil adaptatif dans les problèmes de détection</b> .....		<b>67</b>
<b>III. 1.</b>	<b>Introduction</b> .....	<b>69</b>
<b>III. 2.</b>	<b>Théorie de la détection</b> .....	<b>70</b>
III. 2. 1.	<i>Introduction</i> .....	70
III. 2. 2.	<i>Formulation du problème de la détection</i> .....	70
III. 2. 3.	<i>Critère de Bayes</i> .....	72
III. 2. 4.	<i>Autres critères de détection</i> .....	74
III. 2. 4. 1.	<i>Critère de Neyman-Pearson</i> .....	74
III. 2. 4. 2.	<i>Critère MAP (Maximum a posteriori)</i> .....	75
III. 2. 4. 3.	<i>Critère Minimax</i> .....	76
III. 2. 5.	<i>Conclusion</i> .....	77
<b>III. 3.</b>	<b>Détection basée sur un critère entropique</b> .....	<b>77</b>
III. 3. 1.	<i>Introduction</i> .....	77
III. 3. 2.	<i>Entropie conditionnelle de Shannon</i> .....	77

III. 3. 3.	<i>Méthode du gradient pour la recherche du seuil.....</i>	79
III. 3. 4.	<i>Propriétés du critère entropique.....</i>	80
III. 3. 5.	<i>Conclusion.....</i>	82
<b>III. 4.</b>	<b>Seuillage adaptatif dans le cadre des cartes de contrôle.....</b>	<b>83</b>
III. 4. 1.	<i>Introduction .....</i>	83
III. 4. 2.	<i>Cartes de Shewhart.....</i>	84
III. 4. 3.	<i>Carte de contrôle à somme cumulée (Cusum).....</i>	85
III. 4. 4.	<i>Carte de contrôle à moyenne mobile pondérée exponentiellement (EWMA) ..</i>	86
III. 4. 5.	<i>Seuillage adaptatif - Validation expérimentale.....</i>	86
III. 4. 6.	<i>Conclusion.....</i>	88
<b>III. 5.</b>	<b>Technique de fenêtrage temporel glissant.....</b>	<b>89</b>
III. 5. 1.	<i>Introduction .....</i>	89
III. 5. 2.	<i>Méthode basée sur la valeur lissée .....</i>	90
III. 5. 3.	<i>Méthode basée sur l'entropie conditionnelle minimale .....</i>	92
III. 5. 4.	<i>Conclusion.....</i>	95
<b>III. 6.</b>	<b>Conclusion du chapitre III.....</b>	<b>95</b>
<b>Chapitre IV. Fusion tolérante aux défauts pour la localisation d'un système de robots mobiles collaboratifs.....</b>		
		<b>97</b>
<b>IV. 1.</b>	<b>Introduction.....</b>	<b>99</b>
<b>IV. 2.</b>	<b>Description de la plateforme.....</b>	<b>99</b>
IV. 2. 1.	<i>Introduction .....</i>	99
IV. 2. 2.	<i>Robots mobiles différentiels.....</i>	100
IV. 2. 3.	<i>ROS : Système d'exploitation pour la robotique .....</i>	102
IV. 2. 4.	<i>Capteurs proprioceptifs.....</i>	104
IV. 2. 5.	<i>Capteurs extéroceptifs.....</i>	104
IV. 2. 5. 1.	<i>Télémètre Laser RPLIDAR™.....</i>	104
IV. 2. 5. 2.	<i>Système de navigation indoor Marvelmind™.....</i>	105
IV. 2. 5. 3.	<i>Capteur de profondeur Kinect™.....</i>	106
IV. 2. 6.	<i>Description de la plateforme utilisée.....</i>	106
IV. 2. 7.	<i>Conclusion.....</i>	108
<b>IV. 3.</b>	<b>Modélisation odométrique .....</b>	<b>108</b>
<b>IV. 4.</b>	<b>Filtre de Kalman étendu et algorithme d'intersection des covariances.....</b>	<b>109</b>

<b>IV. 5.</b>	<b>Architectures de fusion de données et répartition des charges de calculs.....</b>	<b>112</b>
<b>IV. 6.</b>	<b>Méthodologie de fusion tolérante aux défauts .....</b>	<b>115</b>
<i>IV. 6. 1.</i>	<i>Introduction .....</i>	<i>115</i>
<i>IV. 6. 2.</i>	<i>Génération des résidus.....</i>	<i>116</i>
<i>IV. 6. 3.</i>	<i>Résultats expérimentaux.....</i>	<i>118</i>
<i>IV. 6. 4.</i>	<i>Conclusion.....</i>	<i>129</i>
<b>IV. 7.</b>	<b>Conclusion du chapitre IV .....</b>	<b>130</b>
<b>Chapitre V.</b>	<b>Etude de faisabilité d'une technique de Contrôle Non Destructif hyperfréquence.....</b>	<b>131</b>
<b>V. 1.</b>	<b>Introduction .....</b>	<b>133</b>
<b>V. 2.</b>	<b>Méthodes conventionnelles de CND.....</b>	<b>133</b>
<i>V. 2. 1.</i>	<i>Test visuel .....</i>	<i>133</i>
<i>V. 2. 2.</i>	<i>Test ultrasonique .....</i>	<i>134</i>
<i>V. 2. 3.</i>	<i>Test radiographique .....</i>	<i>134</i>
<i>V. 2. 4.</i>	<i>Test par émission acoustique.....</i>	<i>135</i>
<b>V. 3.</b>	<b>Caractérisation hyperfréquence .....</b>	<b>135</b>
<i>V. 3. 1.</i>	<i>Pseudo-ondes et Mesure hétérodyne .....</i>	<i>136</i>
<i>V. 3. 2.</i>	<i>Le réflectomètre six-port.....</i>	<i>139</i>
<i>V. 3. 3.</i>	<i>Interaction onde - matière et techniques de caractérisation électromagnétique .....</i>	<i>140</i>
<b>V. 4.</b>	<b>Familiarisation avec les techniques de caractérisation hyperfréquence radar.....</b>	<b>143</b>
<i>V. 4. 1.</i>	<i>Principe de mesure .....</i>	<i>143</i>
<i>V. 4. 2.</i>	<i>Validation expérimentale du principe de mesure.....</i>	<i>145</i>
<b>V. 5.</b>	<b>Etude de faisabilité .....</b>	<b>152</b>
<i>V. 5. 1.</i>	<i>Introduction .....</i>	<i>152</i>
<i>V. 5. 2.</i>	<i>Système d'émission - réception à 60 GHz .....</i>	<i>153</i>
<i>V. 5. 3.</i>	<i>Mesures en trajectoire directe.....</i>	<i>153</i>
<i>V. 5. 4.</i>	<i>Mesures en trajectoire horizontale.....</i>	<i>155</i>
<i>V. 5. 5.</i>	<i>Mesures en présence de matériaux .....</i>	<i>157</i>
<i>V. 5. 6.</i>	<i>Mesures avec obstacle à ouverture.....</i>	<i>159</i>
<i>V. 5. 7.</i>	<i>Conclusion.....</i>	<i>160</i>

V. 6.	Conclusion du chapitre V.....	161
Chapitre VI. Conclusion et Perspectives .....		163
VI. 2.	Conclusion .....	163
VI. 3.	Perspectives .....	165
Annexe A	.....	167
Annexe B	.....	171
Bibliographie.....		173



# Liste des figures

---

<b>Figure 1. 1</b> : Schéma de la plateforme de contrôle non destructif utilisée. ....	19
<b>Figure 1. 2</b> : Schéma de principe du filtre de Kalman.....	22
<b>Figure 2. 1</b> : Charge de calculs du (a) KF et du (b) TVIF.....	42
<b>Figure 2. 2</b> : Différence de charges de calculs entre TVIF et KF ( $CB_{TVIF} - CB_{KF}$ ). ....	43
<b>Figure 2. 3</b> : Différence de charges de calculs pour l'étape de prédiction ( $CB_{IF} - CB_{KF}$ ). .....	44
<b>Figure 2. 4</b> : Différence de charge de calculs ( $CB_{IF} - CB_{KF}$ ) pour l'étape de mise à jour - (a) pour le système invariant dans le temps - (b) pour le système variant dans le temps.....	44
<b>Figure 2. 5</b> : Différence de charges de calculs entre les algorithmes CF et IF ( $CB_{CF} - CB_{IF}$ ). .....	46
<b>Figure 2. 6</b> : Différence de charges de calculs entre le filtre combiné (CF) et : (a) le filtre de Kalman ; (b) le filtre informationnel.....	47
<b>Figure 2. 7</b> : Architecture couramment utilisée dans le contexte de la fusion de données. .....	50
<b>Figure 2. 8</b> : Interprétation géométrique pour différentes valeurs des coefficients de pondération.....	55
<b>Figure 2. 9</b> : Charge de calculs de l'algorithme CI.....	57
<b>Figure 2. 10</b> : Sous-système $\Sigma^i$ - Répartition des charges de calculs pour l'estimation de son état $X^i$ . ....	59
<b>Figure 2. 11</b> : Architecture centralisée traditionnelle.....	60
<b>Figure 2. 12</b> : Architecture distribuée (charge calculatoire du sous-système $\Sigma^i$ ).....	61
<b>Figure 2. 13</b> : Architecture partiellement décentralisée.....	62
<b>Figure 2. 14</b> : Répartition de la charge de calculs de chaque architecture.....	64
<b>Figure 3. 1</b> : Principe d'un système de détection binaire.....	71
<b>Figure 3. 2</b> : Domaines de décision dans le cas où $N=2$ (i.e. 2 capteurs).....	72
<b>Figure 3. 3</b> : Interprétation graphique de $P_D$ , $P_F$ et $P_M$ en fonction de $p(y/H_0)$ et $p(y/H_1)$ . .....	74
<b>Figure 3. 4</b> : Algorithme du gradient appliqué à la recherche du seuil.....	80
<b>Figure 3. 5</b> : Seuils du rapport de vraisemblance en fonction de $P_\theta$ .....	81
<b>Figure 3. 6</b> : Courbes COR.....	81

<b>Figure 3. 7 :</b> Probabilité d'erreur en fonction de $P_0$ .....	82
<b>Figure 3. 8 :</b> Principe de la carte de contrôle de Shewhart. ....	84
<b>Figure 3. 9 :</b> Observations et statistiques issues de [186]. ....	87
<b>Figure 3. 10 :</b> Résultats du Cusum/EWMA avec seuillages fixe/adaptatif sur l'exemple considéré. ....	88
<b>Figure 3. 11 :</b> Principe de la technique de fenêtrage glissant. ....	90
<b>Figure 3. 12 :</b> SSE en fonction de $\lambda$ . ....	92
<b>Figure 3. 13 :</b> (a) Entropie conditionnelle minimale de Shannon $h^*(H/u)$ en fonction du temps ; (b) Dérivée temporelle de $h^*(H/u)$ en fonction du temps....	92
<b>Figure 3. 14 :</b> Taille optimale de la fenêtre glissante obtenue à partir de la méthode entropique en fonction de la précision et de $K_v$ . ....	93
<b>Figure 3. 15 :</b> Résultats obtenus par le Cusum/EWMA avec un seuil adaptatif utilisant une fenêtre temporelle glissante de taille 13. ....	94
<b>Figure 4. 1 :</b> Robot TurtleBot 2. ....	101
<b>Figure 4. 2 :</b> Base Kobuki. ....	101
<b>Figure 4. 3 :</b> Robot TurtleBot 3. ....	101
<b>Figure 4. 4 :</b> Robot à conduite différentielle. ....	102
<b>Figure 4. 5 :</b> Concept de fonctionnement de ROS. ....	103
<b>Figure 4. 6 :</b> Télémètre laser RPLIDAR. ....	105
<b>Figure 4. 7 :</b> Modem et balises du système de navigation indoor Marvelmind. ....	106
<b>Figure 4. 8 :</b> Caméra Kinect. ....	106
<b>Figure 4. 9 :</b> Plateforme de robotique mobile utilisée dans ce travail. ....	107
<b>Figure 4. 10 :</b> Distribution de la charge de calculs sur chaque composant pour une architecture centralisée traditionnelle. ....	113
<b>Figure 4. 11 :</b> Distribution de la charge de calculs sur chaque composant pour une architecture distribuée. ....	113
<b>Figure 4. 12 :</b> Distribution de la charge de calculs sur chaque composant pour une architecture partiellement décentralisée. ....	114
<b>Figure 4. 13 :</b> Approche de fusion tolérante aux défauts des capteurs – Application à la robotique mobile. ....	117
<b>Figure 4. 14 :</b> Résidus avec défauts capteurs en fonction du temps. ....	120
<b>Figure 4. 15 :</b> Résultats du Cusum sur les différents résidus en appliquant un seuil fixe/adaptatif en fonction du temps. ....	121
<b>Figure 4. 16 :</b> Résultats de EWMA sur les différents résidus en appliquant un seuil fixe/adaptatif en fonction du temps. ....	122
<b>Figure 4. 17 :</b> Entropie conditionnelle minimale de Shannon en fonction du temps. ....	124
<b>Figure 4. 18 :</b> Dérivée temporelle de $h^*(H/u)$ en fonction du temps. ....	124

<b>Figure 4. 19</b> : Taille optimale de la fenêtre glissante obtenue à partir de la méthode entropique en fonction de la précision et de $K_v$ .....	125
<b>Figure 4. 20</b> : Résultats du Cusum sur les différents résidus en utilisant un seuil fixe / adaptatif avec fenêtrage – en fonction du temps.....	126
<b>Figure 4. 21</b> : Résultats de EWMA sur les différents résidus en utilisant un seuil fixe / adaptatif avec fenêtrage – en fonction du temps.....	127
<b>Figure 4. 22</b> : Trajectoire estimée des deux robots obtenue à partir des informations capteurs.....	128
<b>Figure 4. 23</b> : Trajectoire estimée des deux robots sans exclusion des capteurs en défaut. ....	129
<b>Figure 4. 24</b> : Estimation de la trajectoire des deux robots après détection et exclusion des capteurs défectueux – cette estimation est identique à la trajectoire réelle.....	129
<b>Figure 5. 1</b> : Graphe de fluence dans le cas de la mesure d'un quadripôle.....	136
<b>Figure 5. 2</b> : Architecture de l'analyseur de réseaux vectoriel. ....	138
<b>Figure 5. 3</b> : Synoptique du réflectomètre six-port.....	139
<b>Figure 5. 4</b> : Réflectomètre six-port à base de coupleurs directifs [224].....	140
<b>Figure 5. 5</b> : Mesure en réflexion à l'aide d'une sonde coaxiale. ....	141
<b>Figure 5. 6</b> : Kit de mesure diélectrique par sonde coaxiale ouverte– KEYSIGHT TECHNOLOGIES® N1500A [226]. ....	141
<b>Figure 5. 7</b> : Mesure bi-statique en espace libre.....	142
<b>Figure 5. 8</b> : Mesure bi-statique en espace libre par la méthode NRL.....	143
<b>Figure 5. 9</b> : Principe de la mesure mono-statique.....	144
<b>Figure 5. 10</b> : Banc de mesure expérimental basé sur une antenne cornet (SIVERSIMA PM 7320X/01) connectée à l'analyseur de réseaux vectoriel Agilent N5242A. ....	145
<b>Figure 5. 11</b> : Adaptation de l'antenne cornet PM7320X/01 en fonction de la fréquence (calibrage vectoriel de type Ecal). ....	146
<b>Figure 5. 12</b> : Comparaison des (a) modules et (b) phases des coefficients de réflexion mesurés sur une plaque métallique de référence dans la bande de fréquences 8,2 – 12,4 GHz. ....	147
<b>Figure 5. 13</b> : Mesure hyperfréquence (a) du module et (b) de la phase du coefficient de réflexion $S_{11}$ en fonction de la distance $d$ entre l'antenne et la plaque métallique à la fréquence test 4 GHz.....	149
<b>Figure 5. 14</b> : Erreurs relatives de reproductibilité sur (a) le module et (b) la phase du coefficient $S_{11}$ en fonction de la distance $d - f = 10$ GHz. ....	149
<b>Figure 5. 15</b> : Banc de caractérisation hyperfréquence mono-statique pour la mesure sans contact de matériaux planaires.....	150
<b>Figure 5. 16</b> : Emetteur (a) et récepteur (b) à 60 GHz.....	153

<b>Figure 5. 17 :</b> Prototype du système d'émission - réception à 60 GHz.....	153
<b>Figure 5. 18 :</b> Émetteur et récepteur embarqués sur deux robots distincts.....	154
<b>Figure 5. 19 :</b> Tension détectée à la sortie du détecteur en fonction de la distance émetteur/récepteur - fréquence = 60 GHz.....	154
<b>Figure 5. 20 :</b> Mise en évidence des réflexions multiples dans la propagation en espace libre.....	155
<b>Figure 5. 21 :</b> Illustration du déphasage constructif et destructif.....	155
<b>Figure 5. 22 :</b> Mesures à 60 GHz en balayage horizontale du récepteur, avec émetteur fixe et distance en vis-à-vis ( $D_y$ ) fixe.....	156
<b>Figure 5. 23 :</b> Le test de balayage horizontal à 60 GHz. ....	156
<b>Figure 5. 24 :</b> Tension détectée à la sortie en fonction de la distance horizontale $D_x$ . ....	157
<b>Figure 5. 25 :</b> Caractérisation des matériaux planaires en tenant compte des différentes distances entre les robots.....	158
<b>Figure 5. 26 :</b> Mesures de la tension DC à travers l'ouverture d'un obstacle. ....	159

# Liste des tableaux

---

<b>Tableau 1. 1</b> : Synthèse fondamentales de la fusion de données.....	21
<b>Tableau 2. 1</b> : Charge de calculs des filtres .....	42
<b>Tableau 2. 2</b> : Charges de calculs de l'étape de prédiction et de l'étape de mise à jour. .....	44
<b>Tableau 2. 3</b> : Charges de calculs du CF.....	46
<b>Tableau 2. 4</b> : Spécifications techniques du calculateur utilisé .....	48
<b>Tableau 2. 5</b> : Temps d'exécution de chaque filtre. ....	48
<b>Tableau 3. 1</b> : SSE pour $\lambda = 0,10$ .....	91
<b>Tableau 4. 1</b> : Charge de calculs numériques à chaque étape du processus de fusion de données.....	113
<b>Tableau 4. 2</b> : Chronologie des défaillances des capteurs. ....	119
<b>Tableau 4. 3</b> : Longueur optimale de la fenêtre temporelle pour chaque observation. .....	125
<b>Tableau 5. 1</b> : Données constructeur de l'antenne cornet.....	145
<b>Tableau 5. 2</b> : Valeurs des coefficients de réflexion relevées à 10 GHz.....	151
<b>Tableau 5. 3</b> : Tensions mesurées en fonction de la nature du matériau et de sa distance par rapport à l'émetteur.....	158
<b>Tableau A. 1</b> : Charge de calculs des opérations matricielles élémentaires [161]. ....	167
<b>Tableau A. 2</b> : Charge de calculs du filtre de Kalman [161]. ....	167
<b>Tableau A. 3</b> : Charge de calculs du filtre informationnel [161]. ....	168
<b>Tableau A. 4</b> : Charge de calculs du filtre combiné [235].....	169
<b>Tableau A. 5</b> : Charge de calculs de l'algorithme d'intersection des covariances.....	170
<b>Tableau A. 6</b> : Charge de calculs de l'étape de prédiction du filtre de Kalman étendu. .....	170



# Liste des abréviations

---

Cusum	.....	Cumulative Sum
EWMA	.....	Exponentially Weighted Moving Average
KF	.....	Kalman Filter
TVKF	.....	Time-Variant Kalman Filter
TIKF	.....	Time-Invariant Kalman Filter
IF	.....	Information Filter
TVIF	.....	Time-Variant Information Filter
TIIF	.....	Time-Invariant Information Filter
CF	.....	Combined Filter
TVCF	.....	Time-Variant Combined Filter
TICF	.....	Time-Invariant Combined Filter
CI	.....	Covariance Intersection
NDT&E	.....	Nondestructive testing and evolution
ANA	.....	Automatic Network Analyzer
VNA	.....	Vector Network Analyzer
CB	.....	Calculation Burden
COR	.....	Caractéristique Opérationnelle du Récepteur
SSE	.....	Sum of the Squared Errors
ROS	.....	Robot Operating System



# Chapitre I.

## Introduction générale

*Résumé : Ce chapitre est une introduction qui vise à mettre en évidence le contexte général et les principales contributions de cette thèse. Un état de l'art est donné afin de positionner et de justifier le travail développé.*

### Plan du chapitre

---

<b>I. 1.</b>	<b>Contexte et objectifs généraux .....</b>	<b>17</b>
<b>I. 2.</b>	<b>Etat de l'art et positionnement de la thèse.....</b>	<b>20</b>
<i>I. 2. 1.</i>	<i>Fusion de données et estimation .....</i>	<i>20</i>
<i>I. 2. 2.</i>	<i>Détection de rupture/défaut .....</i>	<i>24</i>
<i>I. 2. 3.</i>	<i>Cartes de contrôle pour la détection de rupture dans les signaux .....</i>	<i>25</i>
<i>I. 2. 4.</i>	<i>Contexte applicatif.....</i>	<i>28</i>
<i>I. 2. 5.</i>	<i>Contrôle et évaluation non destructifs des matériaux .....</i>	<i>30</i>
<b>I. 3.</b>	<b>Contributions de la thèse.....</b>	<b>30</b>
<b>I. 4.</b>	<b>Organisation du manuscrit.....</b>	<b>31</b>
<b>I. 5.</b>	<b>Liste des publications .....</b>	<b>32</b>

---



## I. 1. Contexte et objectifs généraux

Au cours des dernières années, une révolution technologique bouleverse nos sociétés modernes, et de nouveaux enjeux apparaissent dans de nombreux domaines interconnectés :

- Les télécommunications – une cinquième génération des standards pour la téléphonie mobile, la 5G, est annoncée. Cette technologie, une fois déployée, devrait permettre des télécommunications à des débits de plusieurs gigabits de données par seconde, allant jusqu'à 1000 fois plus vite que les réseaux mobiles utilisés en 2010.
- L'Internet des objets<sup>1</sup> – un nombre croissant d'objets interconnectés via l'Internet, y compris les véhicules sans conducteur et les robots autonomes et/ou collaboratifs. Il permet le rassemblement de nouvelles bases de données d'une part, et, à travers l'intelligence artificielle et l'apprentissage profond<sup>2</sup>, la création de nouvelles formes de connaissances agiles.
- L'automatisation industrielle – l'industrie 4.0, ou industrie du futur, correspond à une nouvelle façon d'organiser les moyens de production. Cette évolution permet d'organiser les processus de production induits par les innovations liées à l'IoT, afin que les processus d'ingénierie soient profondément intégrés et que la production fonctionne de manière flexible et efficace. Grâce à l'amélioration des capacités de transport de données, l'industrie 4.0 génère un flux d'informations bien supérieur à celui généré par les modes de productions traditionnels.

La croissance exponentielle du nombre d'objets connectés, entraîne un besoin croissant de gros volumes d'échanges de données<sup>3</sup>. Ces données devront de plus en plus être traitées par des algorithmes complexes. D'où l'importance de développer des processus flexibles liés à des traitements décentralisés exploités en temps réel.

Bien que la notion de « système » soit largement acceptée dans la littérature comme étant un ensemble de composants organisés pour accomplir une fonction ou un ensemble de fonctions spécifiques, l'analyse de systèmes collaboratifs, ou systèmes de systèmes, est encore un domaine en constante évolution. Dans cette thèse, nous nous concentrons essentiellement sur ces systèmes collaboratifs dont le but est de fonctionner ensemble pour atteindre un objectif commun. Il semble dès lors nécessaire de déterminer une estimation précise de l'état de ces systèmes à l'aide d'un modèle de comportement et d'observations provenant des capteurs embarqués. Dans ce contexte, divers problèmes doivent être traités : le fonctionnement en temps

---

<sup>1</sup> "Internet of Things (IoT)" in English

<sup>2</sup> "Deep learning" in English

<sup>3</sup> "Big data" in English

réel, la gestion de la quantité de données requises, les incertitudes des observations, le choix des capteurs et leurs synchronisations, etc.

Le premier aspect de notre recherche est l'étude des méthodes de fusion de données basées sur le filtrage bayésien. En particulier, nous analysons les filtres de Kalman et informationnel à travers la complexité de calculs. Un nouveau « filtre combiné » est proposé dans le but de réduire celle-ci. Par la suite, nous considérons un système composé de plusieurs sous-systèmes collaboratifs dont les covariances des observations des capteurs sont inconnues ou imprécises. Afin de surmonter les limitations de l'approche classique, nous étudions une solution de fusion multi-capteurs basée sur l'algorithme d'intersection de covariances. Enfin, les observations provenant des capteurs sont traditionnellement transmises à une station centrale où elles sont traitées. Cette station renvoie ensuite les estimations, ainsi que les commandes aux différents composants du système. Dans le cadre des traitements en ligne et temps réel, cette architecture rencontre deux problèmes principaux. Le premier est une possible saturation de la bande passante du système de communication, notamment dans le cas de systèmes collaboratifs composés d'une multitude d'actionneurs et de capteurs complémentaires et/ou redondants. Le second problème est le passage de toute information par la station de travail qui doit être suffisamment dimensionnée en termes de possibilité de calculs, et qui ne doit surtout pas être en défaut, sous peine de dysfonctionnement complet du système. Nous recherchons par conséquent une architecture décentralisée optimale permettant de réduire et de partager cette charge de calculs entre tous les composants du système.

Le deuxième aspect de notre recherche consiste à ajouter une étape de diagnostic de capteurs. En effet, dans un environnement bruité, voire sévère, certains d'entre eux risquent de fournir des observations non fiables (e.g. bruitées, dérivant dans le temps, complètement erronées/défaillantes, etc.). Nous cherchons donc à détecter et à exclure ces capteurs défectueux de la procédure de fusion et d'estimation. Dans ce cadre, nous considérons deux méthodes de détection de rupture dans les signaux<sup>4</sup>, parmi les méthodes les plus usitées : les cartes de contrôle Cusum<sup>5</sup> et EWMA<sup>6</sup>. Ces méthodes consistent à comparer un rapport de vraisemblance généralisé à un seuil communément fixe dont la valeur déterminera les performances du système de détection. Nous proposons un critère entropique qui permet d'améliorer les performances de ces méthodes en calculant un seuil adaptatif plus approprié sur une fenêtre temporelle glissante. Notre approche consiste par conséquent en une fusion de données multi-capteurs tolérante aux défauts des capteurs.

Afin de valider notre approche théorique, une application constituée de deux robots mobiles collaboratifs est considérée. De nos jours, les robots

---

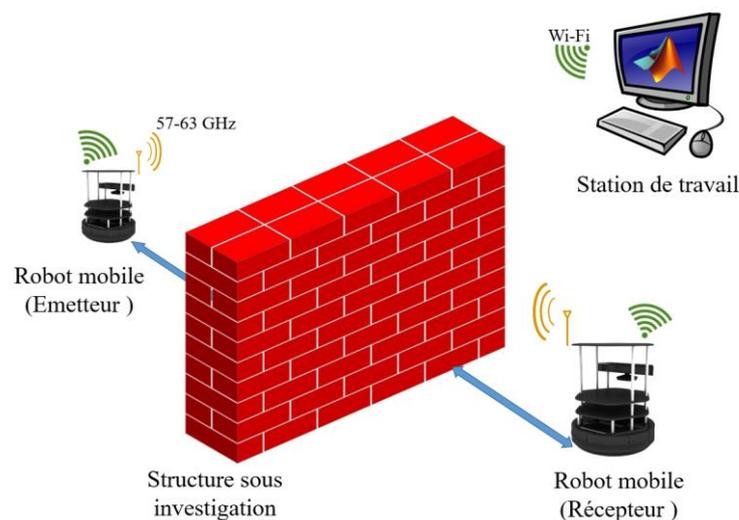
<sup>4</sup> "Change detection" in English

<sup>5</sup> Cusum is the abbreviation for "cumulative sum"

<sup>6</sup> Acronym of "Exponentially Weighted Moving Average"

occupent une place de plus en plus importante. La plupart du temps, ces applications nécessitent une pose (i.e. position et orientation) précise de chaque robot, difficile à obtenir dans un environnement bruité, complexe ou sévère. Dans notre application, la pose est obtenue à l'aide de deux types de capteurs : - proprioceptifs, donnant des mesures internes au robot, et qui le renseignent sur son déplacement dans l'espace (e.g. encodeur de roue, centrale inertielle) ; - extéroceptifs, donnant des informations sur la position du robot dans son environnement (e.g. télémètre laser, caméra, système de positionnement indoor). L'application des outils informationnels au modèle dynamique du robot et à ses mesures, lui assure un positionnement beaucoup plus sûr et précis.

Dans cette thèse, la mission des robots mobiles consiste à évaluer les propriétés des structures de leur environnement immédiat, telles la nature, l'épaisseur, la présence de défauts surfacique ou sous-surfacique, etc. Dans ce but, une technique de caractérisation hyperfréquence en espace libre est intégrée et adaptée aux robots mobiles. Cette technique est basée sur la mesure des paramètres de dispersion  $S^7$  du matériau sous test à l'aide de deux antennes, respectivement d'émission et de réception, associées à un analyseur de réseaux vectoriel. Ce travail bénéficie de l'expertise de l'IEMN en développement de solutions complètes en termes de conception, réalisation, formulations des problèmes direct et inverse incluant le calibrage en espace libre, compatibles avec des contingences hors laboratoire. Dans cette étude, nous nous limitons à présenter une étude de faisabilité.



**Figure 1. 1 :** Schéma de la plateforme de contrôle non destructif utilisée.

<sup>7</sup> "Scattering parameters" in English

## I. 2. Etat de l'art et positionnement de la thèse

Dans cette section, nous présentons un état de l'art permettant de positionner notre travail.

### I. 2. 1. Fusion de données et estimation

#### a) Fusion de données multi-capteurs

La fusion multi-capteurs, également connue sous le nom de « fusion de données multi-capteurs », « fusion multi-sources » [1], [2] ou « fusion d'informations multi-capteurs » [3], est abordée depuis les années 1970 [4]. Le département de la défense des États-Unis a utilisé la fusion de données sur les mouvements navals soviétiques [5]. En 1971, les erreurs d'estimation supposées indépendantes, provenant de capteurs différents et correspondant à la même cible, ont été étudiées dans [6]. De nombreuses applications utilisent la fusion de données dans le domaine militaire [7], [8], telles la surveillance du champ de bataille, la détection automatique des cibles, la localisation à distance et le contrôle des véhicules autonomes. Au cours des dernières décennies, les technologies de fusion ont couvert une grande variété d'applications civiles. Citons par exemple la surveillance de systèmes complexes, la détection d'intrusions, le diagnostic médical, la robotique, le traitement d'images et de vidéos, les bâtiments intelligents, la reconnaissance des formes, l'identification des visages, etc. [9]–[20]. De nos jours, une grande variété de capteurs peut être utilisée pour collecter des informations différentes, complémentaires, et/ou redondantes liées à son état. A l'instar des êtres humains fusionnant les différentes perceptions de leurs sens pour construire une image mentale de leur environnement immédiat, la fusion des informations provenant de ces capteurs permet d'améliorer l'estimation de l'état du système [21]–[25].

Dans la littérature, de nombreuses synthèses des méthodes de fusion de données ont été menées, comparant leurs avantages et leurs défis : Alam et al. [26] et Meng et al. [27] ont mené un travail associant les techniques de fusion de données et l'intelligence artificielle. F. Castanedo [28] a classé la littérature sur la fusion de données en trois catégories : association de données, estimation de l'état et fusion de décisions. Une autre étude [3] a classé la littérature sur la fusion de données en fonction des propriétés des données détectées, telles les imperfections, la corrélation et les incohérences des données. Dans [29], elle est discutée dans le domaine des systèmes de transport intelligents. I. M. Pires et al. [30] ont présenté une analyse basée sur les capteurs intégrés aux appareils mobiles. Le tableau 1.1 présente plusieurs synthèses de la fusion de données.

Synthèse	Objectif et sujet
T. Meng, 2019 [27]	Etat de l'art de l'optimisation de la fusion des données par l'apprentissage machine.
Ranjan et al., 2016 [31]	Classification des méthodes de fusion de données basée sur le middleware, le

	traitement des données de configuration, les capteurs et la portabilité.
Alam et al., 2017 [26]	Examen des méthodes de fusion de données en mettant l'accent sur les méthodes mathématiques et les environnements spécifiques de l'Internet des objets.
Pires et al., 2016 [30]	Fusion de données de capteurs embarqués dans les appareillages mobiles.
Castanedo, 2013 [28]	Classification des méthodes de fusion de données en trois catégories : association de données, estimation de l'état et fusion de décisions.
Khaleghi et al., 2013 [3]	Classification des méthodes de fusion de données basée sur les propriétés des données, y compris l'imperfection, la corrélation et les insistances.
Faouzi et al., 2011 [29]	Développements et défis de la fusion de données dans les systèmes de transport intelligents.
Qin et al., 2011 [32]	Fusion de données pour l'Internet des objets.
Dong et al., 2009 [33]	Vision globale des méthodes de fusion multi-capteurs pour les images satellites.

**Tableau 1. 1 :** Synthèse fondamentales de la fusion de données.

Selon [34], toute fusion de données multi-capteurs peut être réalisée à travers l'une des quatre théories suivantes :

- Le filtre de Kalman<sup>8</sup> et ses extensions [35], utilisant des méthodes probabilistes vis-à-vis des observations des capteurs.
- La théorie des réseaux de neurones<sup>9</sup> [36], basée sur la méthode de classification des caractéristiques.
- La théorie des sous-ensembles flous<sup>10</sup> [37], basée sur les fonctions d'appartenance et la théorie des croyances.
- La théorie bayésienne<sup>11</sup> [38], [39], utilisant les mécanismes d'interférence au niveau des décisions.

Chaque théorie présente des avantages et des inconvénients, de sorte que, selon le domaine d'application, l'une d'entre elles peut être préconisée. En se basant sur cette décomposition, S. Gite and H. Agrawal [40] présentent une analyse comparative de ces théories de fusion multi-capteurs en fonction des applications envisagées.

### **b) Filtre de Kalman et ses extensions**

Le filtre de Kalman est le filtre le plus populaire des filtres bayésiens sous les hypothèses gaussiennes des bruits et d'un modèle linéaire. C'est un estimateur récursif non biaisé, développé en 1960 par Rudolf Emil Kalman [41].

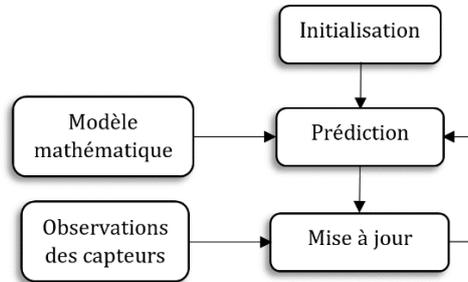
<sup>8</sup> "Kalman Filter, KF" in English

<sup>9</sup> "Neural network theory" in English

<sup>10</sup> "Fuzzy theory" in English

<sup>11</sup> "Bayesian theory" in English

Il a été appliqué dans de nombreux domaines en raison de sa robustesse [35]. Ce filtre est recommandé dans les cas où les imprécisions des informations traitées peuvent être interprétées comme un bruit aléatoire, dont la distribution est connue a priori, communément considérée comme gaussienne. Le filtre de Kalman fonctionne en deux étapes distinctes : prédiction et mise à jour. Son implémentation est détaillée dans le schéma suivant.



**Figure 1. 2 :** Schéma de principe du filtre de Kalman.

Initialement conçu pour les systèmes linéaires, des extensions ont été développées pour traiter les systèmes non-linéaires. À titre d'exemples, citons le filtre de Kalman étendu [42] et le filtre de Kalman non parfumé [43]. Pour faire face à l'hypothèse gaussienne, d'autres filtres ont été proposés, tel le filtre particulaire [44], [45].

Dans la littérature, il existe une forme informationnelle du filtre de Kalman, appelée filtre informationnel<sup>12</sup>. Durrant-Whyte [35] a traité ce filtre en mettant en exergue ses avantages par rapport au filtre de Kalman, et en pointant son utilisation dans une architecture décentralisée. Ce filtre permet d'aborder le problème de la fusion des données et du diagnostic d'un point de vue informationnel, en calculant la contribution informationnelle de chaque observation. Contrairement au filtre de Kalman, le filtre informationnel utilise la forme informationnelle du vecteur d'état et de la matrice de covariance. Cette forme présente plusieurs avantages, dont l'étape de mise à jour qui simplifie considérablement le coût calculatoire en sommant les apports informationnels des observations.

### c) Fusion à corrélations inconnues : méthode d'intersection des covariances

Ces dernières années, quel que soit le système dynamique, il peut bénéficier de nombreux capteurs plus ou moins précis. Ce bénéfice permet une estimation plus précise de son vecteur d'état. Le filtre de Kalman et ses extensions sont optimaux tant que les données proviennent de sources indépendantes. Cependant, dans de nombreuses applications, des corrélations inconnues et imprévisibles des mesures sont inévitables. A travers le filtre de Kalman, la méconnaissance de ces corrélations peut entraîner un résultat

<sup>12</sup> "Information Filter, IF" in English

incohérent : ce résultat peut être trop confiant [46], ou pire, une détérioration des performances, voire une divergence du filtre, pourrait être effective [47].

Pour pallier ce problème, la méthode d'intersection des covariances<sup>13</sup> a été introduite par Julier et Uhlmann en 1997 [48]. Elle permet de fusionner les estimations associées à des matrices composées de covariances éventuellement approximatives. Sous l'hypothèse d'une corrélation limitée, elle tente de fournir une solution optimale en approximant l'intersection des corrélations des sources de données individuelles. Cette méthode présente les avantages suivants [49] :

- Aucune nécessité d'identifier et de calculer les covariances.
- Elle donne une estimation résultante cohérente. Par conséquent, un filtre non divergeant est obtenu.
- La précision de l'estimation fusionnée est supérieure à celle de chaque estimation locale.
- Elle donne une limite supérieure commune des variances des erreurs d'estimation réelles, robuste par rapport aux corrélations inconnues.

Cette méthode a été appliquée pour la première fois au problème de la localisation coopérative dans [50]. Depuis, elle a suscité un grand intérêt de la part d'une communauté scientifique plus large [51]–[54]. Des travaux plus récents se sont concentrés sur l'amélioration de ses fondements, la rendant particulièrement bien adaptée à notre contribution [55], [56].

#### **d) Architectures de fusion**

L'un des objectifs de ce travail est d'élaborer des méthodes de fusion multi-capteurs efficaces, capables de supporter globalement une importante charge de calculs, en particulier dans le contexte de systèmes collaboratifs composés d'une multitude de capteurs complémentaires et /ou redondants. L'un des enjeux principaux de ce travail passe donc par la recherche d'une architecture optimale de fusion et d'estimation en termes de performances, de temps de calculs, d'extensibilité, etc.

Traditionnellement, les architectures de fusion de données sont centralisées ou hiérarchisées [22]. Ainsi, plus de 30 architectures de fusion ont été proposées dans la littérature [57], [58]. Selon l'architecture de fusion centralisée, les mesures provenant de capteurs sont récoltées par des nœuds (i.e. ordinateurs embarqués, notebooks, ou cartes électroniques de type Arduino<sup>TM</sup> ou Raspberry<sup>TM</sup>), qui se chargent de les envoyer à une station de travail centrale (nœud central). Ces mesures y sont fusionnées, les résultats étant renvoyés aux différents nœuds. Cette architecture est idéale dans le cas de systèmes composés de quelques capteurs, avec une station centrale menant tous les calculs, et sans collaboration entre les nœuds. Dans le cas contraire,

---

<sup>13</sup> "Covariance Intersection, CI" in English

une architecture décentralisée est préférable – le faible coût actuels des puces électroniques programmables permettant aux nœuds de réaliser un ensemble de calculs déportés.

### I. 2. 2. Détection de rupture/défaut

Le terme « défaut » est couramment utilisé pour désigner tout comportement inattendu, ou dysfonctionnement, de tout ou partie du système (capteur, actionneur, etc.). De façon générale, l'ajout d'une fonction de diagnostic des défauts exige la connaissance des informations sur le comportement normal (i.e. sans défaut) du système. Dans cette étude, nous nous concentrons sur les défauts de capteurs. Des exemples de défauts de système dynamique sont définis dans [59] et de nombreuses méthodes de détection et de diagnostic des défauts sont présentées dans [60], [61]. De multiples applications ont été traitées. Citons à titre d'exemples les articles [62]–[65].

Dans ce contexte, nous visons à détecter les défauts de capteurs d'un système dynamique, dans l'objectif de n'utiliser que les capteurs indemnes dans la procédure de fusion et d'estimation. Dans ce domaine de la détection et de l'isolation de défauts<sup>14</sup>, un « résidu » est un signal qui reflète la cohérence des données mesurées avec un modèle. Un écart significatif de ces résidus traduit l'apparition de défauts. Ces techniques de FDI peuvent être classées en deux catégories :

- Les techniques basées sur un modèle mathématique ou à base de connaissances [66]. A titre d'exemples, citons les méthodes qui consistent à générer des résidus en projetant les équations du modèle dans un espace particulier appelé « espace de parité » [67]–[69]. Ces méthodes génèrent des relations de redondances analytiques<sup>15</sup> permettant d'éliminer les variables inconnues du vecteur d'état. Les équations projetées ne concernent alors que les variables mesurées (i.e. vecteurs de mesure et de commande).
- Les techniques basées sur le traitement de la mesure, qui nous intéressent tout particulièrement ici.

Statistiquement, lorsqu'un système fonctionne normalement, chacun de ses résidus suit une distribution de probabilité correspondant à un fonctionnement sans défaut. La plupart des statistiques de détection des défauts sont conçues pour détecter les ruptures des paramètres de distribution des résidus, telles la moyenne et la variance.

En fonctionnement normal, les résidus ne sont pas parfaitement égaux à zéro en raison du bruit des mesures, des erreurs de modélisation, etc. Dans la littérature, les techniques de décision basées sur des tests d'hypothèses statistiques sont généralement utilisées pour détecter le moment où l'une des

---

<sup>14</sup> "Fault Detection and Isolation, FDI" in English

<sup>15</sup> "Analytical Redundancy Relations, ARR" in English

caractéristiques du résidu a changé. Les approches de détection les plus courantes utilisent les critères Bayésien [70]–[73], Minimax ou de Neyman-Pearson [73]–[83]. A titre d'extensions, Shujun Liu et al. [75] ont proposé une règle de décision bayésienne appropriée au problème binaire de test d'hypothèse en appliquant le principe de la dualité de Lagrange. Dans [79], un critère Minimax est introduit pour la classification multi-classes, permettant son utilisation à des données à haute dimension comme des données issues de l'imagerie. Afin de détecter les signaux à bande ultra-large, le critère de Neyman-Pearson est utilisé dans [80]. Les critères de Neyman-Pearson et bayésien sont également utilisés dans le cadre de la fusion à décision binaire dans des canaux de transmission de données avec plusieurs antennes [83]. De nombreuses études ont traité de l'optimisation des performances de ces méthodes [83]–[92]. Citons également à titre d'exemples, l'entropie maximale,  $\Gamma$ -minimax, les approches de Bayes et Neyman-Pearson restreintes, etc.

Dans le cadre du problème classique du test d'hypothèse, le principe du critère bayésien est la minimisation d'un risque moyen [93]. La règle de décision bayésienne est déterminée sur la base des coûts supposés complètement connus. L'approche de Neyman-Pearson consiste à rechercher la meilleure probabilité de détection pour une probabilité de fausse alarme donnée. Cependant, dans certaines applications, les probabilités des hypothèses a priori sont mal connues [83], ou l'une d'elles est proche de zéro. Dans ce cas, il est intéressant de poser le problème de l'optimisation en considérant la quantité d'informations pertinentes pour le problème de détection. Cette approche est particulièrement intéressante pour les problèmes de fusion de données où la quantité d'information est plus intéressante que l'information elle-même. Pour de tels systèmes, un critère basé sur l'entropie semble être plus approprié [73], [94].

Introduite en 1948 par Claude Shannon [95], la théorie de l'information permettait initialement la résolution des problèmes liés à la transmission de données et à la compression de celles-ci. Par la suite, les applications de cette théorie se sont étendues à d'autres domaines : statistiques, traitement du signal, informatique, cryptographie, économie, etc. Dans ce travail, nous proposons de reformuler le problème de détection à travers les outils et critères informationnels afin de détecter au mieux les défauts des capteurs.

### I. 2. 3. Cartes de contrôle pour la détection de rupture dans les signaux

Le problème de la détection de rupture dans les signaux consiste à identifier dynamiquement l'instant à partir duquel les observations diffèrent de celles observées précédemment. Cette détection doit être réalisée dans un délai le plus court possible après le changement [96]–[98]. Cette démarche est

connue sous le nom de « détection de rupture la plus rapide »<sup>16</sup> [99]. De façon générale, les méthodes de détection de rupture dans les signaux font appel à des cartes de contrôle, mettant en œuvre une statistique testée en ligne. Ces cartes de contrôle sont divisées en deux catégories : avec ou sans mémoire<sup>17</sup> [100].

Les cartes de type Shewhart [101], [102] font partie de la catégorie des cartes de contrôle sans mémoire. Elles sont entièrement basées sur les informations actuelles. L'un des principaux inconvénients de la carte de contrôle Shewhart est qu'elle est moins sensible aux petites modifications de comportement du signal, comparativement aux cartes avec mémoire.

Parmi les cartes de contrôle avec mémoire, citons les méthodes basées sur la somme cumulée (Cusum) et la moyenne mobile pondérée exponentiellement (EWMA). Ces méthodes permettent l'accumulation d'informations au fil du temps. En effet, ces deux cartes de contrôle prennent en compte à la fois les informations passées et actuelle pour maintenir leurs statistiques. Cette caractéristique des cartes de contrôle avec mémoire les aide à réagir rapidement aux petites variations des paramètres du signal.

La carte de contrôle Cusum a été initiée en 1954 par Page [103], et étudiée dans une littérature abondante. Citons à titre d'exemples : Basseville et Nikiforov [104] ; Grigg, Farewell et Spiegelhalter [105] et Granjon [106]. La carte de contrôle EWMA a été introduite et développée, quant à elle, par Roberts [107]. Elle a été étudiée par la suite dans de nombreux ouvrages. Citons Hunter [108] ; et Ye, Vilbert et Chen [109]. De nombreuses études comparatives sont également présentées dans les articles de Boudaoud et Cherfi [110], et Hawkins et Wu [111]. À cet égard, divers outils, techniques, approches et leurs applications à de nombreux domaines ont été présentés dans une littérature foisonnante [103]–[105].

Dans ce contexte, Ottenstreuer et al. [112] ont proposé un régime combiné Shewhart-Cusum. Lucas et Crosier [113] ont ajouté une caractéristique à la carte du Cusum, dénommée « réponse initiale rapide »<sup>18</sup>. Cette caractéristique permet de réagir plus rapidement à une situation de perte de contrôle : si la moyenne du processus n'est pas au niveau souhaité, un signal hors contrôle sera donné plus rapidement lorsque la fonction FIR est activée. Afin d'améliorer encore sa sensibilité, Sparks [114] a suggéré une approche de type « Cusum adaptative » en ajustant dynamiquement la valeur de référence de la carte Cusum conventionnelle. Lucas et Saccucci [115] ont ajouté une fonction

---

<sup>16</sup> “Quickest change detection” in English

<sup>17</sup> “Memory-less control chart” and “Memory-type control chart” in English

<sup>18</sup> “Fast Initial Response, FIR” in English

FIR à la carte EWMA afin d'accroître sa sensibilité aux problèmes de démarrage/initialisation. En outre, ils ont couplé les cartes Shewhart et EWMA, (formant une carte Shewhart-EWMA, SEWMA), pour détecter simultanément les petits et les grands décalages. Capizzi et Masarotto [116] ont introduit une carte EWMA adaptative basée sur un paramètre de lissage adaptatif (carte AEWMA) pour détecter différentes amplitudes de décalages. Zhao, Tsung et Wang [117] ont proposé un double Cusum (carte DCUSUM), qui combine deux cartes Cusum pour déterminer une gamme de valeurs de moyennes pour lesquelles le processus est considéré comme étant hors contrôle. Verdier, Hilgert et Vila [118] ont présenté une méthode de calcul d'un seuil adaptatif basée sur des simulations de Monte Carlo et une estimation d'un quantile de la statistique de test. P. Cisar et S. Cisar [119] ont proposé un algorithme de seuillage adaptatif pour la statistique EWMA en étudiant le facteur de pondération de la dernière observation. Enfin, mentionnons qu'il existe beaucoup d'autres contributions concernant les cartes de contrôle de type EWMA et Cusum [100], [120]–[123].

De façon générale, notons qu'il est important de déterminer une valeur adéquate du seuil utilisé dans ces cartes de contrôle. Cette valeur déterminera les performances du système de détection. En effet, en considérant un seuil trop bas, un grand nombre de fausses alarmes risquent d'apparaître. A contrario, un seuil trop élevé entraîne un retard de détection dans le meilleur des cas, et un ensemble de détections manquées dans le pire des cas. Par exemple, si l'on considère la carte EWMA, la largeur des limites de contrôle est généralement définie comme trois fois l'écart-type du signal. La valeur de ce seuil est quelque peu arbitraire. Dans ce sens, plusieurs études ont proposé une adaptation de celui-ci pour les méthodes de détection de rupture dans les signaux [118], [119], [124]. Dans cette thèse, nous nous intéressons à la détermination d'une valeur adéquate du seuil en utilisant les outils informationnels.

Afin d'éviter de prédéfinir un seuil fixe [110], [111], nous proposons de reformuler la stratégie de détection en utilisant un critère basé sur l'entropie dont les propriétés sont comparées à celles obtenues par le critère bayésien [70], [71], [94]. L'avantage de notre approche est la détermination d'un seuil adaptatif qui peut être utilisé par toute technique de détection de rupture dans les signaux, basée sur le rapport de vraisemblance généralisé, comme les cartes de contrôle Cusum et EWMA. Notre approche est flexible car elle permet d'apprendre automatiquement, en ligne et en temps réel, le seuil le plus approprié. La stratégie proposée possède une robustesse évidente en ce qui concerne les événements rares. Nous montrons ainsi, à partir d'un exemple issu de la littérature d'une part, et à partir de données réelles issues du domaine de la robotique mobile d'autre part, que notre stratégie est très robuste en ce qui

concernent les fausses alarmes et les détections manquées.

#### I. 2. 4. Contexte applicatif

Dans ce travail, nous validons notre approche théorique dans le cadre de la robotique mobile. Plus précisément, nous nous sommes attachés à traiter les thèmes suivants :

1. Amélioration de la localisation des robots – Pour cela, nous nous sommes focalisés sur l'estimation de l'état de chaque robot, i.e. la position et l'orientation par rapport à un repère global fixe.
2. Diagnostic des capteurs en défaut – Les capteurs en défaut sont détectés et exclus de la phase de fusion et d'estimation.

Dans les applications de robotique mobile, la localisation est un problème fondamental qui a connu ces dernières années un engouement croissant. Cet intérêt est démultiplié par la diversité des applications [125] telles la surveillance [126], la navigation [127]–[130], dans des domaines toujours plus variés : militaire, domestique, logistique, transport, etc. Les nombreuses solutions proposées diffèrent en termes de dispositifs utilisés pour le suivi de la trajectoire des robots, du type de capteurs et des algorithmes de localisation. Cependant, de nombreux artéfacts récurrents empêchent la localisation précise de ceux-ci. Citons à titre d'exemples :

- Des capteurs donnant une information imparfaite dans un environnement bruité, voire sévère : champ magnétique intense, dérive, etc.
- Un sol caractérisé par de multiples imperfections : creux, aspérités, etc.
- De possibles glissements du robot sur le sol dus à la nature du sol, à une accélération brusque, à un défaut mécanique, etc.
- Des erreurs de modélisation du robot : différence de diamètre de roue par rapport à sa valeur nominale prévue, diamètres de roues gauche/droite différents, résolution approximative d'un codeur de roue, etc.

En extérieur, et dans un environnement libre de tout obstacle, le système de positionnement satellitaire GNSS<sup>19</sup> seul est une bonne solution pour un positionnement caractérisé par une précision métrique. A titre d'exemple, citons le système GPS<sup>20</sup> [131]. Ces systèmes sont basés sur l'évaluation des pseudo-distances entre le récepteur et les satellites visibles. Cependant, en ville ou dans un environnement contraint, de multiples perturbations provoquent une altération de la précision. Citons les trajets multiples, les interférences atmosphériques, une mauvaise géométrie de la constellation, la dérive des horloges du récepteur et des satellites [132], etc. De plus, en environnement clos, ce système est inefficace.

---

<sup>19</sup> Acronyme de « Géolocalisation et Navigation par un Système de Satellites »

<sup>20</sup> Acronym of "Global Positioning System"

Beaucoup d'autres systèmes de localisation ont été étudiés en utilisant des éléments extérieurs au robot tels les réseaux sans fil [133], les balises [134], la technologie à bande ultra-large [135], la communication par lumière visible [136], les communications entre infrastructures et véhicules, et les communications entre véhicules [137]. Il existe également un certain nombre de scénarios différents pour la localisation des robots mobiles. A ce titre, J. S. Gutmann et D. Fox [138] comparent la localisation utilisant le filtrage de Kalman, la localisation par grille de Markov, la localisation par méthode de Monte Carlo, ainsi que des combinaisons de celles-ci.

En résumé, nous pouvons diviser les techniques de localisation en deux catégories [139]–[143] : localisations relative ou absolue.

### **1) Les techniques de localisation relative**

Ces techniques de localisation utilisent des capteurs proprioceptifs : encodeur ou tachymètre disposé sur la roue, accéléromètre, gyromètre, centrale inertielle, etc. A partir d'une configuration initiale, les valeurs délivrées par le capteur sont mises à jour au-fur-et-à-mesure du déplacement du robot [144]. Cependant, dus aux artéfacts précédemment listés, une dérive des mesures dans le temps est inévitable.

Très souvent analogiques, ces capteurs proprioceptifs fournissent des informations à haute fréquence (e.g. encodeurs de roues fonctionnant très souvent à 50 Hz).

### **2) Les techniques de localisation absolue**

Ces techniques utilisent des capteurs extéroceptifs dont les mesures permettent la détermination de la pose du robot dans un repère lié à l'environnement : récepteur GNSS, télémètre laser, caméra, système infrarouge, etc. Les mesures de ces capteurs ne dérivent pas dans le temps. La précision de la localisation dépend de la technologie utilisée, de la précision des capteurs et de la configuration des balises par rapport au système. Cependant, le temps de traitement de ces informations est généralement beaucoup plus long qu'avec les capteurs proprioceptifs, ce qui peut être problématique pour un traitement en ligne et temps réel lorsque le robot est en mouvement.

Dans ce travail, nous nous intéressons à la localisation d'un système de robots mobiles collaboratifs utilisant des capteurs embarqués de différents types. Une approche de fusion de données et d'estimation de la pose est proposée afin d'assurer une localisation précise de chacun d'entre eux. De plus, à tout moment, une couche de diagnostic basée sur la théorie de l'information est ajoutée afin de détecter les capteurs défectueux. Leurs mesures sont alors exclues de la phase de fusion et d'estimation. Seules les mesures correctes (i.e. exemptes de tout défaut) sont prises en compte dans la procédure de localisation.

### I. 2. 5. Contrôle et évaluation non destructifs des matériaux

Le contrôle et l'évaluation non destructifs CND<sup>21</sup> traitent de la caractérisation ou de la détection de défauts et d'imperfections à la surface et/ou à l'intérieur de matériaux. Cette technique est réalisée sans découpage et sans endommager le matériau sous investigation [145]. Les techniques de CND fournissent un moyen rentable afin de tester un échantillon. A titre d'exemple, elles peuvent être appliquées dans le cadre d'un contrôle de qualité de production [146].

Les techniques de CND ont évolué depuis le milieu du 20e siècle [147]. Celles utilisant les micro-ondes ou les ondes millimétriques sont très largement répandues [148], [149], notamment dans le cadre de la caractérisation diélectrique complexe des matériaux planaires [150], [151]. Le principe de ces méthodes consiste à déterminer les propriétés de réflexion et/ou de transmission d'un matériau sous test. Le plus souvent, cette tâche est réalisée au moyen d'un analyseur automatique de réseau<sup>22</sup>. Néanmoins, la performance de l'ANA est contrebalancée par son coût élevé et sa taille encombrante, limitant ainsi son application à un environnement de laboratoire [152]–[154]. Il reste encore beaucoup de travail à réaliser afin de développer des systèmes de mesures et des techniques à usage pratique, notamment dans un environnement perturbé [155], voire sévère.

## I. 3. Contributions de la thèse

Les principales contributions de ce travail de thèse sont les suivantes :

1. Étudier les filtres de Kalman et informationnel en termes de charge calculatoire. Nous proposons dès lors un filtre appelé « filtre combiné » caractérisé par une charge de calculs réduite.
2. Proposer une stratégie de fusion de données sûre et fiable pour les systèmes composés de plusieurs sous-systèmes collaboratifs et possédants un grand nombre de capteurs dont les covariances des mesures sont incomplètes ou inconnues. Cette stratégie est basée sur un filtre bayésien (Kalman, informationnel ou combiné) et un algorithme d'intersection de covariances. Une étude de la charge de calculs est alors présentée.
3. Rechercher une architecture décentralisée optimale permettant de réduire la charge calculatoire afin d'obtenir un système répondant à un cahier des charges fonctionnant en ligne et en temps réel.
4. Ajouter une couche de diagnostic permettant une tolérance aux défauts des capteurs dans un cadre informationnel. En particulier, nous proposons l'utilisation d'un critère entropique applicable sur toute méthode de détection de rupture basée sur le rapport de vraisemblance généralisé. Dans ce travail, nous avons choisi d'illustrer ce propos à travers les cartes de contrôle Cusum et EWMA.

---

<sup>21</sup> "Nondestructive Testing and Evolution, NDT&E" in English

<sup>22</sup> "Automatic Network Analyzer, ANA" in English

5. Illustrer les approches théoriques dans un contexte applicatif, en traitant de la localisation d'un système composé de plusieurs robots mobiles autonomes et collaboratifs. L'approche informationnelle semble être une solution judicieuse pour la détection des capteurs en défaut et l'exclusion de leurs mesures de l'étape de fusion et d'estimation.
6. Associer aux robots mobiles une mission de contrôle et d'évaluation non destructifs d'une structure. L'objectif est de déterminer et d'évaluer les propriétés de la structure sous-test telles l'épaisseur, la nature de la structure, la présence de défauts surfacique ou sous-surfacique. Une preuve de concept est présentée dans ce travail.

## I. 4. Organisation du manuscrit

Ce premier chapitre étant consacré aux motivations, objectifs et contributions de cette thèse, le reste de ce document est organisé comme suit :

**Chapitre 2 :** Ce chapitre se décompose en trois parties.

- La première partie est consacrée à une présentation des filtres bayésiens utilisés dans le but d'estimer l'état d'un système dynamique. Plus exactement, nous nous focalisons sur l'étude des filtres de Kalman et informationnel. Leur complexité en termes de charge de calculs est évaluée. Nous proposons ensuite un filtre combiné permettant de bénéficier des propriétés de chacun d'entre eux. Ce filtre combiné est analysé en termes de charge calculatoire. Cette solution est idéale pour tout système centralisé dont les covariances des mesures sont connues.
- Dans un deuxième temps, nous proposons d'appréhender un système composé de plusieurs sous-systèmes collaboratifs en définissant les notions de variables intra et inter-systèmes. Une approche de fusion de données basée sur l'intersection des covariances est ensuite proposée, permettant de traiter la méconnaissance des covariances des mesures. Sa charge de calculs est également détaillée.
- La dernière partie de ce chapitre compare trois architectures de fusion de données. Plus exactement, nous analysons la répartition de la charge calculatoire sur les différents composants de ces architectures. Un exemple illustratif est traité à la fin de cette partie.

**Chapitre 3 :** La première partie de ce chapitre est consacrée à une présentation générale des concepts fondamentaux de la théorie de la détection. Dans un premier temps, nous abordons les critères de détection de rupture dans les signaux les plus populaires : critères bayésien, de Neyman-Pearson, etc. Nous présentons alors deux méthodologies basées sur les cartes de contrôles Cusum et EWMA. Dans un deuxième temps, nous introduisons une démarche de détection basée sur un critère entropique. Ce critère permet de déterminer un seuil adaptatif qui peut être appliqué à toute méthode de détection basée sur le rapport de vraisemblance généralisé. Il est, en particulier, bien adapté aux

cartes de contrôle précédemment citées. Notre approche est dès lors appliquée à un exemple issu de la littérature.

**Chapitre 4 :** Dans ce chapitre, nous visons à valider les approches théoriques proposées aux deux chapitres précédents, sur des données réelles issues de la robotique mobile collaborative. L'objectif est la détermination, en ligne et en temps réel, de la pose précise de deux robots mobiles. Nous visons tout particulièrement les environnements hostiles pour lesquels les informations des capteurs peuvent être perturbées à tout moment : champ magnétique intense, perte de données, dérive, etc.

**Chapitre 5 :** Ce chapitre présente une preuve de concept d'une méthode de contrôle et d'évaluation non destructifs des matériaux dans l'environnement immédiat du robot. Cette méthode consiste à déterminer les caractéristiques du matériau sous test à l'aide de capteurs micro-ondes embarqués.

**Chapitre 6 :** Ce manuscrit se termine par une conclusion générale et les perspectives envisagées.

## I. 5. Liste des publications

Les recherches réalisées dans le cadre de cette thèse ont été publiées dans les articles suivants :

### **Revue internationale :**

- B. Daass, D. Pomorski and K. Haddadi, "Design of Multi-sensor Fusion Architectures based on the Covariance Intersection Algorithm - Estimating Calculation Burdens," *Journal of Intelligent and Robotic Systems (JINT)*, Springer: in revision.

### **Conférences internationales :**

- B. Daass, D. Pomorski, A. Rouibah and K. Haddadi, "Proof-of-Concept Millimeter-Wave Free-Space Nondestructive Testing Implemented on Collaborative Mobile Robots," in *2020 IEEE International Workshop on Metrology for Industry 4.0 & IoT*, Roma, Italy, 2020, pp. 354-359.
- B. Daass, D. Pomorski and K. Haddadi, "Using an Adaptive Entropy-based Threshold for Change Detection Methods - Application to Fault-Tolerant Fusion in Collaborative Mobile Robotics," in *2019 6th International Conference on Control, Decision and Information Technologies (CoDIT)*, Paris, France, 2019, pp. 1173-1178.
- B. Daass, D. Pomorski and K. Haddadi, "An Adaptive Threshold for Change Detection Methods using a Windowed Entropy-based Criterion - Application to Fault-tolerant Fusion in Collaborative Mobile Robotics,"

in *2019 4th Conference on Control and Fault Tolerant Systems (SysTol)*, Casablanca, Morocco, 2019, pp. 56-61.

- B. Daass, D. Pomorski and K. Haddadi, "A New Faster Filter Based on Optimizing the Calculation Burden of Information and Kalman Filters," in *15th European/IFAC Workshop on Advanced Control and Diagnosis (ACD'2019)*, Bologna, Italy, 2019.
- B. Daass, D. Pomorski and K. Haddadi, "An Adaptive Threshold for Change Detection Methods using an Entropy Criterion – Application to Fault-Tolerant Fusion in Collaborative Mobile Robotics," in *1st International Conference on Advances in Signal Processing and Artificial Intelligence, ASPAI'2019 (IFSA)*, Barcelona, Spain, 2019.
- B. Daass, D. Pomorski, A. Rouibah, C. Loyez et K. Haddadi, « Robots mobiles collaboratifs pour le contrôle non destructif hyperfréquence de structures planaires, » *Colloque international Télécom'2019 & 11èmes JFMMA*, Saïda, Maroc, 2019.

#### **Conférences nationales :**

- B. Daass, A. Rouibah, K. Haddadi et D. Pomorski, « Contrôle non destructif d'une structure à partir d'un capteur bi-statique micro-ondes embarqué sur robots mobiles collaboratifs, » *XXIèmes Journées Nationales Microondes (IEEE)*, Caen, France, 2019. (hal-02435636)
- B. Daass, D. Pomorski, A. Rouibah, C. Loyez et K. Haddadi, « Contrôle non destructif par capteur bi-statique micro-ondes embarqué sur robots mobiles collaboratifs, » *Journées Nationales du Réseau Doctoral en Micro-nanoélectronique (JNRDM 2019)*, Montpellier, France, 2019.

#### **Posters :**

- B. Daass, D. Pomorski et K. Haddadi, « Approches informationnelles pour la Fusion tolérante aux fautes : Application à la robotique mobile, » *5ème Journée Régionale des Doctorants en Automatique*, Amiens, France, 2018.



# Chapitre II.

## Vers la recherche d'une architecture optimale de fusion de données de systèmes collaboratifs

*Résumé : Ce chapitre traite de la fusion de données et de l'estimation de l'état d'un système dynamique à l'aide de filtres bayésiens. Nous ciblons en particulier les systèmes composés de sous-systèmes collaboratifs possédant une multitude de capteurs. Un nouveau filtre combinant les avantages des filtres de Kalman et informationnel est proposé. Bien que ce filtre fournisse des estimateurs identiques, il nécessite une charge de calculs bien moins élevée. Dans un deuxième temps, nous introduisons une approche de fusion multi-capteurs basée sur l'algorithme d'intersection des covariances, dont la charge de calculs est analysée. Il permet, entre autres, de considérer n'importe quel système dont les covariances des mesures sont incomplètes ou inconnues. Trois architectures de fusion multi-capteurs sont dès lors considérées. Une analyse fine de la répartition de la charge calculatoire du filtre et de l'algorithme d'intersection des covariances sur les différents composants de ces architectures est réalisée.*

### Plan du chapitre

---

<b>II. 1.</b>	<b>Introduction .....</b>	<b>37</b>
<b>II. 2.</b>	<b>Filtre de Kalman vs filtre informationnel pour l'estimation de l'état d'un système collaboratif .....</b>	<b>38</b>
II. 2. 1.	Introduction .....	38
II. 2. 2.	Modèle d'état discret.....	39
II. 2. 3.	Filtre de Kalman .....	39
II. 2. 4.	Filtre informationnel.....	40
II. 2. 5.	Étude de la charge de calculs.....	41
II. 2. 6.	Filtre combiné .....	45
II. 2. 7.	Exemple numérique.....	47
II. 2. 8.	Conclusion.....	48
<b>II. 3.</b>	<b>Vers la fusion de données de systèmes collaboratifs .....</b>	<b>49</b>

II. 3. 1.	<i>Introduction</i> .....	49
II. 3. 2.	<i>Espace d'état d'un système composé de plusieurs sous-systèmes collaboratifs</i> .....	49
II. 3. 3.	<i>Limitations du filtre centralisé dans les systèmes collaboratifs</i> .....	52
II. 3. 4.	<i>Intersection des covariances</i> .....	54
II. 3. 4. 1.	<i>Définition</i> .....	54
II. 3. 4. 2.	<i>Généralisation</i> .....	55
II. 3. 4. 3.	<i>Étude de la charge de calculs</i> .....	57
II. 3. 5.	<i>Conclusion</i> .....	58
<b>II. 4.</b>	<b>Vers des architectures de fusion de données décentralisées</b> .....	<b>58</b>
II. 4. 1.	<i>Introduction</i> .....	58
II. 4. 2.	<i>Architecture centralisée</i> .....	60
II. 4. 3.	<i>Architecture distribuée</i> .....	61
II. 4. 4.	<i>Architecture partiellement décentralisée</i> .....	62
II. 4. 5.	<i>Exemple illustratif</i> .....	63
II. 4. 6.	<i>Conclusion</i> .....	64
<b>II. 5.</b>	<b>Conclusion du chapitre II</b> .....	<b>65</b>

---

## II. 1. Introduction

Au cours des deux dernières décennies, les techniques de fusion de données multi-capteurs [1], [3], [156] ont connu un réel essor dans de nombreux domaines. Elles consistent à combiner les données de plusieurs capteurs potentiellement bruitées afin d'obtenir une estimation des variables d'état inconnues, telles la position, la vitesse et l'attitude dans le domaine de la robotique. Ces techniques permettent une estimation plus précise de cet état qu'en utilisant un seul capteur [22], [157], [158]. Le challenge est la gestion des imperfections des différentes ressources intégrées, en exploitant la redondance et/ou la complémentarité des informations. Citons à titre d'exemples, le contrôle de processus, la surveillance de systèmes, le diagnostic, la détection de défauts, la poursuite de cibles militaires [47], [159], la robotique autonome [160], etc.

L'approche classiquement utilisée consiste à mettre en œuvre un filtre séquentiel probabiliste tels le filtre de Kalman, le filtre informationnel, le filtre particulaire, ou autres. Le choix d'un filtre parmi d'autres est crucial, essentiellement pour un système collaboratif possédant de nombreux capteurs, et lorsqu'une estimation en temps réel est requise.

En outre, il est nécessaire de disposer de méthodes de fusion multi-capteurs efficaces, capables de supporter une importante charge de calculs. Il convient de trouver la meilleure architecture de fusion et d'estimation en termes de performances, temps de calculs, extensibilité, etc. Bien que plus de 30 architectures de fusion aient été proposées dans [57], celles-ci peuvent être divisées en deux ensembles [58], en fonction de la façon dont les données sont traitées :

- Architecture centralisée (architecture traditionnellement utilisée), pour laquelle les mesures provenant de chaque sous-système (nœud) sont envoyées directement à la station de travail centrale (nœud central). La station centrale les fusionne – les résultats étant redistribués aux différents sous-systèmes.
- Architectures décentralisées, pour lesquelles les mesures issues de chaque sous-système sont traitées localement au niveau de celui-ci afin d'obtenir des estimations locales. Celles-ci pourront être fusionnées localement ou par une station de travail centrale.

Ce chapitre est organisé comme suit : tout d'abord, un bref rappel des mécanismes des filtres de Kalman et informationnel est réalisé dans la section II.2. Leur complexité en termes de charge de calculs est détaillée. Un filtre combiné bénéficiant des propriétés de chacun d'eux est ensuite proposé. Une étude de la charge calculatoire de ce filtre est également réalisée. Dans la section II.3, nous considérons tout système composé de sous-systèmes collaboratifs dont les covariances des mesures ne sont pas connues ou sont trop approximatives. Une approche de fusion de données multi-capteurs basée sur

l'algorithme d'intersection des covariances est proposée. Dans la section II.4, trois architectures de fusion de données sont analysées. Tout d'abord, nous nous focalisons sur l'architecture centralisée, pour laquelle les calculs sont effectués par une station de travail centrale. Cette architecture nécessite une station de travail centrale suffisamment dimensionnée afin d'éviter une surcharge de calculs. Une large bande passante du réseau de communication est également à prévoir. Le fonctionnement en temps réel semble dès lors difficile lorsque le système est composé de multiples sous-systèmes et de nombreux capteurs. La deuxième architecture présentée est l'architecture entièrement distribuée, pour laquelle tous les calculs sont réalisés par les sous-systèmes eux-mêmes. Cette architecture nécessitera un dimensionnement correct de ceux-ci, sous peine de surcharge calculatoire. Une troisième architecture intermédiaire, dite « partiellement décentralisée », sera présentée ; celle-ci permettant une répartition des calculs sur les différents composants du système.

## II. 2. Filtre de Kalman vs filtre informationnel pour l'estimation de l'état d'un système collaboratif

### II. 2. 1. Introduction

Dans le contexte de la fusion multi-capteurs, les filtres de Kalman et informationnel sont parmi les plus utilisés en raison de leur optimalité, traçabilité, récursivité et robustesse. Leur rôle est l'estimation de l'état d'un système à partir d'une série de mesures incomplètes ou bruitées. Initialement conçus pour les systèmes linéaires, ils ont été étendus aux systèmes non linéaires. L'utilisation de ces filtres peut, dans certaines applications, être requise en ligne et en temps réel. Dans le cas d'un système collaboratif composé de nombreux capteurs, il est pertinent de choisir le meilleur filtre d'estimation du point de vue des performances, temps de calcul, extensibilité, etc. Dans la littérature, de nombreux auteurs ont comparé ces filtres. Citons, à titre d'exemples, Nicholas Assimakis et al. [161], qui ont comparé les filtres de Kalman et informationnel en termes de charge de calculs. J. Joseph et Jr. LaViola [162] ont, quant à eux, comparé le filtre de Kalman non parfumé et le filtre de Kalman étendu pour l'estimation du mouvement dans des applications de réalité virtuelle.

Dans cette section, après avoir rappelé brièvement le modèle d'état discret, nous introduisons les filtres de Kalman et informationnel, puis nous détaillons leur complexité en termes de charge calculatoire. Dès lors, afin de bénéficier des avantages de chacun d'entre eux, nous proposons un filtre combiné, analysé également en termes de charge de calculs. Enfin, un exemple numérique basé sur un ensemble de trois robots mobiles permet de valider l'approche proposée.

## II. 2. 2. Modèle d'état discret

Afin de contrôler efficacement un système dynamique, une estimation précise de son état doit être fournie. Pour les systèmes variant dans le temps<sup>23</sup>, les équations discrètes ci-dessous de l'espace d'état sont conventionnellement utilisées :

$$X_k = F_k X_{k-1} + \alpha_k \quad (2.1)$$

$$Z_k = H_k X_k + v_k \quad (2.2)$$

Où :

- $k$  représente l'indice de temps discret.
- $X_k$  est l'état du système à l'instant  $k$ , de dimension  $[n \times 1]$ .
- $Z_k$  est le vecteur d'observation du système à l'instant  $k$ , de dimension  $[m \times 1]$ .
- $F_k$  est la matrice de transition, de dimension  $[n \times n]$ .
- $H_k$  est la matrice de sortie (ou de mesure), de dimension  $[m \times n]$ .
- $\alpha_k$  est le bruit de processus dû aux perturbations et aux erreurs de modélisation et  $v_k$  est le bruit de mesure.

Nous supposons que le bruit de processus et le bruit de mesure ne sont pas corrélés. De plus,  $\alpha_k$  et  $v_k$  sont des bruits blancs gaussiens<sup>24</sup> de moyenne nulle et de covariances  $Q_k$  et  $R_k$  respectivement. Les covariances des deux modèles de bruit sont données par :

$$Q_k = E[\alpha_k(\alpha_k)^T] \quad (2.3)$$

$$R_k = E[v_k(v_k)^T] \quad (2.4)$$

Où le symbole  $E$  désigne l'espérance mathématique.

Dans ce travail, le filtre de Kalman d'un système variant dans le temps est désigné par l'acronyme TVKF<sup>25</sup>.

De même, dans le cas d'un système invariant dans le temps, alors :  $F_k = F$  ;  $H_k = H$  ;  $Q_k = Q$  ;  $R_k = R$  ;  $\forall k$ . Le filtre de Kalman associé sera désigné par l'acronyme TIKF<sup>26</sup>.

Enfin, pour le filtre informationnel, nous utilisons les acronymes TVIF<sup>27</sup> et TIIF<sup>28</sup> respectivement.

## II. 2. 3. Filtre de Kalman

La problématique principale du filtrage est l'estimation optimale  $X_{k/k}$  du vecteur d'état à l'instant  $k$ , étant données les observations  $Z_k$  jusqu'à l'instant  $k$ .

Dans le cas d'un système linéaire perturbé par des bruits additifs de statistiques connues, le filtre de Kalman [41] apporte une solution à l'estimation récurrente de l'état au sens de l'erreur quadratique moyenne

---

<sup>23</sup> "Time-variant system" in English

<sup>24</sup> "White Gaussian Noise, WGN" in English

<sup>25</sup> Acronym of "time-variant Kalman filter"

<sup>26</sup> Acronym of "time-invariant Kalman filter"

<sup>27</sup> Acronym of "time-variant information filter"

<sup>28</sup> Acronym of "time-invariant information filter"

minimale [163]. Ce filtre est considéré comme étant le plus connu des filtres bayésiens sous l'hypothèse gaussienne (i.e. bruits gaussiens), et a été appliqué à de nombreux domaines.

Le filtre de Kalman fonctionne en deux étapes bien distinctes : celle de prédiction, et celle de mise à jour. L'étape de prédiction est basée sur le modèle d'évolution, qui utilise l'état estimé à l'instant précédent pour produire une estimation de l'état actuel. De manière complémentaire, l'étape de mise à jour est basée sur le vecteur d'observation pour corriger l'état prédit et obtenir une estimation plus précise du vecteur d'état. Ci-après, les équations de chaque étape brièvement présentées :

- Étape de prédiction :

$$X_{k/k-1} = F_k X_{k-1/k-1} \quad (2.5)$$

$$P_{k/k-1} = F_k P_{k-1/k-1} F_k^T + Q_k \quad (2.6)$$

Où  $P_{k/k-1}$  est l'estimation de la covariance prédite (i.e. antérieure). C'est une mesure de la précision de l'état prédit  $X_{k/k-1}$ .

- Étape de mise à jour :

$$K_k = P_{k/k-1} H_k^T [H_k P_{k/k-1} H_k^T + R_k]^{-1} \quad (2.7)$$

$$X_{k/k} = (I - K_k H_k) X_{k/k-1} + K_k Z_k \quad (2.8)$$

$$P_{k/k} = (I - K_k H_k) P_{k/k-1} \quad (2.9)$$

Où :

- $P_{k/k}$  est l'estimation de la covariance mise à jour (i.e. postérieure). C'est une mesure de la précision de l'état estimé  $X_{k/k}$  (et mis à jour).
- $K_k$  est le gain quasi-optimal de Kalman.
- $I$  est la matrice d'identité de même taille que  $P_{k/k-1}$ .

Les conditions initiales sont les suivantes :  $X_{0/0} = \bar{X}_0$  et  $P_{0/0} = P_0$ .

Le calcul le plus complexe, et peut-être numériquement instable, est l'inversion de la matrice  $H_k P_{k/k-1} H_k^T + R_k$  de l'équation (2.7). Plus le nombre  $m$  de capteurs est important, plus ce calcul est complexe et long. Cette charge de calculs devient pénalisante dans le cas d'un traitement en temps réel d'un système composé de multiples capteurs.

Afin d'éviter cette inversion de matrice, une forme informationnelle du filtre utilise l'inverse de la matrice de covariance [164]. Elle est présentée au paragraphe suivant.

## II. 2. 4. Filtre informationnel

Mathématiquement, le filtre informationnel est strictement identique au filtre de Kalman [35], [165]. La covariance estimée  $P_k$  et l'état estimé  $X_k$  sont respectivement remplacés par la matrice d'information  $Y_k$  et le vecteur d'information  $y_k$  :

$$y_k = P_k^{-1} X_k \quad (2.10)$$

$$Y_k = P_k^{-1} \quad (2.11)$$

Où  $P_k^{-1}$  représente la certitude sur l'estimation de l'état. Lorsque  $P_k^{-1}$  tend vers zéro (*resp.* l'infini), l'état du système est totalement inconnu (*resp.* connu parfaitement).

A l'instar du filtre de Kalman, le filtre informationnel fonctionne également en deux étapes :

- Étape de prédiction :

La matrice d'information peut être décrite comme suit :

$$Y_{k/k-1} = (F_k Y_{k-1/k-1} F_k^T + Q_k)^{-1} \quad (2.12)$$

Et le vecteur d'information est obtenu à partir du vecteur d'état :

$$y_{k/k-1} = Y_{k/k-1} F_k Y_{k-1/k-1}^{-1} y_{k-1/k-1} \quad (2.13)$$

- Étape de mise à jour :

$$Y_{k/k} = Y_{k/k-1} + H_k^T R_k^{-1} H_k \quad (2.14)$$

$$y_{k/k} = y_{k/k-1} + H_k^T R_k^{-1} Z_k \quad (2.15)$$

Les équations (2.14) et (2.15) peuvent être réécrites de la manière suivante :

$$Y_{k/k} = Y_{k/k-1} + J_k \quad (2.16)$$

$$y_{k/k} = y_{k/k-1} + j_k \quad (2.17)$$

Avec :

$$J_k = \sum_{j=1}^m J_{k,j} \quad \text{et} \quad j_k = \sum_{j=1}^m j_{k,j}$$

Par rapport au filtre de Kalman, l'étape de mise à jour du filtre informationnel est plus simple. En effet, elle consiste en une somme d'informations issues des capteurs. C'est le principal avantage de ce filtre. Cependant, l'étape de prédiction du filtre de Kalman est moins complexe. Ce point sera détaillé dans le paragraphe suivant.

## II. 2. 5. Étude de la charge de calculs

Les filtres de Kalman et informationnel calculent les mêmes estimations. Nicholas Assimakis et al. [161] comparent leurs charges de calculs<sup>29</sup>. Ainsi, à chaque itération, le temps de calculs total nécessaire est défini comme suit [166] :

$$t = \text{CB} \times \text{top} \quad (2.18)$$

---

<sup>29</sup> "Calculation Burden, CB" in English

Où "top" est le temps nécessaire pour effectuer une opération scalaire, en fonction des spécifications techniques de l'ordinateur utilisé. CB représente la charge calculatoire par itération.

Le tableau A.1 de l'annexe résume la charge de calculs des opérations matricielles élémentaires nécessaires. Notons qu'une matrice identité est désignée par  $I$  et une matrice symétrique par  $S$ . Les détails sont donnés dans [161].

La charge calculatoire par itération des filtres de Kalman et informationnel est évaluée analytiquement, en fonction de la dimension du vecteur d'état  $n$  et de la dimension du vecteur d'observation  $m$ , dans l'annexe (tableaux A.2 et A.3). Elle est résumée dans le tableau 2.1.

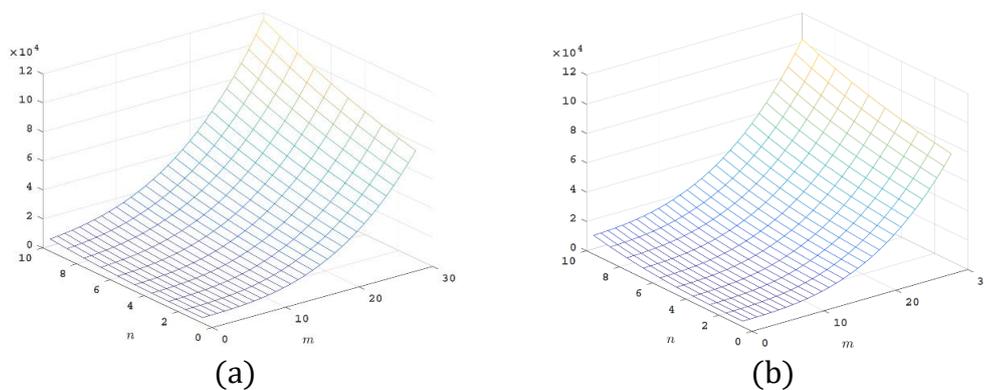
	Charge de calculs des filtres
<b>TIKF &amp; TVKF</b>	$4n^3 + \frac{7n^2}{2} - \frac{3n}{2} + 4n^2m + nm + 3nm^2 + \frac{8m^3}{3} - \frac{m^2}{2} - \frac{m}{6}$
<b>TIIF</b>	$\frac{25n^3}{3} + \frac{15}{2}n^2 - \frac{23n}{6} + 2nm$
<b>TVIF</b>	$\frac{25n^3}{3} + 7n^2 - \frac{13n}{3} + n^2m + 2nm + 2nm^2 + \frac{8m^3}{3} - \frac{m^2}{2} - \frac{m}{6}$

**Tableau 2. 1 :** Charge de calculs des filtres.

La charge de calculs du filtre de Kalman est la même pour un système invariant dans le temps (TIKF) et pour un système variant dans le temps (TVKF).

Pour le filtre informationnel d'un système invariant dans le temps, les matrices  $R^{-1}$ ,  $H^T R^{-1}$  et  $H^T R^{-1} H$  peuvent être calculées hors ligne. Par conséquent, la charge calculatoire d'un TIIF est égale à celle d'un TVIF moins  $\left(\frac{1}{6}(16m^3 - 3m^2 - m) + 2nm^2 + n^2m - \frac{n^2}{2} - \frac{n}{2}\right)$ . Cette différence se produit lors de l'étape de mise à jour.

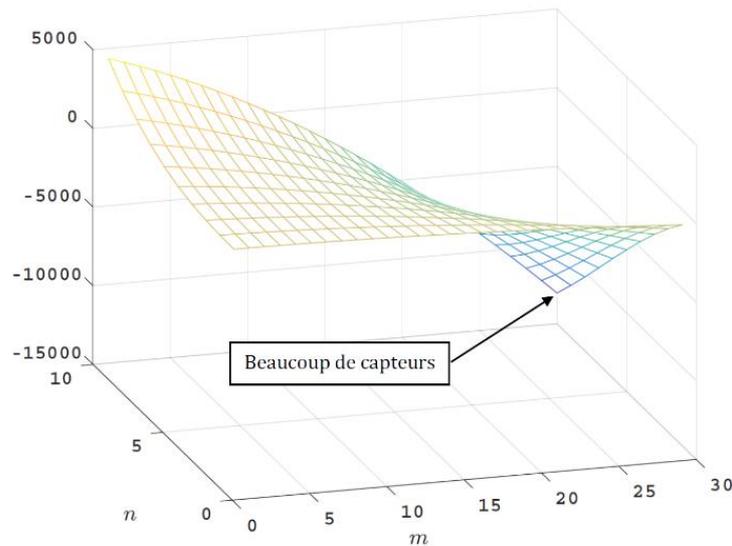
La figure 2.1 montre la charge de calculs des filtres KF et TVIF en fonction de  $n$  et de  $m$  :



**Figure 2. 1 :** Charge de calculs du (a) KF et du (b) TVIF.

Notons que les charges calculatoires augmentent de manière significative lorsque  $m$  et  $n$  augmentent. Pourtant, de nos jours, les systèmes sont de plus en plus complexes, nécessitant à la fois de nombreux capteurs et de nombreuses estimations. La gestion d'un ensemble de robots mobiles collaboratifs en est un parfait exemple, l'état (i.e. la pose, correspondant à la position et l'orientation) de chaque robot devant être estimé la plupart du temps en ligne et donc en temps réel.

La figure 2.2 présente la différence de charges de calculs entre le filtre de Kalman et le filtre informationnel pour un système variant dans le temps.



**Figure 2.2 :** Différence de charges de calculs entre TVIF et KF ( $CB_{TVIF} - CB_{KF}$ ).

On remarque que si l'on considère un système composé d'un grand nombre de capteurs (i.e.  $m$  est grand), cette différence tend à décroître rapidement. Le filtre informationnel est alors plus efficace que le filtre de Kalman en termes de charge calculatoire.

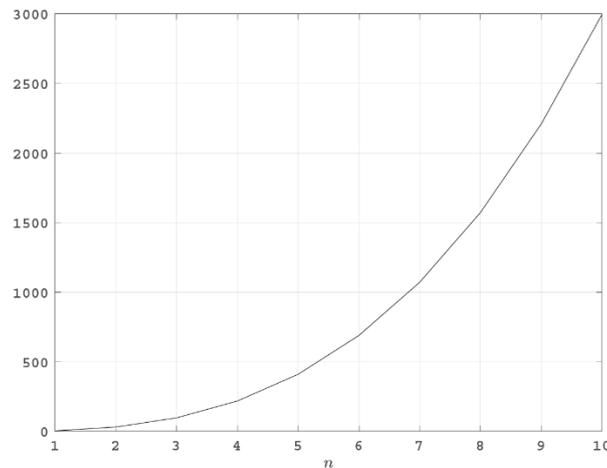
Notons que ces calculs sont considérés globalement sur l'ensemble du filtre, c'est-à-dire qu'aucune distinction n'est réalisée entre l'étape de prédiction et l'étape de mise à jour. Nous proposons de considérer la charge de calculs séparément (tableau 2.2).

	Charge de calculs de l'étape de prédiction
KF	$3n^3 + 2n^2 - n$
IF	$\frac{17n^3}{3} + \frac{11n^2}{2} - \frac{19n}{6}$
	Charge de calculs de l'étape de mise à jour
KF	$n^3 + \frac{3n^2}{2} - \frac{n}{2} + 4n^2m + nm + 3nm^2 + \frac{8m^3}{3} - \frac{m^2}{2} - \frac{m}{6}$

<b>TIIF</b>	$\frac{8n^3}{3} + 2n^2 - \frac{2n}{3} + 2nm$
<b>TVIF</b>	$\frac{8n^3}{3} + \frac{3n^2}{2} - \frac{7n}{6} + n^2m + 2nm + 2nm^2 + \frac{8m^3}{3} - \frac{m^2}{2} - \frac{m}{6}$

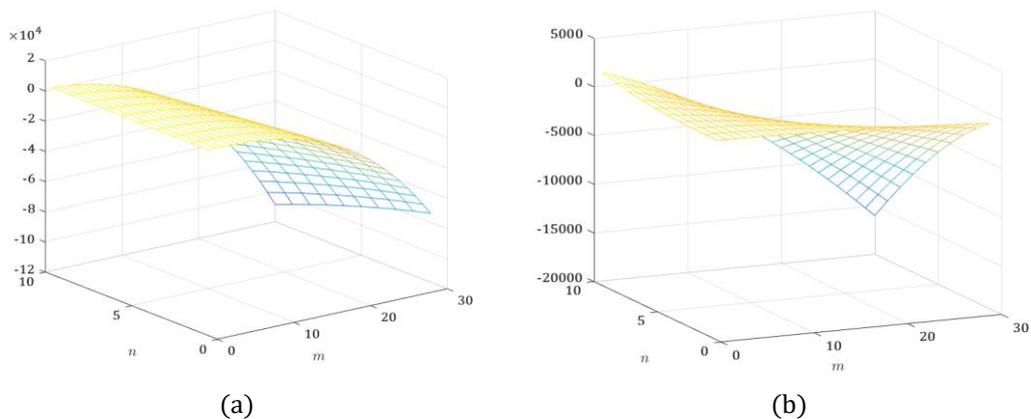
**Tableau 2. 2 :** Charges de calculs de l'étape de prédiction et de l'étape de mise à jour.

La charge calculatoire pour l'étape de prédiction du système invariant dans le temps et du système variant dans le temps est la même, quel que soit le filtre utilisé. Celle-ci ne dépend que de  $n$ . La figure 2.3 représente la différence de charges de calculs des deux filtres pour l'étape de prédiction et pour  $n$  variant de 1 à 10.



**Figure 2. 3 :** Différence de charges de calculs pour l'étape de prédiction ( $CB_{IF} - CB_{KF}$ ).

Remarquons que cette différence est positive, montrant que le filtre informationnel est moins efficace que le filtre de Kalman pour l'étape de prédiction. La figure 2.4 décrit la différence de la charge calculatoire entre les deux filtres, uniquement pour l'étape de mise à jour et pour  $n$  variant de 1 à 10.



**Figure 2. 4 :** Différence de charge de calculs ( $CB_{IF} - CB_{KF}$ ) pour l'étape de mise à jour - (a) pour le système invariant dans le temps - (b) pour le système variant dans le temps.

Pour un système invariant dans le temps, cette différence est toujours négative, ce qui démontre que le filtre informationnel est plus efficace en termes de charge de calculs que le filtre de Kalman pour l'étape de mise à jour. Il en va de même pour un système variant dans le temps avec de nombreux capteurs (i.e.  $m$  est grand).

Compte-tenu des remarques ci-dessus, il semble tout à fait naturel de coupler la performance du filtre de Kalman pour l'étape de prédiction avec celle du filtre informationnel pour l'étape de mise à jour. Nous proposons par conséquent un nouveau filtre au paragraphe suivant.

## II. 2. 6. Filtre combiné

Bien que les filtres de Kalman et informationnel calculent théoriquement la même estimation ainsi que la même covariance d'estimation, l'étape de prédiction du filtre de Kalman est moins lourde en charge de calculs que celle du filtre informationnel. Inversement, l'étape de mise à jour du filtre informationnel est beaucoup plus aisée que celle du filtre de Kalman. Afin de bénéficier de ces deux propriétés, nous proposons un nouveau filtre combiné<sup>30</sup>. Ce filtre utilise donc le principe de prédiction du filtre de Kalman. Puis, à travers une étape d'adaptation, il utilise le principe du filtre informationnel pour l'étape de mise à jour.

Ci-dessous l'algorithme proposé :

- Étape de prédiction :

$$X_{k/k-1} = F_k X_{k-1/k-1} \quad (2.19)$$

$$P_{k/k-1} = F_k P_{k-1/k-1} F_k^T + Q_k \quad (2.20)$$

$$Y_{k/k-1} = P_{k/k-1}^{-1} \quad (2.21)$$

$$y_{k/k-1} = P_{k/k-1}^{-1} X_{k/k-1} \quad (2.22)$$

- Étape de mise à jour :

$$y_{k/k} = y_{k/k-1} + H_k^T R_k^{-1} Z_k \quad (2.23)$$

$$Y_{k/k} = Y_{k/k-1} + H_k^T R_k^{-1} H_k \quad (2.24)$$

$$P_{k/k} = Y_{k/k}^{-1} \quad (2.25)$$

$$X_{k/k} = Y_{k/k}^{-1} y_{k/k} \quad (2.26)$$

Les équations (2.19) et (2.20) correspondent à la partie prédictive du filtre de Kalman. Les équations (2.21) et (2.22) permettent de réaliser la transition entre les deux parties du filtre. Les équations (2.23) à (2.26) traitent de la partie de mise à jour du filtre informationnel.

---

<sup>30</sup> "Combined Filter, CF" in English

La charge de calculs pour chaque étape du filtre combiné est déterminée analytiquement en annexe (tableau A.4). L'adaptation nécessaire génère une charge égale à  $\left(\frac{8n^3}{3} + \frac{3n^2}{2} - \frac{7n}{6}\right)$  pour l'étape de prédiction. Ce coût supplémentaire ne dépend que de  $n$ . Le tableau 2.3 donne la charge calculatoire de l'algorithme proposé d'un point de vue global. Il en donne également sa décomposition en charges de calculs pour l'étape de prédiction et pour l'étape de mise à jour. L'acronyme TICF<sup>31</sup> (*resp.* TVCF<sup>32</sup>) correspond au filtre combiné appliqué à un système invariant dans le temps (*resp.* variant dans le temps).

	Charge de calculs de l'étape de prédiction
CF	$\frac{17n^3}{3} + \frac{7n^2}{2} - \frac{13n}{6}$
	Charge de calculs de l'étape de mise à jour
TICF	$\frac{8n^3}{3} + 2n^2 - \frac{2n}{3} + 2nm$ (= TIIF)
TVCF	$\frac{8n^3}{3} + \frac{3n^2}{2} - \frac{7n}{6} + n^2m + 2nm + 2nm^2 + \frac{8m^3}{3} - \frac{m^2}{2} - \frac{m}{6}$ (= TVIF)
	Charge de calculs globale
TICF	$\frac{25n^3}{3} + \frac{11n^2}{2} - \frac{17n}{6} + 2nm$
TVCF	$\frac{25n^3}{3} + 5n^2 - \frac{10n}{3} + n^2m + 2nm + 2nm^2 + \frac{8m^3}{3} - \frac{m^2}{2} - \frac{m}{6}$

Tableau 2.3 : Charges de calculs du CF.

Globalement, la différence de charges calculatoires entre le filtre proposé et le filtre informationnel est «  $CB_{CF} - CB_{IF} = -2n^2 + n$  », que ce soit pour un système invariant dans le temps ou pour un système variant dans le temps (figure 2.5).

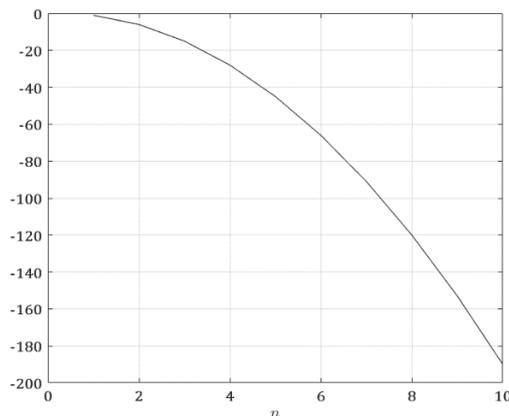


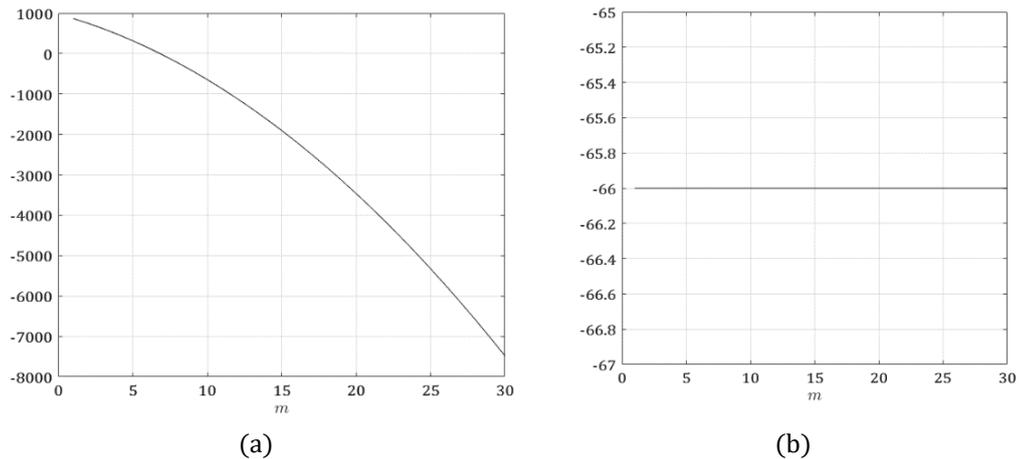
Figure 2.5 : Différence de charges de calculs entre les algorithmes CF et IF ( $CB_{CF} - CB_{IF}$ ).

<sup>31</sup> Acronym of "Time-Invariant Combined Filter"

<sup>32</sup> Acronym of "Time-Variant Combined Filter"

A titre d'exemple, pour  $n = 6$  (e.g. estimation de la pose de deux robots mobiles), la figure 2.6 présente, pour un système variant dans le temps et pour  $m$  variant de 1 à 30 :

- La différence de charges calculatoires entre le filtre combiné et le filtre de Kalman (figure 2.6(a) :  $CB_{TVCF} - CB_{KF}$ ).
- La différence de charges de calculs entre le filtre combiné et le filtre informationnel (figure 2.6(b) :  $CB_{TVCF} - CB_{TVIF}$ ).



**Figure 2. 6 :** Différence de charges de calculs entre le filtre combiné (CF) et : (a) le filtre de Kalman ; (b) le filtre informationnel.

Dans cet exemple, pour un système composé de moins de 6 capteurs, le filtre de Kalman donne une estimation plus rapide. Au-delà de 6 capteurs, il est préférable d'utiliser le filtre combiné. Dans tous les cas de figures, la charge calculatoire de celui-ci est meilleure que celle du filtre informationnel.

On peut en déduire que le filtre combiné nécessite une charge de calculs inférieure à celles des deux autres filtres dans le cas de systèmes composés de nombreux capteurs. Son temps d'exécution en est par conséquent réduit. Dans le paragraphe suivant, nous illustrons cette propriété par un exemple numérique traitant d'un système composé de trois robots mobiles.

## II. 2. 7. Exemple numérique

Dans ce paragraphe, nous présentons un exemple illustrant l'intérêt du filtre combiné. Nous considérons un système de trois robots mobiles. Il s'agit d'un système variant dans le temps. A chaque étape de l'algorithme, l'objectif est d'estimer la pose (i.e. position et orientation) de chaque robot dans un système de coordonnées global fixe. Nous supposons que chaque robot est équipé de capteurs mesurant sa propre pose. De façon complémentaire, celui-ci est également équipé d'autres capteurs mesurant la pose des deux autres.

La taille du vecteur d'état global  $X$  est  $n = 9$ . Nous supposons que chaque robots possède 21 mesures, donc la taille du vecteur d'observation global est  $m = 63$ . Tous les calculs sont effectués par Matlab™ R2016b, en utilisant un

calculateur dont les spécifications techniques sont présentées dans le tableau 2.4.

<b>Processeur</b>	Intel® Core™ i5-835U CPU @ 1.7GHz
<b>Mémoire installée (RAM)</b>	16.0 GB
<b>Système d'exploitation</b>	64-bit Operating System, x64-based processor

**Tableau 2. 4 :** Spécifications techniques du calculateur utilisé.

Le tableau 2.5 détaille la durée d'exécution nécessaire pour chacun des trois filtres, à l'aide de l'outil « Matlab™ performance time tool ».

	<b>Instruction (sur Matlab™)</b>	<b>Temps total (seconde)</b>	<b>Temps (pourcentage)</b>
<b>KF</b>	Calcul de $K_k$ (équation (2.7))	0.772	43.3%
	Calcul de $X_{k/k}$ (équation (2.8))	0.049	2.7%
	Autres codes/instructions	0.963	54%
	<b>Total</b>	<b>1.784</b>	<b>100%</b>
<b>IF</b>	Calcul de $Y_{k/k-1}$ (équation (2.12))	0.386	26.0%
	Calcul de $y_{k/k-1}$ (équation (2.13))	0.185	12.5%
	Calcul de $Y_{k/k}$ (équation (2.14))	0.059	3.9%
	Autres codes/instructions	0.858	57.6%
	<b>Total</b>	<b>1.488</b>	<b>100%</b>
<b>CF</b>	Calcul de $Y_{k/k-1}$ (équation (2.2))	0.179	13.9%
	Calcul de $P_{k/k}$ (équation (2.25))	0.166	12.8%
	Calcul de $Y_{k/k}$ (équation (2.24))	0.055	4.3%
	Autres codes/instructions	0.890	69%
	<b>Total</b>	<b>1.290</b>	<b>100%</b>

**Tableau 2. 5 :** Temps d'exécution de chaque filtre.

Bien que tous les filtres produisent la même estimation, notre exemple montre que le temps d'exécution est différent d'un filtre à un autre.

Le filtre de Kalman passe plus de 43% du temps à inverser la matrice  $H_k P_{k/k-1} H_k^T + R_k$  de l'équation (2.7), puis à calculer le gain de Kalman. Notons également que le temps d'exécution du filtre informationnel est 16,5% plus court que celui du filtre de Kalman. Enfin, soulignons que le temps d'exécution du filtre combiné est 27,7% plus court que celui du filtre de Kalman.

Cette réduction du temps de calculs augmente les possibilités de travailler en ligne et en temps réel avec un grand nombre de capteurs (i.e. avec un grand nombre d'observations à chaque itération de l'algorithme) et un grand vecteur d'état, comme dans le domaine de la robotique mobile collaborative, ou comme dans beaucoup d'autres domaines.

## II. 2. 8. Conclusion

Mathématiquement équivalents, les filtres de Kalman et informationnel sont basés sur deux étapes distinctes : l'étape de prédiction du vecteur d'état et

de sa covariance, et celle de mise à jour. L'utilisation du filtre de Kalman pour l'étape de prédiction est relativement simple. *A contrario*, son utilisation dans l'étape de mise à jour est problématique si le nombre de capteurs est important. Le filtre informationnel permet de pallier ce problème. Il évite d'inverser une matrice dont la taille dépend du nombre de capteurs. En ne prenant que les avantages de ces deux filtres, et par le biais d'une étape d'adaptation, nous avons proposé un filtre combiné.

Nous avons montré que dans la plupart des cas, la charge de calculs de chaque filtre est différente, même s'ils fournissent les mêmes estimations ( $CB_{CF} < CB_{IF} < CB_{KF}$ ). Une étude détaillée de la charge calculatoire a été réalisée théoriquement, puis en pratique à partir d'un exemple numérique. Le temps de calcul est un paramètre très important, car il permet de valider la mise en œuvre des algorithmes en temps réel, en particulier pour les applications basées sur des sources d'information telles que la localisation.

Dans la section suivante, nous définissons un cadre général pour la fusion et l'estimation multi-capteurs pour un système complexe composé de sous-systèmes collaborant entre eux. Nous montrons dès lors les limitations d'une démarche de fusion centralisée basée sur l'utilisation unique d'un filtre de Kalman. Nous terminons cette section par l'introduction de l'algorithme d'intersection des covariances, dont la charge de calculs est évaluée.

## II. 3. Vers la fusion de données de systèmes collaboratifs

### II. 3. 1. Introduction

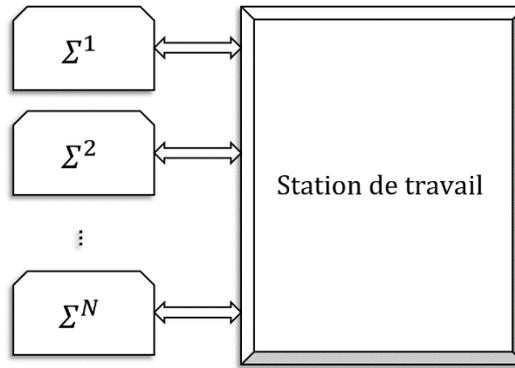
Dans le cadre de l'estimation de l'état d'un système dynamique, les filtres de Kalman et informationnel sont classiquement utilisés, à partir des mesures dont ils disposent. L'un des points critiques de ces filtres est la méconnaissance des covariances des mesures.

Dans cette section, nous présentons une façon générale d'appréhender un système modélisé à partir de l'espace d'état, et composé de plusieurs sous-systèmes en définissant les notions de variables intra-système et inter-systèmes. Nous mettons ainsi en évidence les difficultés et les limites du filtre de Kalman (du filtre informationnel ou du filtre combiné) dans des systèmes de plus en plus interconnectés. Une approche de fusion multi-capteurs basée sur l'algorithme d'intersection des covariances, avec sa généralisation, est introduite, puis évaluée en termes de charge de calculs.

### II. 3. 2. Espace d'état d'un système composé de plusieurs sous-systèmes collaboratifs

De nos jours, et surtout dans le contexte de l'Internet des objets, de plus en plus de systèmes partagent des quantités d'informations sans cesse croissantes. À titre d'exemple, une donnée inter-distance entre robots pourrait être une information essentielle pour le contrôle complet d'un ensemble de robots mobiles.

Considérons le cas général d'un système complexe constitué d'un ensemble de  $N$  sous-systèmes collaboratifs. Très souvent, chaque sous-système  $\Sigma^i$  ( $i = 1 \rightarrow N$ ) est considéré comme autonome en termes de capteurs et d'actionneurs. Le sous-système diffuse ses informations vers une station de travail centrale (figure 2.7). Cette architecture est alors dite « centralisée » (cf. section suivante).



**Figure 2.7 :** Architecture couramment utilisée dans le contexte de la fusion de données.

L'objectif global de la fusion de données est l'estimation, d'une manière efficace et précise, d'un vecteur d'état pour chaque sous-système. Dans ce but, récrivons les équations discrètes de l'espace d'état d'un système composé de plusieurs sous-systèmes collaboratifs :

$$X_k^i = F_k^i X_{k-1}^i + \alpha_k^i \quad (2.27)$$

$$Z_k^i = H_k^i X_k^i + v_k^i \quad (2.28)$$

Ce modèle est identique au modèle défini par les équations (2.1) et (2.2). L'indice  $i$  fait référence au sous-système  $\Sigma^i$ . Pour chaque sous-système, les covariances des bruits  $\alpha_k^i$  et  $v_k^i$  sont données par :

$$Q_k^i = E \left[ \alpha_k^i (\alpha_k^i)^T \right] \quad (2.29)$$

$$R_k^i = E \left[ v_k^i (v_k^i)^T \right] \quad (2.30)$$

Afin d'établir  $Z^i$  à l'instant  $k$ , nous définissons :

- $\mathcal{J}^i$  le nombre de mesures obtenues à partir des capteurs embarqués sur le sous-système  $\Sigma^i$ , et donnant des informations sur son propre état. Chacune de ces mesures est issue d'une variable « intra-système ». En robotique mobile, ces informations proviennent de capteurs proprioceptifs ou extéroceptifs embarqués sur le robot  $\Sigma^i$  lui-même.
- $\mathcal{E}^{j \rightarrow i}$  le nombre de mesures obtenues à partir des capteurs embarqués sur le sous-système  $\Sigma^j$  ( $j = 1 \rightarrow N$ , avec  $j \neq i$ ), et donnant des informations pouvant être essentielles sur l'état du sous-système  $\Sigma^i$ . Par exemple, la mesure inter-distance (issue du prétraitement des

informations émises par une caméra ou un capteur laser embarqué sur le robot  $\Sigma^j$ ) entre les robots  $\Sigma^i$  et  $\Sigma^j$  donne une information primordiale sur la localisation du robot  $\Sigma^i$ . Cette mesure/information, externe au robot  $\Sigma^i$ , est issue d'une variable « inter-systèmes ». Dans le cas où aucune information n'est transmise du sous-système  $\Sigma^j$  au sous-système  $\Sigma^i$  (*i. e.*  $\mathcal{E}^{j \rightarrow i} = 0$ ), l'état du sous-système  $\Sigma^i$  est obtenu uniquement à partir de la connaissance de ses mesures intra-système.

Par commodité, le vecteur d'observation  $Z^i$  du sous-système  $\Sigma^i$  est une combinaison de toutes les mesures le concernant ( $\mathcal{J}^i$  et  $\mathcal{E}^{j \rightarrow i}$ ; avec  $j = 1 \rightarrow N$  et  $j \neq i$ ). Le vecteur d'observation du sous-système  $\Sigma^i$ , à l'instant  $k$ , est une matrice  $[m^i \times 1]$  de la forme suivante :

$$Z_k^i = [z_1^i \quad z_2^i \quad \dots \quad z_{\mathcal{J}^i}^i \quad z_1^{1 \rightarrow i} \quad z_2^{1 \rightarrow i} \quad \dots \quad z_{\mathcal{E}^{1 \rightarrow i}}^{1 \rightarrow i} \quad \dots \quad z_1^{N \rightarrow i} \quad z_2^{N \rightarrow i} \quad \dots \quad z_{\mathcal{E}^{N \rightarrow i}}^{N \rightarrow i}]_k^T \quad (2.31)$$

Où  $z_{p,k}^i$  est la  $p^{\text{ème}}$  observation intra-système ( $p = 1 \rightarrow \mathcal{J}^i$ ), provenant, à l'instant  $k$ , d'un capteur embarqué sur le sous-système  $\Sigma^i$ . De même,  $z_{p,k}^{j \rightarrow i}$  est la  $p^{\text{ème}}$  observation inter-systèmes ( $p = 1 \rightarrow \mathcal{E}^{j \rightarrow i}$ ), provenant, à l'instant  $k$ , d'un capteur embarqué sur le sous-système  $\Sigma^j$  avec  $j = 1 \rightarrow N$  et  $j \neq i$ .

Avec :

$$m^i = \mathcal{J}^i + \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^N \mathcal{E}^{j \rightarrow i} \quad (2.32)$$

Cependant, le vecteur d'état  $X_k^i$  du sous-système  $\Sigma^i$  est de dimension  $[n^i \times 1]$ . En regroupant les observations  $n^i$  permettant l'estimation du vecteur  $X_k^i$ , une autre écriture du vecteur d'observation peut être favorablement proposée :

$$Z_k^i = [Z_1^i \quad Z_2^i \quad \dots \quad Z_{N_r^i}^i]_k^T \quad (2.33)$$

Où  $Z_{p,k}^i$  ( $p = 1 \rightarrow N_r^i$ ) est un vecteur de dimension  $[n^i \times 1]$  représentant une mesure obtenue, à l'instant  $k$ , à partir d'un (ou plusieurs) capteur(s).  $N_r^i$  est le nombre d'observations redondantes du vecteur d'état du sous-système  $\Sigma^i$  :

$$N_r^i = \frac{m^i}{n^i} \quad (2.34)$$

La matrice de covariance  $R_k^i$  peut-être réécrite comme une matrice  $[m^i \times m^i]$  contenant les covariances de toutes les mesures du sous-système  $\Sigma^i$  :

$$R_k^i = \begin{bmatrix} (\sigma_{11}^i)^2 & \dots & \sigma_{1m^i}^i \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{m^i 1}^i & \dots & (\sigma_{m^i m^i}^i)^2 \end{bmatrix}_k = \begin{bmatrix} R_{11}^i & \dots & R_{1N_r^i}^i \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ R_{N_r^i 1}^i & \dots & R_{N_r^i N_r^i}^i \end{bmatrix}_k \quad (2.35)$$

La deuxième partie de l'équation est une représentation des covariances par blocs de  $N_r^i$ .

A titre d'exemple, considérons un système composé de deux sous-systèmes ( $N = 2$ ). Pour le sous-système  $\Sigma^1$ , un vecteur d'état de deux variables doit être déterminé ( $n^1 = 2$ );  $X_k^1 = (x_1 \ x_2)_k^T$ .

Le sous-système  $\Sigma^1$  possède deux capteurs embarqués :

- le capteur 1 délivre les mesures  $z_1^1$  (mesure de  $x_1$ ) et  $z_2^1$  (mesure de  $x_2$ );
- le capteur 2 donne les mesures  $z_3^1$  (mesure de  $x_1$ ) et  $z_4^1$  (mesure de  $x_2$ ).

Donc :  $\mathcal{J}^i = 4$ .

De plus, le sous-système  $\Sigma^1$  reçoit des mesures d'un capteur embarqué sur le sous-système  $\Sigma^2$ :

- $z_1^{2 \rightarrow 1}$  (mesure de  $x_1$ );
- $z_2^{2 \rightarrow 1}$  (mesure de  $x_2$ ).

Donc :  $\mathcal{E}^{2 \rightarrow 1} = 2$ .

Selon les équations (2.28), (2.31) et (2.33), le vecteur d'observation peut être écrit comme suit :

$$\begin{aligned} Z_k^1 &= [z_1^1 \ z_2^1 \ z_3^1 \ z_4^1 \ z_1^{2 \rightarrow 1} \ z_2^{2 \rightarrow 1}]_k^T \\ &= [Z_1^1 \ Z_2^1 \ Z_3^1]_k^T = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix}_k \end{aligned} \quad (2.36)$$

Dans cet exemple, les dimensions du sous-système  $\Sigma^1$  sont :  $n^1 = 2$ ,  $m^1 = 6$ , et  $N_r^1 = 3$ .

Ci-après, après avoir présentées les limitations du filtre de Kalman d'un système composé de sous-systèmes collaboratifs, nous introduisons l'algorithme d'intersection des covariances. Nous détaillons alors les charges de calculs afférentes en fonction des dimensions du vecteur d'état et du vecteur d'observation.

### II. 3. 3. Limitations du filtre centralisé dans les systèmes collaboratifs

Un filtre de Kalman peut être classiquement utilisé afin de produire l'estimation optimale  $X_{k/k}^i$  du vecteur d'état du sous-système  $\Sigma^i$  à l'instant  $k$ , étant données les observations  $Z_k^i$  jusqu'à l'instant  $k$ . Les équations de prédiction et de mise à jour sont identiques à celles définies par les équations (2.5) à (2.9), l'indice  $i$  faisant référence au sous-système  $\Sigma^i$  :

- Étape de prédiction :

$$X_{k/k-1}^i = F_k^i X_{k-1/k-1}^i \quad (2.37)$$

$$P_{k/k-1}^i = F_k^i P_{k-1/k-1}^i (F_k^i)^T + Q_k^i \quad (2.38)$$

- Étape de mise à jour :

$$K_k^i = P_{k/k-1}^i (H_k^i)^T \left[ H_k^i P_{k/k-1}^i (H_k^i)^T + R_k^i \right]^{-1} \quad (2.39)$$

$$X_{k/k}^i = (I - K_k^i H_k^i) X_{k/k-1}^i + K_k^i Z_k^i \quad (2.40)$$

$$P_{k/k}^i = (I - K_k^i H_k^i) P_{k/k-1}^i \quad (2.41)$$

Bien que le filtre de Kalman soit théoriquement optimal, il souffre de plusieurs inconvénients qui le rendent difficile à mettre en œuvre lorsque chaque système/sous-système est composé de nombreux capteurs redondants et/ou complémentaires.

En effet, comme il a été rappelé au paragraphe II.2.3, l'inversion de la matrice  $[H_k^i P_{k/k-1}^i (H_k^i)^T + R_k^i]$  est pénalisante en termes de charge de calculs, surtout pour un traitement en ligne et temps réel.

De plus, l'étape de mise à jour du filtre de Kalman appliquée au sous-système  $\Sigma^i$  nécessite la détermination de la matrice de covariance  $R_k^i$  (équation (2.35)). En pratique, elle correspond aux corrélations des mesures provenant de tous les capteurs du système. La plupart du temps, les covariances sont souvent indéterminées. Elles sont généralement désignées comme des corrélations inconnues<sup>33</sup> [48], des covariances inconnues<sup>34</sup> [167] ou des corrélations non disponibles<sup>35</sup> [52]. Par conséquent, la détermination de la matrice de covariance complète n'est pas possible et des approximations doivent être envisagées. Les principales causes des corrélations inconnues sont classées dans [4]. Par exemple, les bruits de mesure d'un ensemble de capteurs de navigation embarqués sur le même véhicule peuvent être corrélés entre eux en raison du mouvement du véhicule, mais cette corrélation peut ne pas être identifiée. On suppose souvent que les corrélations sont d'une forme particulière, telle que l'indépendance [48], etc.

Enfin, le filtre de Kalman est optimal tant que les données proviennent de sources indépendantes. Dans le cas où les corrélations sont inconnues ou incomplètes, le filtre de Kalman pourrait donner un résultat incohérent. En d'autres termes, l'estimation pourrait être trop confiante [46]. Le fait de négliger l'effet d'une corrélation inconnue pourrait également entraîner une détérioration des performances, et même une divergence du filtre [4], [47].

<sup>33</sup> "Unknown correlations" in English

<sup>34</sup> "Unknown cross covariances" in English

<sup>35</sup> "Unavailable cross-correlations" in English

Notons que les mêmes remarques peuvent être formulées concernant l'utilisation du filtre informationnel, ou du filtre combiné présenté au paragraphe II.2.6.

Afin de trouver une issue à ce problème, l'algorithme d'intersection des covariances est introduit.

### II. 3. 4. Intersection des covariances

Afin de résoudre le problème de la méconnaissance des covariances, Julier et Uhlmann [48] ont introduit un algorithme d'intersection des covariances afin de fusionner des estimations/mesures. Dans ce travail, nous proposons d'appliquer cette démarche aux mesures disponibles sur chaque sous-système. Nous obtenons ainsi une estimation du vecteur de mesure et de la matrice de covariance qui en résulte.

#### II. 3. 4. 1. Définition

L'intersection des covariances est un moyen efficace de traiter le problème de la corrélation des observations des capteurs [48]. Considérons deux estimations cohérentes,  $\hat{a}$  et  $\hat{b}$  (d'une variable d'état  $X$  par exemple) associées d'une part aux covariances correspondantes  $P_a$  et  $P_b$ , et d'autre part, à la matrice de covariances  $P_{ab}$ . Ces estimations peuvent être fusionnées en utilisant une combinaison convexe des estimations de la moyenne et des covariances ( $\{\hat{a}, P_a\}$  et  $\{\hat{b}, P_b\}$ ). Nous obtenons une nouvelle estimation  $\hat{c}$  de covariance  $P_c$ , dont la cohérence est garantie comme suit :

$$P_c = (w_1 P_a^{-1} + w_2 P_b^{-1})^{-1} \quad (2.42)$$

$$\hat{c} = P_c (w_1 P_a^{-1} \hat{a} + w_2 P_b^{-1} \hat{b}) \quad (2.43)$$

Où  $w_1$  et  $w_2$  sont des coefficients de pondération ( $w_1, w_2 \in [0, 1]$ ) respectant la contrainte suivante :

$$w_1 + w_2 = 1 \quad (2.44)$$

Ces coefficients de pondération sont généralement déterminés en minimisant la trace ou le déterminant de la matrice de covariance résultante  $P_c$ .

Afin d'éviter une surcharge calculatoire élevée pour résoudre ce problème d'optimisation convexe non linéaire, W. Niehsen [168] a proposé un schéma approximatif d'intersection de covariance rapide. En se concentrant sur la minimisation des traces, il a argumenté qu'un changement de  $P_a$  à  $P_b$  et vice-versa, doit conduire à une permutation des coefficients  $w_1$  et  $w_2$ . De plus, lorsque  $tr(P_a) \ll tr(P_b)$  nous espérons obtenir  $w_1 \approx 1$ .

Sur la base de ces considérations, W. Niehsen a proposé cette équation :

$$w_1 tr(P_a) - w_2 tr(P_b) = 0 \quad (2.45)$$

A partir de l'équation (2.44), on peut écrire l'équation suivante :

$$w_1^* = \frac{\text{tr}(P_b)}{\text{tr}(P_a) + \text{tr}(P_b)} \quad (2.46)$$

De même, si le déterminant est utilisé à la place de la trace :

$$w_1^* = \frac{\det(P_b)}{\det(P_a) + \det(P_b)} \quad (2.47)$$

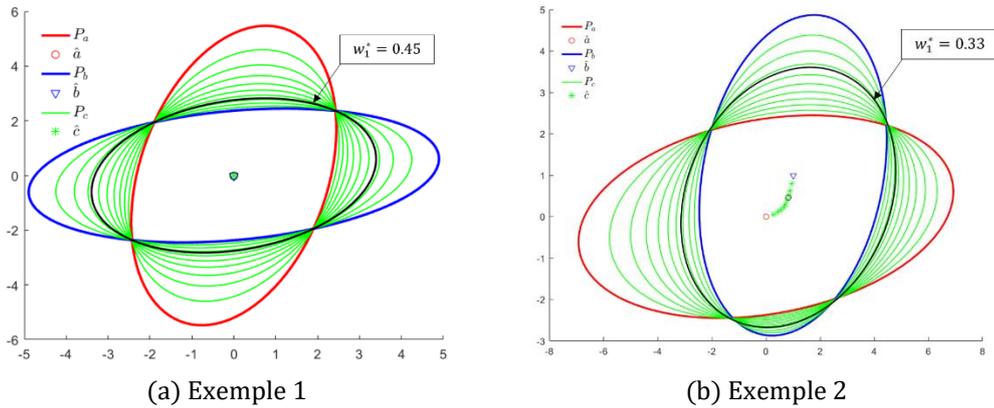
L'utilisation de cette technique d'intersection des covariances provient d'une interprétation géométrique, sur la base de laquelle,  $P_c$  entourant toujours la région d'intersection de  $P_a$  et  $P_b$ , la cohérence est assurée sans connaître la valeur de  $P_{ab}$ . La figure 2.8 illustre cette stratégie pour différentes valeurs des coefficients de pondération, et pour deux exemples 2D.

Exemple 1 :

$$\hat{a} = [0 \ 0], P_a = \begin{bmatrix} 1 & 0.7 \\ 0.7 & 5 \end{bmatrix} \text{ et } \hat{b} = [0 \ 0], P_b = \begin{bmatrix} 4 & 0.5 \\ 0.5 & 1 \end{bmatrix}, w_1^* = 0.45$$

Exemple 2 :

$$\hat{a} = [0 \ 0], P_a = \begin{bmatrix} 8 & 0.7 \\ 0.7 & 1 \end{bmatrix} \text{ et } \hat{b} = [1 \ 1], P_b = \begin{bmatrix} 2 & 0.5 \\ 0.5 & 2.5 \end{bmatrix}, w_1^* = 0.33$$



**Figure 2. 8** : Interprétation géométrique pour différentes valeurs des coefficients de pondération.

Notons que l'intersection des covariances est une technique capable de fusionner toute fonction de densité de probabilité, et pas seulement les distributions gaussiennes [169].

### II. 3. 4. 2. Généralisation

La forme étendue de l'algorithme de W. Niehsen est présentée ci-après en considérant plus de deux estimations cohérentes [168]. Cette généralisation est présentée selon l'écriture proposée au paragraphe II.3.2.

Soient  $Z_1^i, Z_2^i, \dots, Z_{N_r^i}^i$  les vecteurs d'observation du sous-système  $\Sigma^i$ .  $R_1^i, R_2^i, \dots, R_{N_r^i}^i$  sont les matrices de covariances estimées correspondantes. L'intersection des covariances fournit un vecteur d'observation  $Z^i$  et une

matrice de covariance  $R^i$  concaténant tous les vecteurs de mesures. Cet algorithme est donné par la combinaison convexe suivante :

$$R^i = \left[ \sum_{p=1}^{N_r^i} w_p^i (R_p^i)^{-1} \right]^{-1} \quad (2.48)$$

$$Z^i = R^i \sum_{p=1}^{N_r^i} w_p^i (R_p^i)^{-1} Z_p^i \quad (2.49)$$

Dans le cas où  $N_r^i > 2$ , le critère reste identique : il correspond à la minimisation de la trace ou du déterminant de  $R^i$ .

$$\min\{\text{tr}(R^i)\} = \min \left\{ \text{tr} \left( \left[ \sum_{p=1}^{N_r^i} w_p^i (R_p^i)^{-1} \right]^{-1} \right) \right\} \quad (2.50)$$

En généralisant les deux contraintes décrites dans les équations (2.44) et (2.45), on obtient :

$$\begin{cases} w_1 + w_2 + \dots + w_{N_r^i} = 1 \\ w_p \text{tr}(R_p^i) - w_{p+1} \text{tr}(R_{p+1}^i) = 0, \\ (p = 1, 2, \dots, N_r^i - 1) \end{cases} \quad (2.51)$$

Cette combinaison donne le système linéaire suivant :

$$\begin{bmatrix} \xi_1 & -\xi_2 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \xi_2 & -\xi_3 & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & \dots & 0 & \xi_{N_r^i-1} & -\xi_{N_r^i} \\ 1 & \dots & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \\ \dots \\ w_{N_r^i-1} \\ w_{N_r^i} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \dots \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2.52)$$

Avec  $\xi_p := \text{tr}(R_p^i)$ .

Cette matrice de systèmes est sous la forme « Hessenberg inférieur<sup>36</sup> ». Après avoir appliqué la règle de Cramer, W. Niehsen donne cette forme générale des coefficients de pondération :

$$w_p = \frac{1/\xi_p^i}{\sum_{q=1}^{N_r^i} 1/\xi_q^i}, p = 1 \rightarrow N_r^i \quad (2.53)$$

En utilisant cet algorithme généralisé d'intersection des covariances, la taille du vecteur d'observation et de la matrice de covariance est fortement réduite. Il est ainsi plus facile d'inverser la matrice  $[H_k^i P_{k/k-1}^i (H_k^i)^T + R_k^i]$  dans

<sup>36</sup> "Lower Hessenberg" in English

l'équation (2.39). De plus, la matrice de covariance  $R_k^i$  (équation (2.35)) est déterminée sans connaître les corrélations des observations des capteurs.

Dans ce travail, nous nous intéressons à la charge de calculs induite par les procédures de fusion et d'estimation, en particulier pour les systèmes comportant un grand nombre de capteurs complémentaires et/ou redondants. Le paragraphe suivant évalue l'algorithme d'intersection des covariances de W. Niehsen en ces termes.

### II. 3. 4. 3. Étude de la charge de calculs

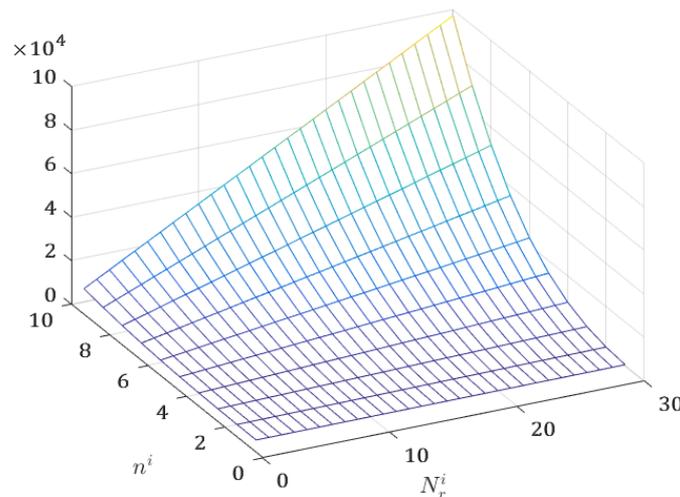
Pour le sous-système  $\Sigma^i$ , nous présentons la charge calculatoire induite par l'algorithme d'intersection des covariances en fonction de la dimension du vecteur d'état  $n^i$  et du nombre de vecteurs d'observations  $N_r^i$  issues de tous les capteurs apportant de l'information sur le système  $\Sigma^i$  (cf. paragraphe II.3.2). Ces capteurs sont, soit intégrés au sous-système  $\Sigma^i$ , soit intégrés à tout sous-système  $\Sigma^j$  ( $j \neq i$ ) donnant une information sur le sous-système  $\Sigma^i$ .

Cet algorithme doit combiner  $N_r^i$  vecteurs d'observations (associés à  $N_r^i$  matrices de covariance) et fournir un vecteur d'observation et sa matrice de covariance associée. Les dimensions du vecteur d'observation et de la matrice de covariance résultants sont alors  $[n^i \times 1]$  et  $[n^i \times n^i]$  respectivement.

La charge de calculs par itération de l'algorithme est estimée analytiquement en annexe A.5. Elle est résumée par la formule suivante :

$$CB_{CI}^i = \frac{8(N_r^i + 1)}{3} (n^i)^3 + \left(\frac{9N_r^i}{2} + \frac{4}{3}\right) (n^i)^2 + \left(\frac{7}{3}N_r^i - \frac{8}{3}\right) n^i + 2N_r^i - 1 \quad (2.54)$$

La figure 2.9 représente la charge calculatoire de l'algorithme en fonction de  $n^i$  et  $N_r^i$  variant de 1 à 10 et de 1 à 30 respectivement.



**Figure 2. 9 :** Charge de calculs de l'algorithme CI.

Remarquons que la charge calculatoire augmente de manière significative lorsque le nombre d'observations  $N_r^i$  augmente. Cependant, l'utilisation de l'intersection des covariances ne nécessite aucune approximation de la covariance entre les différentes mesures du système. De plus, des architectures décentralisées peuvent être facilement appliquées (cf. section II.4), permettant un travail en ligne et en temps réel plus aisé.

### II. 3. 5. Conclusion

Dans cette section, nous avons abordé le problème de la fusion et de l'estimation multi-capteurs pour un système composé de sous-systèmes collaboratifs. Nous avons montré les limites de l'utilisation classique du filtre de Kalman (du filtre informationnel ou du filtre combiné) lorsque les covariances des mesures ne sont pas connues. Dans ce contexte, une approche de fusion multi-capteurs basée sur l'algorithme d'intersection des covariances, avec sa généralisation, a été introduite. Cet algorithme permet d'obtenir une nouvelle estimation des mesures ainsi que l'estimation de sa matrice de covariance. Cette démarche permet de pallier la méconnaissance des corrélations des observations des capteurs. La charge de calculs de l'algorithme a également été déterminée.

Dans la section suivante, nous examinons différentes architectures de fusion de données, basées sur l'utilisation conjointe du filtre de Kalman et de l'intersection des covariances. L'objectif est de déterminer et de comparer, pour chaque architecture, la charge calculatoire réalisée par chaque composant du système.

## II. 4. Vers des architectures de fusion de données décentralisées

### II. 4. 1. Introduction

Dans le cadre des applications où l'estimation en ligne et en temps réel de l'état d'un système composé de sous-systèmes est nécessaire, il semble intéressant de pouvoir optimiser son architecture de fusion, d'autant plus si le système possède un grand nombre de capteurs répartis.

Dans ce travail, nous proposons un schéma général de fusion de données (figure 2.10), dans lequel chaque sous-système  $\Sigma^i$  ( $i = 1 \rightarrow N$ ) possède :

- des données provenant de capteurs embarqués sur  $\Sigma^i$  (donnant  $\mathcal{J}^i$  mesures) ;
- complétées de données provenant de capteurs embarqués sur d'autres sous-systèmes  $\Sigma^j$  ( $\mathcal{E}^{j \rightarrow i}$  mesures,  $j = 1 \rightarrow N$  avec  $j \neq i$ ).

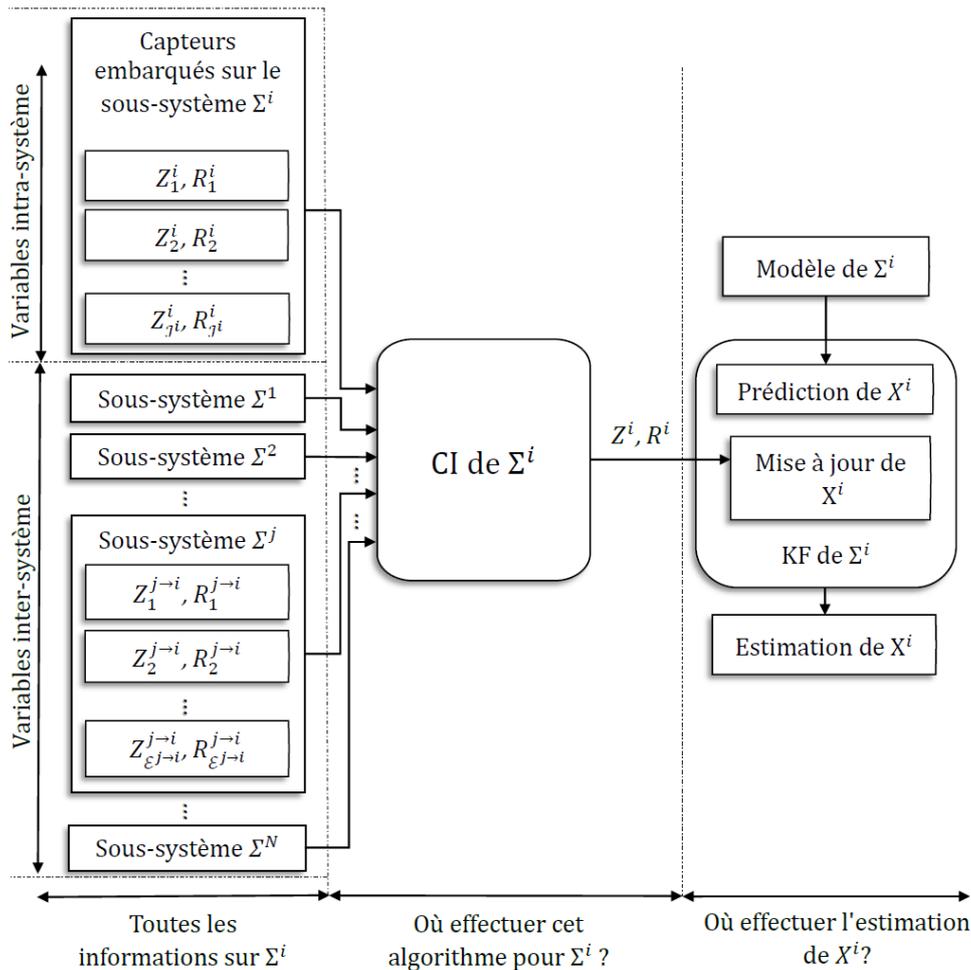
permettant d'estimer l'état du sous-système  $\Sigma^i$  (cf. paragraphe II.3.2).

En utilisant l'algorithme d'intersection des covariances, le sous-système  $\Sigma^i$  effectue la première phase de l'estimation en combinant un ensemble de  $N_r^i$  observations. Le vecteur d'observation résultant et la matrice de covariance résultante sont ensuite utilisés dans l'étape de mise à jour du filtre de Kalman.

A partir du schéma de principe de la figure 2.10, trois architectures de fusion peuvent être retenues :

- La première architecture pour laquelle l'algorithme d'intersection des covariances et le filtre de Kalman sont implémentés sur une station centrale – c'est l'architecture centralisée.
- La deuxième pour laquelle l'algorithme d'intersection des covariances et le filtre de Kalman sont tous deux pris en charge localement sur chaque sous-système – on définit ici une architecture complètement distribuée – la station centrale n'existe plus ; ou si elle existe, elle peut s'atteler à d'autres tâches.
- Enfin, la dernière architecture pour laquelle l'algorithme d'intersection des covariances est pris en charge localement par le sous-système, alors que la mise à jour du filtre de Kalman est implémentée sur la station centrale – nous définissons dès lors une architecture partiellement décentralisée.

Ci-après, et pour chaque architecture définie, nous nous proposons d'étudier la répartition de la charge de calculs sur chaque composant du système.

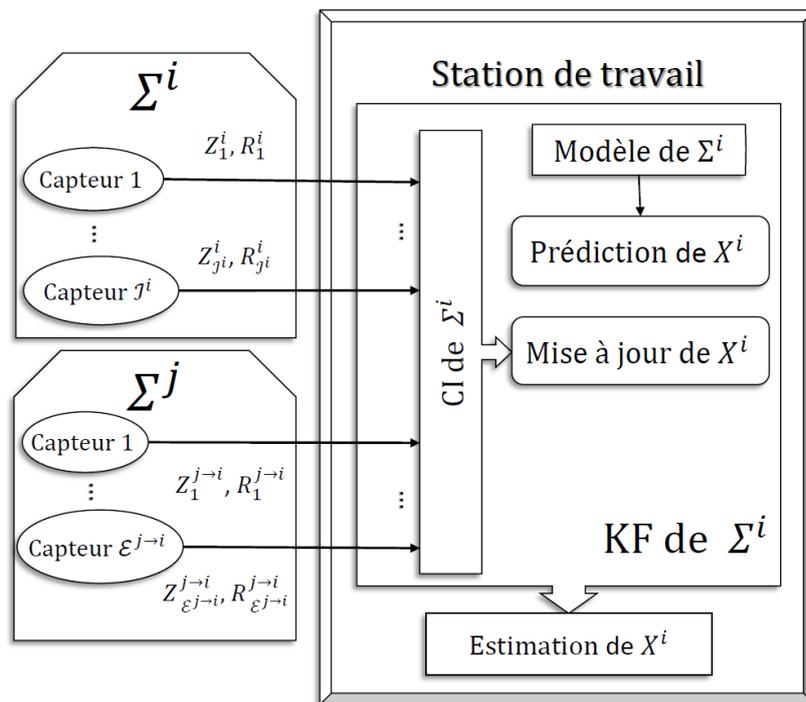


**Figure 2. 10 :** Sous-système  $\Sigma^i$  - Répartition des charges de calculs pour l'estimation de son état  $X^i$ .

Notons qu'à la place du filtre de Kalman, nous pouvons implémenter un filtre informationnel (cf. paragraphe II.2.4) ou notre filtre combiné (cf. paragraphe II.2.6).

## II. 4. 2. Architecture centralisée

Dans le cadre de l'architecture centralisée, toutes les mesures permettant l'estimation de l'état de chaque sous-système  $\Sigma^i$  sont directement transmises à la station de travail centrale (figure 2.11). L'estimation est alors réalisée par celle-ci : la station de travail centrale effectue l'ensemble des calculs correspondant au filtre de Kalman et à l'algorithme d'intersection des covariances.



**Figure 2. 11 :** Architecture centralisée traditionnelle.

Sur la base de l'équation (2.54) et du tableau 2.1, la charge de calculs réalisée par la station de travail est la somme des charges de calculs des algorithmes mis en place pour l'estimation. Elle correspond à l'équation suivante :

$$CB_{\text{Station de travail}} = \sum_{i=1}^N (CB_{\text{CI}}^i + CB_{\text{KF}}^i) \quad (2.55)$$

Cette architecture, souvent considérée comme optimale [169], est la plus courante. Conceptuellement, elle est facile à mettre en œuvre, nécessitant une seule synchronisation des mesures par itération de l'algorithme d'intersection des covariances implémenté sur la station centrale. Cependant, elle n'est pas l'architecture idéale pour un fonctionnement en ligne et temps réel [170]. En effet, la station centrale doit disposer de ressources informatiques suffisantes

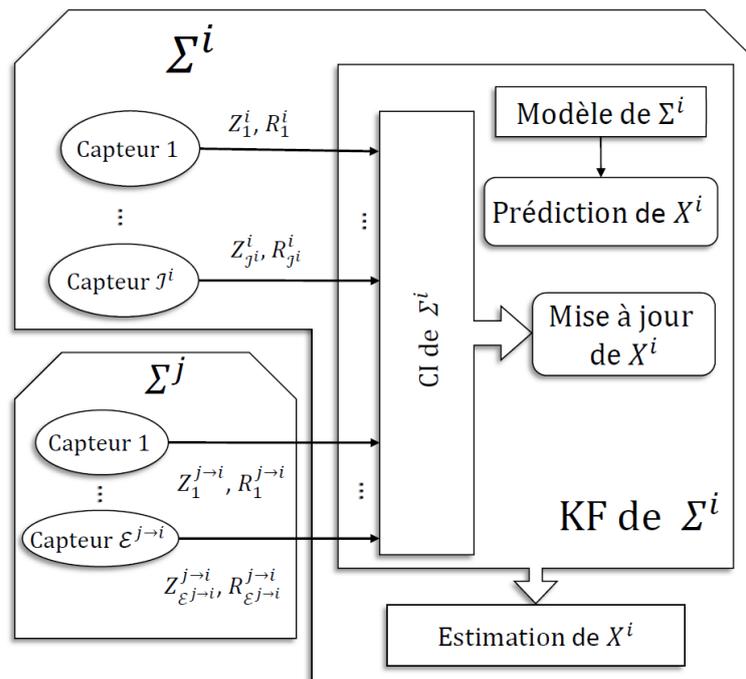
pour exécuter l'ensemble des calculs. Cette charge augmente avec le nombre de capteurs installés sur l'ensemble du système [171].

Enfin, le réseau de communication de cette architecture nécessite une bande passante élevée pour supporter toutes les informations transmises.

### II. 4. 3. Architecture distribuée

Les algorithmes distribués basés sur l'intersection des covariances ont été appliqués aux problèmes de la localisation collaborative dans [51]. Il a été démontré que les performances des algorithmes basés sur l'intersection des covariances appliqués à une architecture centralisée sont comparables à celles obtenues par une architecture décentralisée.

Dans l'architecture distribuée, a priori, il n'y a plus de station de travail centrale ; ou, si elle existe, celle-ci pourra être dédiée à d'autres tâches. La procédure d'estimation est directement implémentée sur le sous-système lui-même, à travers une unité de contrôle embarqué. Le sous-système  $\Sigma^i$  estime son propre état, en réalisant à la fois les calculs relatifs au filtre de Kalman et à l'intersection des covariances (figure 2.12).



**Figure 2. 12 :** Architecture distribuée (charge calculatoire du sous-système  $\Sigma^i$ ).

Sur la base de l'équation (2.54) et du tableau 2.1, la charge calculatoire effectuée par chaque sous-système  $\Sigma^i (i = 1 \rightarrow N)$  peut être déterminée par l'équation suivante :

$$CB^i = CB_{CI}^i + CB_{KF}^i \quad (2.56)$$

Cette architecture distribuée présente les avantages suivants :

- Aucune nécessité de maintenir une grande base de données centralisée puisque chaque sous-système possède sa propre base de données locale.
- Aucune nécessité de maintenir une bande passante importante du réseau de communication puisque les données ne doivent pas être envoyées de/vers une station de travail centrale. Chaque sous-système peut communiquer avec d'autres en fonction des contraintes de connectivité du réseau mis en place. La communication peut être adaptative et dépendante du contenu et des besoins en informations de chaque sous-système.
- Accès plus rapide aux résultats de la fusion/estimation.

Le principal inconvénient de cette architecture est la nécessité d'assurer une performance calculatoire adéquate (i.e. processeur(s) et mémoires correctement dimensionnés) sur chaque sous-système.

#### II. 4. 4. Architecture partiellement décentralisée

Une architecture intermédiaire entre l'architecture centralisée et l'architecture distribuée peut être proposée. Dans ce cas, les calculs sont répartis sur tous les composants du système.

Dans une première phase, chaque sous-système  $\Sigma^i$  réalise les calculs relatifs à l'algorithme d'intersection des covariances après avoir reçu les observations des autres sous-systèmes le concernant. Puis le sous-système  $\Sigma^i$  transmet le vecteur d'observation et la matrice de covariance résultants à la station de travail centrale. En parallèle, la station de travail centrale se limite aux calculs relatifs au filtre de Kalman (figure 2.13).

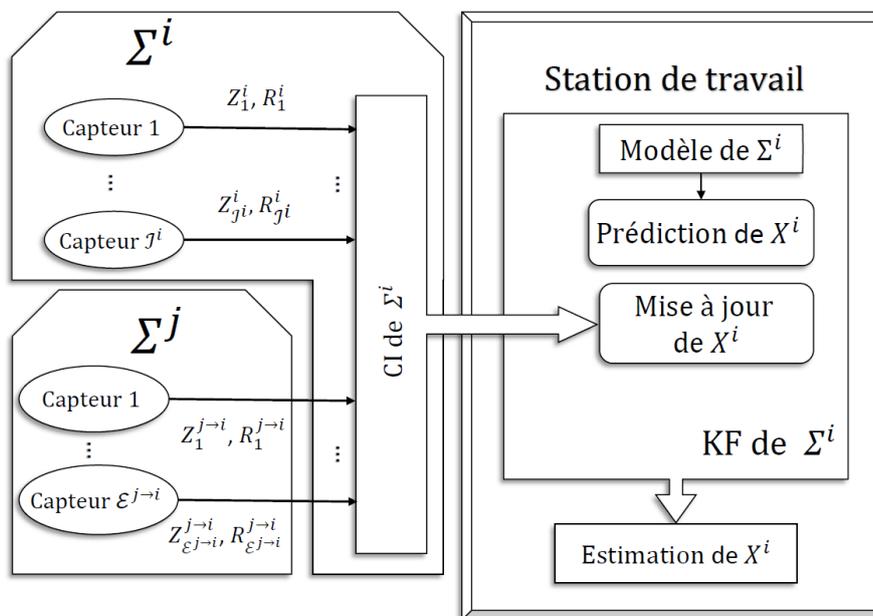


Figure 2. 13 : Architecture partiellement décentralisée.

Sur la base de l'équation (2.54) et du tableau 2.1, la charge calculatoire réalisée par chaque sous-système  $\Sigma^i (i = 1 \rightarrow N)$  et celle réalisée par la station de travail centrale peut être déterminée à l'aide des équations suivantes :

$$\begin{cases} \text{CB}_{\text{Station de travail}} = \sum_{i=1}^N \text{CB}_{\text{KF}}^i \\ \text{CB}^i = \text{CB}_{\text{CI}}^i \end{cases} \quad (2.57)$$

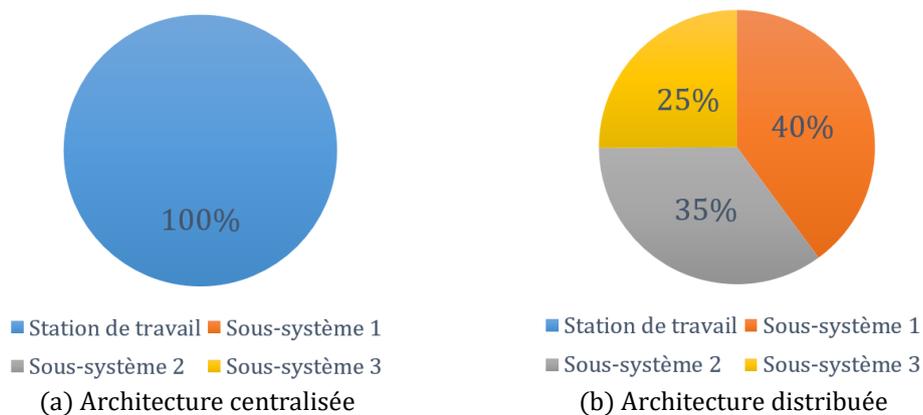
Cette architecture permet à la station de travail centrale (nœud central) d'effectuer d'autres tâches (e.g. diagnostic, contrôle/commande des sous-systèmes, etc.). D'autre part, la charge de calculs a été réduite sur tous les composants du système par rapport à l'architecture complètement distribuée. Enfin, la largeur de bande passante requise pour la transmission des données peut être réduite par rapport à celle de l'architecture centralisée.

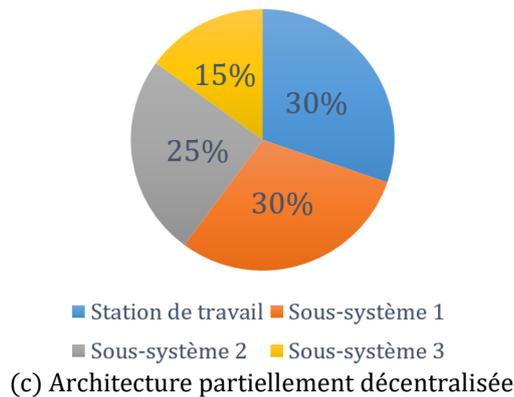
Afin d'illustrer l'intérêt de chaque architecture, nous proposons de quantifier les charges calculatoires à travers un exemple au paragraphe suivant.

#### II. 4. 5. Exemple illustratif

Dans ce paragraphe, nous considérons la composition de trois sous-systèmes ( $N = 3$ ). A chaque instant, l'objectif est d'estimer trois paramètres pour chacun d'entre eux ( $n^i = 3, i = 1 \rightarrow 3$ ).

Nous supposons que chaque sous-système possède un ensemble de capteurs permettant l'estimation de son propre état, complétés d'autres capteurs permettant d'estimer l'état des deux autres sous-systèmes. Le nombre total de capteurs estimant l'état de chaque sous-système est le suivant :  $N_r^1 = 6, N_r^2 = 5$ , et  $N_r^3 = 3$ . Sur la figure 2.14, pour chaque architecture utilisée, la répartition de la charge calculatoire sur chaque sous-système et sur la station de travail centrale est estimée.





**Figure 2. 14 :** Répartition de la charge de calculs de chaque architecture.

A travers cet exemple, soulignons que la répartition de la charge de calculs sur les composants du système dépend de l'architecture utilisée. L'architecture centralisée nécessite une station de travail centrale performante. Elle nécessite également une large bande passante du réseau de communication reliant les différents sous-systèmes et la station centrale. D'autre part, en utilisant l'architecture distribuée, la station de travail, si elle existe, peut prendre en charge d'autres tâches (diagnostic, contrôle, etc.) sans s'occuper de la procédure de fusion et d'estimation. La charge de calculs est répartie sur les 3 sous-systèmes, pénalisant celui possédant le plus grand nombre de mesures (intra-système et inter-systèmes) estimant son état. Toutefois, une surcharge calculatoire des sous-systèmes peut apparaître si ceux-ci sont sous-dimensionnés (utilisation de notebooks ou de cartes électroniques sous-dimensionnés). L'architecture permettant la plus grande souplesse dans le contexte d'un fonctionnement en ligne et en temps réel est l'architecture partiellement décentralisée, dû au partage des calculs entre tous les composants du système.

#### II. 4. 6. Conclusion

Dans cette sous-section, nous avons présenté et discuté trois architectures de fusion de données, prenant en charge les aspects calculatoires du filtre de Kalman (voire du filtre informationnel ou du filtre combiné) et de l'algorithme d'intersection des covariances. Pour chaque architecture, nous avons estimé la charge calculatoire répartie sur chacun de ses composants. L'objectif est d'aider au choix de la meilleure architecture de fusion/estimation pour un système temps réel composé de sous-systèmes collaboratifs, et d'un grand nombre de capteurs. Deux contraintes doivent être prises en compte : la largeur de la bande passante nécessaire, ainsi que la charge de calculs des sous-systèmes et/ou de la station de travail centrale. Un exemple numérique a été fourni afin d'illustrer l'efficacité de chaque architecture proposée. Cette stratégie peut être appliquée à toute plateforme composée de  $N$  sous-systèmes pour lesquels l'état doit être estimé à partir d'informations provenant du sous-système lui-même, et/ou provenant d'autres sous-systèmes.

## II. 5. Conclusion du chapitre II

Dans ce chapitre, nous avons abordé le problème de la fusion de données et de l'estimation de paramètres d'un système dynamique, en passant en revue les filtres de Kalman et informationnel. L'étape de prédiction et l'étape de mise à jour de chacun des deux filtres ayant été présentées, nous en avons estimé leur propre charge de calculs. Nous avons dès lors défini un nouveau filtre combinant les avantages de chacun d'entre eux. Dans le cas d'un système composé de nombreux capteurs, nous avons montré que celui-ci nécessitait une charge calculatoire moins élevée que les deux précédents, permettant, de fait, une meilleure intégration pour un traitement en ligne et en temps réel.

Dans un deuxième temps, nous avons présenté une approche de fusion multi-capteurs basée sur l'algorithme d'intersection des covariances. L'objectif de cette approche permet de surmonter les limitations de l'approche classique pour un système composé de plusieurs sous-systèmes collaboratifs dont les covariances ne sont pas connues ou trop approximatives.

Dans un système collaboratif nécessitant une démarche de fusion de certaines données (e.g. mesures), une architecture centralisée, même si elle est simple, est très pénalisante lors d'un traitement en ligne et en temps réel. On cherchera à déporter les calculs sur les composants élémentaires (i.e. sur les sous-systèmes), plutôt que de réaliser une centralisation de ceux-ci sur une station centrale. On cherchera à déporter les calculs sur les composants élémentaires, plutôt que de réaliser une centralisation de ceux-ci sur une station centrale. Nous avons dès lors présenté une architecture complètement distribuée pour laquelle les calculs du filtre et ceux de l'algorithme de l'intersection des covariances sont réalisés par les sous-systèmes eux-mêmes. Nous avons également présenté une architecture intermédiaire, dite partiellement décentralisée, permettant une répartition des calculs sur les différents composants du système.

L'objectif de ce chapitre a été d'aider au choix de la meilleure architecture de fusion pour un système composé de sous-systèmes collaboratifs, en ciblant en particulier les grands systèmes possédant une multitude de capteurs, et s'intégrant dans un contexte temps réel. Jusqu'à présent, nous avons toujours supposé que la fusion de données et l'estimation des paramètres prenaient en compte des mesures « cohérentes ». Cependant, en environnement réel, les mesures des capteurs sont souvent perturbées. Nous cherchons dès lors à détecter et exclure de la méthode de fusion/estimation tout capteur en défaut, afin de réaliser une fusion et une estimation tolérante aux défauts des capteurs. Ces notions sont abordées au chapitre suivant.



# Chapitre III.

## Approche informationnelle pour la détermination d'un seuil adaptatif dans les problèmes de détection

*Résumé : Ce chapitre vise à développer des méthodes statistiques informationnelles, capables de détecter, le plus rapidement possible, les défaillances de capteurs d'un système dynamique. Nous proposons une approche basée sur l'entropie de Shannon, implémentée sur deux types de cartes de contrôle (Cusum et EWMA). Cette approche permet un seuillage adaptatif du rapport de vraisemblance généralisé et la détermination d'une fenêtre d'analyse des observations. Elle est comparée aux approches classiquement utilisées à travers un exemple issu de la littérature.*

### Plan du chapitre

<b>III. 1.</b>	<b>Introduction.....</b>	<b>69</b>
<b>III. 2.</b>	<b>Théorie de la détection.....</b>	<b>70</b>
III. 2. 1.	Introduction .....	70
III. 2. 2.	Formulation du problème de la détection .....	70
III. 2. 3.	Critère de Bayes.....	72
III. 2. 4.	Autres critères de détection.....	74
III. 2. 4. 1.	Critère de Neyman-Pearson.....	74
III. 2. 4. 2.	Critère MAP (Maximum a posteriori).....	75
III. 2. 4. 3.	Critère Minimax.....	76
III. 2. 5.	Conclusion.....	77
<b>III. 3.</b>	<b>Détection basée sur un critère entropique .....</b>	<b>77</b>
III. 3. 1.	Introduction .....	77
III. 3. 2.	Entropie conditionnelle de Shannon.....	77
III. 3. 3.	Méthode du gradient pour la recherche du seuil.....	79
III. 3. 4.	Propriétés du critère entropique.....	80
III. 3. 5.	Conclusion.....	82
<b>III. 4.</b>	<b>Seuillage adaptatif dans le cadre des cartes de contrôle.....</b>	<b>83</b>

III. 4. 1.	<i>Introduction .....</i>	83
III. 4. 2.	<i>Cartes de Shewhart.....</i>	84
III. 4. 3.	<i>Carte de contrôle à somme cumulée (Cusum).....</i>	85
III. 4. 4.	<i>Carte de contrôle à moyenne mobile pondérée exponentiellement (EWMA) ..</i>	86
III. 4. 5.	<i>Seuillage adaptatif - Validation expérimentale.....</i>	86
III. 4. 6.	<i>Conclusion.....</i>	88
<b>III. 5.</b>	<b>Technique de fenêtrage temporel glissant.....</b>	<b>89</b>
III. 5. 1.	<i>Introduction .....</i>	89
III. 5. 2.	<i>Méthode basée sur la valeur lissée .....</i>	90
III. 5. 3.	<i>Méthode basée sur l'entropie conditionnelle minimale .....</i>	92
III. 5. 4.	<i>Conclusion.....</i>	95
<b>III. 6.</b>	<b>Conclusion du chapitre III.....</b>	<b>95</b>

---

### III. 1. Introduction

De nos jours, la surveillance des systèmes joue un rôle essentiel dans un grand nombre d'applications [172], [173] : par exemples, le contrôle de la qualité, la surveillance dans les industries avec de grandes machines tournantes, la sécurité de fonctionnement de systèmes robotisés et bien d'autres applications. En effet, une défaillance de ces systèmes peut limiter les performances et engendrer de graves conséquences si elle n'est pas détectée de manière efficace. Le développement de méthodes statistiques capables de détecter et de localiser, le plus rapidement possible, ces défaillances fait donc l'objet d'un intérêt croissant.

La surveillance d'un système dynamique est un problème récurrent, associée à l'estimation de son état à partir d'un modèle mathématique et de mesures plus ou moins fiables provenant de capteurs. Techniquement, la surveillance d'un système consiste à déterminer le moment où le système passe de son état de fonctionnement nominal à un état de fonctionnement anormal.

En formulant statistiquement le phénomène, lorsqu'un système fonctionne en mode normal (*resp.* anormal), ses variables sont caractérisées par des distributions de probabilité correspondant à un fonctionnement sans défaut (*resp.* défectueux). Dans ce contexte, de nombreux critères de détection sont conçus pour détecter les changements des distributions des paramètres du système. Dans cette étude, nous mettons en œuvre un critère basé sur l'entropie de Shannon [174] associé à deux cartes de contrôle. Cette approche permet d'obtenir un seuil adaptatif du rapport de vraisemblance généralisé d'une part. Elle permet également la détermination d'une fenêtre d'analyse des observations d'autre part.

Ce chapitre est organisé comme suit : la section III.2 présente les concepts de base de la théorie de la détection statistique. Nous mettons l'accent sur le test d'hypothèse binaire en présentant les principaux critères de décision : Bayes, Neyman-Pearson, MAP et Minimax. Une méthodologie de détection basée sur le critère entropique est ensuite présentée dans la section III.3. Cette méthodologie fournit un seuil adaptatif et efficace dans le cadre des méthodes de détection de rupture dans les signaux. La section III.4 détaille des techniques de détection de changement couramment utilisées : les cartes de contrôle de Shewhart, Cusum et EWMA. Notre approche basée sur l'entropie, associée à ces techniques de détection, est ensuite appliquée à un exemple bien connu de la littérature. Toutefois, ce seuil prend en compte toutes les observations, y compris les plus anciennes. De plus, lorsque plusieurs changements se sont produits antérieurement, le seuil adaptatif peut être influencé de manière significative. Une amélioration de cette méthodologie est alors proposée dans la section III.5 en utilisant une technique de fenêtrage temporel glissant.

## III. 2. Théorie de la détection

### III. 2. 1. Introduction

Le problème de la détection est traité dans de nombreuses applications. A titre d'exemple, dans les systèmes de communication numérique, une information codée est envoyée ; celle-ci peut être perturbée par le canal de transmission et le récepteur doit reconnaître le signal utile. En médecine, sur la base d'une analyse des tissus, on pourra déterminer si la tumeur opérée est cancéreuse ou pas. En reconnaissance des formes, par exemple, il est nécessaire de reconnaître, à partir d'une photographie aérienne, quel type d'avion est basé à un endroit donné. Cette théorie a été appliquée à bien d'autres domaines, tels le contrôle de la qualité [175], [176], le traitement de données sismiques [177], [178], etc.

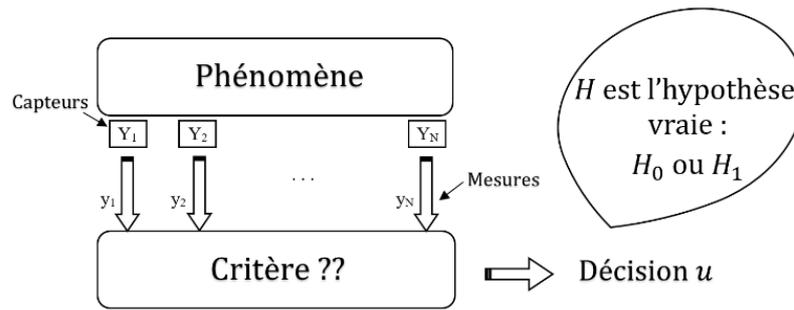
Dans toutes ces applications, le problème commun est celui de la prise d'une décision parmi plusieurs choix possibles. Ce type de problème est connu en statistique, sous le nom de « théorie statistique de la décision ». Dans le contexte de la théorie de la communication, il est connu sous le nom de « théorie de la détection ».

La théorie de la détection repose sur un test d'hypothèses [179]. En général, il nous faut prendre une décision binaire  $u$  sur la base de deux hypothèses de travail : la première, l'hypothèse nulle  $H_0$  (e.g. fonctionnement normal d'un système) ; la seconde étant l'hypothèse alternative notée  $H_1$  (e.g. fonctionnement anormal). Cette décision doit être prise à partir d'un ensemble d'observations numériques du système. Dans le cas du diagnostic d'un système dynamique, cette décision conduit à déterminer l'état de fonctionnement dans lequel se trouve le système. En ce sens, cette théorie rejoint les méthodes statistiques de diagnostic des systèmes.

Dans cette section, le problème de la détection est d'abord posé. Nous présentons dès lors le critère de Bayes, couramment utilisé dans la littérature. Celui-ci débouche sur la comparaison du rapport de vraisemblance à un seuil. Nous introduisons d'autres critères permettant également de travailler avec ce rapport de vraisemblance : ceux de Neyman-Pearson, du MAP et du Minimax.

### III. 2. 2. Formulation du problème de la détection

A partir d'un phénomène donné, la théorie de la détection traite du problème de la discrimination d'un nombre fini d'hypothèses [180]–[182]. La connaissance du vecteur de mesures  $y = (y_1, y_2, \dots, y_N)$  issu d'un vecteur de capteurs  $Y = (Y_1, Y_2, \dots, Y_N)$  permet de prendre une décision finale  $u$  (figure 3.1). Dans ce travail, nous nous plaçons dans le cadre de la détection binaire.



**Figure 3. 1 :** Principe d'un système de détection binaire.

Cette décision  $u$  peut prendre deux valeurs possibles, 0 ou 1. Les hypothèses considérées sont notées :  $H_0$  ou  $H_1$ .

Une partition de l'espace des observations  $D$  en deux classes est définie comme suit :

- si  $y \in D_0$ , on décide que l'hypothèse  $H_0$  est vraie (*i. e.*  $u = 0$ ).
- si  $y \in D_1$ , on décide que l'hypothèse  $H_1$  est vraie (*i. e.*  $u = 1$ ).

De plus, les probabilités a priori des hypothèses sont supposées connues avec :

$$P(H_0) = P_0 \quad (3.1)$$

$$P(H_1) = P_1 = 1 - P_0 \quad (3.2)$$

Enfin, pour chaque hypothèse, les densités de probabilités conditionnelles  $P(y_1, y_2, \dots, y_N/H_j)$  ( $j = 0, 1$ ) sont également supposées connues. On peut dès lors définir la probabilité conjointe d'une décision prise et de l'hypothèse vraie :

$$P(u = i, H_j) = P(H_j)P(u = i/H_j) = P(H_j) \int_{D_i} P(y/H_j) dy \quad (3.3)$$

Avec  $i, j \in \{0, 1\}$ .

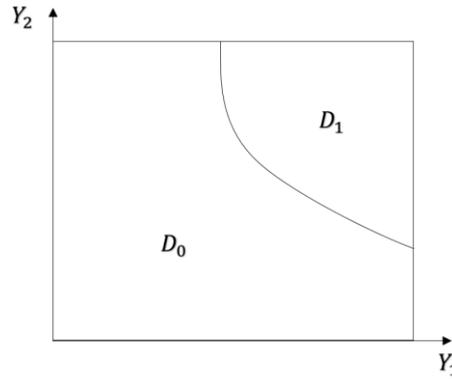
Les domaines  $D_0$  et  $D_1$  forment une partition :  $D = D_0 \cup D_1$  et  $D_0 \cap D_1 = \emptyset$ . Nous pouvons par conséquent décomposer l'intégrale de l'équation (3.3) en deux termes, en notant  $D_0 = D \setminus D_1$  où le symbole  $\setminus$  représente la différence entre deux ensembles. Ainsi :

$$\int_{D_0} P(y/H_j) dy = \int_{D \setminus D_1} P(y/H_j) dy = \int_D P(y/H_j) dy - \int_{D_1} P(y/H_j) dy \quad (3.4)$$

De plus, l'intégrale d'une densité de probabilité sur le domaine tout entier étant égale à 1, on peut écrire :

$$\int_{D_0} P(y/H_j) dy = 1 - \int_{D_1} P(y/H_j) dy \quad (3.5)$$

La figure ci-dessous montre un exemple de domaines de décision dans un plan, c'est-à-dire pour  $N = 2$  :



**Figure 3. 2 :** Domaines de décision dans le cas où  $N=2$  (i.e. 2 capteurs).

En statistique, les probabilités de détection et de fausse alarme ( $P_D$  et  $P_F$ ) sont appelées respectivement le niveau de signification et la puissance du test. Ces probabilités sont déterminées à partir des probabilités conditionnelles suivantes :

$$P_D = P(u = 1/H_1) = \int_{D_1} P(y/H_1) dy \quad (3.6)$$

$$P_F = P(u = 1/H_0) = \int_{D_1} P(y/H_0) dy \quad (3.7)$$

De même, la probabilité de détections manquées est déterminée par :  $P_M = 1 - P_D$  et la probabilité de rejet correcte comme suit :  $P_R = 1 - P_F$ .

Enfin, la probabilité d'erreur est la probabilité conjointe de décisions et d'hypothèses différentes. Elle peut être exprimée de la façon suivante :

$$\begin{aligned} P_e &= P(u = i, H_j) = P(H_j)P(u = i/H_j) \\ &= P(H_j) \int_{D_i} P(y/H_j) dy, \text{ avec } i \neq j \end{aligned} \quad (3.8)$$

Le problème de détection consiste donc à déterminer une « stratégie de décision » qui permette de discriminer les deux hypothèses  $H_0$  et  $H_1$  tout en maintenant les probabilités de détection et de fausse alarme dans des limites acceptables. Cette stratégie dépend du critère d'optimisation choisi. Deux critères sont souvent utilisés : le critère de Bayes et le critère de Neyman-Pearson. Dans la suite de cette section, nous rappelons ces deux critères, et en citons deux autres.

### III. 2. 3. Critère de Bayes

Un coût  $C_{ij}$  est attribué à chacune des quatre situations : « on décide  $u = i$  alors que  $H_j$  est vraie,  $i, j = 0, 1$  ». Ces coûts sont généralement déterminés de façon empirique.

Le critère de Bayes consiste à minimiser un risque moyen que l'on note  $\mathfrak{R}_{Bayes}$ . Ce risque dépend [183] :

- des probabilités a priori des deux hypothèses ;
- des coûts choisis par l'expert ;
- des densités de probabilités conditionnelles des observations.

Ce risque peut être formulé par les équations suivantes :

$$\mathfrak{R}_{Bayes} = \sum_{i,j \in \{0,1\}} C_{ij} P(u = i, H_j) \quad (3.9)$$

$$\mathfrak{R}_{Bayes} = \sum_{i,j \in \{0,1\}} C_{ij} P_j P(u = i/H_j) \quad (3.10)$$

$$\mathfrak{R}_{Bayes} = \sum_{i,j \in \{0,1\}} C_{ij} P_j \int_{D_i} P(y/H_j) dy \quad (3.11)$$

En combinant l'équation (3.11) et la propriété (3.5), le risque de Bayes se réécrit de la façon suivante :

$$\begin{aligned} \mathfrak{R}_{Bayes} &= C_{11}P_1 + C_{10}P_0 \\ &+ \int_{D_0} [P_1(C_{01} - C_{11})P(y/H_1) - P_0(C_{10} - C_{00})P(y/H_0)] dy \end{aligned} \quad (3.12)$$

Notons que les deux premiers termes sont constants. Par conséquent, la minimisation du risque de Bayes en utilisant l'équation (3.12) consiste à minimiser l'intégrale ; ce qui se traduit, pour chaque observation  $y$ , par la règle de décision suivante :

- Si  $[P_1(C_{01} - C_{11})P(y/H_1)] - [P_0(C_{10} - C_{00})P(y/H_0)] < 0$  alors on décide  $H_0$  ( $y \in D_0$ ).
- Si  $[P_1(C_{01} - C_{11})P(y/H_1)] - [P_0(C_{10} - C_{00})P(y/H_0)] > 0$  alors on décide  $H_1$  ( $y \in D_1$ ).

Cette règle de décision peut se mettre sous la forme d'un rapport de vraisemblance<sup>37</sup>. La décision est alors obtenue en comparant le rapport de vraisemblance  $\Lambda(y)$  à un seuil fixe, noté ici  $Th$  dépendant des probabilités a priori et des coûts.

$$\Lambda(y) = \frac{P(y/H_1)}{P(y/H_0)} \underset{u=0}{\overset{u=1}{\geq}} \frac{P_0}{P_1} \times \frac{C_{10} - C_{00}}{C_{01} - C_{11}} = Th \quad (3.13)$$

De plus, dans l'hypothèse raisonnable où le coût d'une mauvaise décision est plus élevé que le coût d'une décision correcte :

---

<sup>37</sup> "Likelihood ratio" in English

$$\begin{cases} C_{01} > C_{11} \\ C_{10} > C_{00} \end{cases} \quad (3.14)$$

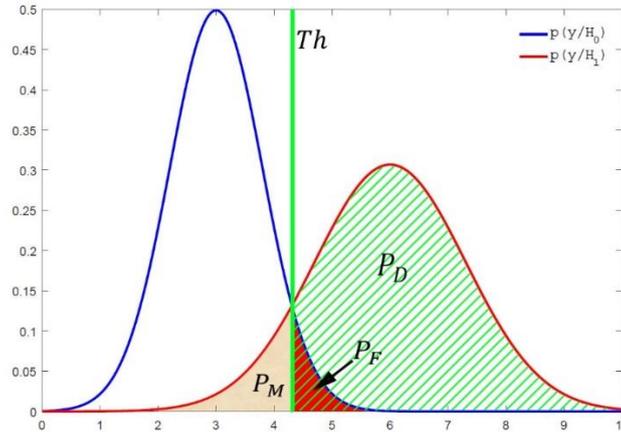
Les coefficients  $(C_{01} - C_{11})$  et  $(C_{10} - C_{00})$  de l'équation (3.13) sont supposés positifs.

Les probabilités  $P_D$ ,  $P_F$  et  $P_M$  sont schématisées sur la figure 3.3, et calculées en fonction du seuil comme suit :

$$P_D = \int_{Th}^{+\infty} P(y/H_1) dy \quad (3.15)$$

$$P_F = \int_{Th}^{+\infty} P(y/H_0) dy \quad (3.16)$$

$$P_M = \int_0^{Th} P(y/H_1) dy \quad (3.17)$$



**Figure 3.3 :** Interprétation graphique de  $P_D$ ,  $P_F$  et  $P_M$  en fonction de  $p(y/H_0)$  et  $p(y/H_1)$ .

### III. 2. 4. Autres critères de détection

La règle de décision bayésienne est valable pour tout problème de décision : détection, estimation, classification, etc. Dans la littérature, d'autres critères de détection binaire existent. Nous rappelons ci-dessous les critères de Neyman-Pearson, du MAP et du Minimax.

#### III. 2. 4. 1. Critère de Neyman-Pearson

En pratique, il est souvent difficile de déterminer des coûts réalistes ainsi que les probabilités *a priori* des hypothèses. Pour surmonter cette difficulté, Jerzy Neyman et Egon Sharpe Pearson [184] ont proposé une stratégie basée sur les probabilités de détection et de fausse alarme. En effet, le test de Neyman-Pearson consiste à produire une probabilité de détection la plus grande possible pour que la probabilité de fausse alarme ne dépasse pas une valeur donnée [93]. Ce critère est défini mathématiquement comme suit :

$$\text{Max}\{P_D\}, \text{ sous la contrainte } P_F \leq \alpha_{NP} \quad (3.18)$$

Ce problème d'optimisation sous contrainte est résolu par la maximisation du Lagrangien  $L$  :

$$L = P_D - M_L(P_F - \alpha_{NP}) \quad (3.19)$$

Où  $M_L$  est le multiplicateur de Lagrange. En utilisant les équations (3.6) et (3.7), on obtient :

$$L = \alpha_{NP} M_L + \int_{D_1} [P(y/H_1) - M_L P(y/H_0)] dy \quad (3.20)$$

Le premier terme étant constant, maximiser  $L$  revient à maximiser l'intégrale. La règle de décision suivante en résulte :

$$\Lambda(y) = \frac{P(y/H_1)}{P(y/H_0)} \begin{matrix} u = 1 \\ \geq \\ u = 0 \end{matrix} M_L = Th \quad (3.21)$$

Le seuil  $Th$  du test Neyman-Pearson doit dès lors être calculé pour satisfaire la contrainte suivante :

$$P_F = P(u = 1/H_0) = \int_{Th}^{+\infty} P(\Lambda(y)/H_0) d\Lambda = \alpha_{NP} \quad (3.22)$$

### III. 2. 4. 2. Critère MAP (*Maximum a posteriori*)

Considérons le critère de Bayes pour lequel les coûts sont donnés par :

$$\begin{cases} C_{ij} = 0, (i = j) \\ C_{ij} = 1, (i \neq j) \end{cases} \quad (3.23)$$

La fonction de risque à minimiser est réduite à sa plus simple expression :

$$\mathfrak{R}_{Bayes} = P_0 P_F + P_1 (1 - P_D) \quad (3.24)$$

Le test basé sur le rapport de vraisemblance devient :

$$\Lambda(y) = \frac{P(y/H_1)}{P(y/H_0)} \begin{matrix} u = 1 \\ \geq \\ u = 0 \end{matrix} \frac{P_0}{P_1} \quad (3.25)$$

Le rapport de vraisemblance ne dépend que des probabilités a priori  $P_0$  et  $P_1$  des hypothèses. Dans le cas où celles-ci sont égales, le test basé sur le rapport de vraisemblance devient :

$$\begin{matrix} u = 1 \\ P(y/H_1) \geq P(y/H_0) \\ u = 0 \end{matrix} \quad (3.26)$$

De plus, d'après le théorème de Bayes, la probabilité *a posteriori* est donnée comme suit :

$$P(H_i/y) = \frac{P(y/H_i)P_i}{P(y)} \quad i = 0, 1 \quad (3.27)$$

La probabilité *a posteriori*  $P(H_i/y)$  est maximale lorsque  $P(y/H_i)P_i$  est maximale. Le rapport de vraisemblance dans l'équation (3.26) devient :

$$\begin{aligned} u &= 1 \\ P(H_1/y) &\geq P(H_0/y) \\ u &= 0 \end{aligned} \quad (3.28)$$

Ce critère est un cas particulier du critère de Bayes, qui correspond à choisir l'hypothèse selon laquelle la probabilité *a posteriori* est maximale.

### III. 2. 4. 3. Critère Minimax

Dans le cas où les probabilités *a priori* sont inconnues, ou varient dans le temps, le critère Minimax peut être préconisé.

Dans un premier temps, ce critère consiste à trouver la valeur de la probabilité *a priori* de  $H_1$  pour laquelle le risque moyen de Bayes (selon équation (3.12)) est maximal. Le principe du Minimax permet dès lors de minimiser le risque pour une valeur de  $P_1$  qui correspond au pire des cas [185]. En d'autres termes, cette stratégie consiste à minimiser le risque maximal.

Le risque de Bayes défini par l'équation (3.12) peut être réécrit à partir des équations (3.5), (3.6) et (3.7), en fonction de la probabilité de détection et de la probabilité de fausse alarme :

$$\mathfrak{R}_{Bayes} = C_{00}P_0(1 - P_F) + C_{10}P_0P_F + C_{01}P_1(1 - P_D) + C_{11}P_1P_D \quad (3.29)$$

Pour permettre de trouver la valeur de la probabilité *a priori* pour laquelle le risque bayésien est maximal, le seuil est fixé. Les probabilités  $P_D$  et  $P_F$  sont par conséquent fixées également. Le risque devient alors une fonction linéaire de  $P_1$ . Nous obtenons  $P_1 = P_1^*$  lorsque la dérivée de la fonction de risque par rapport à  $P_1$  est nulle :

$$\begin{aligned} \frac{\partial \mathfrak{R}_{Bayes}}{\partial P_1} &= (C_{11} - C_{00}) + (C_{01} - C_{11})(1 - P_D) + (C_{00} - C_{10})P_F \\ &= 0 \quad |_{P_1=P_1^*} \end{aligned} \quad (3.30)$$

Pour cette valeur de probabilité *a priori*  $P_1^*$ , l'équation de risque bayésien, fonction des observations (équation (3.12)), est minimisée :

$$\begin{aligned} \frac{\partial \mathfrak{R}_{Bayes}}{\partial y} &= [P_1^*(C_{01} - C_{11})P(y/H_1) - (1 - P_1^*)(C_{10} - C_{00})P(y/H_0)] \\ &= 0 \end{aligned} \quad (3.31)$$

Le test est alors optimal si l'équation suivante est vérifiée :

$$\Lambda(y)_{Minimax} = \frac{P(y/H_1)}{P(y/H_0)} \underset{u=0}{\overset{u=1}{\geq}} \frac{1 - P_1^*}{P_1^*} \times \frac{C_{10} - C_{00}}{C_{01} - C_{11}} = Th_{Minimax} \quad (3.32)$$

Le critère du Minimax consiste alors à se protéger contre une variation inattendue des probabilités a priori. Son principe consiste dans un premier temps à chercher une valeur de  $P_1$  pour laquelle le risque est maximal, en effectuant le test à un coût constant pour toutes les valeurs possibles de la probabilité a priori. Dans un deuxième temps, il suffit de minimiser le risque pour cette valeur de  $P_1$  correspondant au plus mauvais cas (risque maximal).

### III. 2. 5. Conclusion

Dans cette section, nous avons présenté les principes de base de la théorie de la détection en considérant d'abord le critère bayésien. Ce critère consiste à associer un coût, supposé constant, pour chaque situation de décision. Une fonction appelée « risque moyen » qui dépend de ces coûts et des probabilités a priori des hypothèses est minimisée.

D'autres critères issus de la littérature ont été rappelés. Le critère de Neyman-Pearson consiste à produire la probabilité de détection la plus grande possible pour que la probabilité de fausse alarme ne dépasse pas une valeur donnée. Le critère MAP, cas particulier du critère de Bayes, se concentre sur la probabilité a posteriori de chaque hypothèse. Le critère du Minimax consiste tout d'abord à chercher une valeur de  $P_1$  pour laquelle le risque est maximal tout en fixant le seuil. Il suffit alors de minimiser ce risque maximal correspondant au pire cas.

Dans la section suivante, un critère de détection basé sur l'entropie de Shannon est proposé. Ses propriétés sont comparées à celles obtenues avec le critère de Bayes à travers un exemple académique.

## III. 3. Détection basée sur un critère entropique

### III. 3. 1. Introduction

L'approche bayésienne est une excellente solution au problème d'optimisation dans les applications pour lesquelles les coûts peuvent être déterminés. Cependant, la justification de ces coûts est très souvent délicate, voire impossible. Pour de tels systèmes, il pourrait être plus avantageux de se poser le problème de l'optimisation en s'intéressant à la quantité d'information portée par le système. Dans ce cas, un critère basé sur l'entropie pourrait être plus approprié.

Cette section est structurée de la façon suivante. Dans un premier temps, l'entropie de Shannon est présentée dans le cadre de la détection binaire. Une méthode efficace et temps réel basée sur la technique du gradient est ensuite développée. Finalement, les propriétés du critère entropique sont comparées à celles obtenues par le critère bayésien.

### III. 3. 2. Entropie conditionnelle de Shannon

Par définition, l'entropie est une mesure de l'incertitude d'une variable aléatoire. L'entropie  $h(y)$  de la variable  $y$  possédant l'ensemble des

modalités/valeurs  $M_y$  associées à une distribution de probabilité  $p(y)$ , est définie par :

$$h(y) = - \sum_{y \in M_y} p(y) \log p(y) \quad \text{ou} \quad h(y) = - \int_{M_y} p(y) \log p(y). dy \quad (3.33)$$

suivant que  $y$  est une variable discrète ou continue.

Communément, le logarithme est défini en base 2, permettant de mesurer l'entropie en bits.

De la même façon, l'entropie conditionnelle de Shannon peut être définie. Appliquée aux deux variables discrètes  $H$  ( $H_0$  ou  $H_1$ ) et  $u$  (0 ou 1), cette quantité est représentée par  $h(H/u)$ . Elle est définie comme suit :

$$h(H/u) = - \sum_{i,j \in \{0,1\}} P(u = i, H_j). \log P(H_j/u = i) \quad (3.34)$$

Cette quantité représente l'incertitude sur  $H$  connaissant la décision  $u$ . Dès lors, la minimisation de cette quantité peut être choisie comme critère d'optimisation.

Cette quantité peut être réécrite en fonction des probabilités  $P_D, P_F$  et  $P_0$  comme suit :

$$h(H/u) = - \sum_{i \in \{0,1\}} \left[ \alpha_i \log \frac{\alpha_i}{\alpha_i + \beta_i} + \beta_i \log \frac{\beta_i}{\alpha_i + \beta_i} \right] \quad (3.35)$$

Avec :

$$\begin{cases} \alpha_1 = P_0 P_F & \beta_1 = (1 - P_0) P_D \\ \alpha_0 = P_0 (1 - P_F) & \beta_0 = (1 - P_0) (1 - P_D) \end{cases} \quad (3.36)$$

En combinant les paramètres  $\alpha_i$  et  $\beta_j$  ( $i, j = 0, 1$ ) de la façon suivante :

$$\begin{cases} C_{00} = \log \frac{\alpha_0 + \beta_0}{\alpha_0} & C_{10} = \log \frac{\alpha_1 + \beta_1}{\alpha_1} \\ C_{01} = \log \frac{\alpha_0 + \beta_0}{\beta_0} & C_{11} = \log \frac{\alpha_1 + \beta_1}{\beta_1} \end{cases} \quad (3.37)$$

La règle de décision peut être exprimée sous la forme d'un rapport de vraisemblance :

$$\frac{P(u/H_1)}{P(u/H_0)} \underset{u=0}{\overset{u=1}{\geq}} \frac{P_0}{1 - P_0} \times \frac{C_{10} - C_{00}}{C_{01} - C_{11}} = Th^* \quad (3.38)$$

Minimiser  $h(H/u)$  consiste donc à minimiser un risque moyen dont les coûts ne sont plus constants, comme dans le cas bayésien, mais dépendants des probabilités *a posteriori*.

Afin de trouver la valeur optimale du seuil  $Th^*$ , une recherche exhaustive peut être proposée. Elle consiste à tester toutes les valeurs possibles du seuil  $Th$  pour ne retenir que celle qui minimise  $h(H/u)$ . Cette recherche exhaustive pourrait être utilisée si les limites minimale et maximale de  $Th$  sont connues à

partir d'un prétraitement des probabilités conditionnelles  $P(y/H_j)$  ( $j = 0,1$ ). Dans la plupart des cas, une technique basée sur le gradient est préférable [174].

### III. 3. 3. Méthode du gradient pour la recherche du seuil

A partir du critère de la minimisation de l'entropie conditionnelle, l'utilisation d'une technique basée sur la méthode du gradient est proposée afin de trouver le seuil optimal  $Th^*$ .

A partir des équations (3.35), (3.36) et (3.37), la dérivée de  $h(H/u)$  peut être calculée en fonction du seuil. Nous obtenons la relation suivante :

$$\frac{\partial h(H/u)}{\partial Th} = P_0(C_{10} - C_{00}) \frac{\partial P_F}{\partial Th} - (1 - P_0)(C_{01} - C_{11}) \frac{\partial P_D}{\partial Th} \quad (3.39)$$

Où  $Th$  est un seuil quelconque.

De plus, étant donnée la propriété :

$$\begin{aligned} f(Th) &= \alpha \log \frac{\alpha}{\alpha + \beta} + \beta \log \frac{\beta}{\alpha + \beta} \\ \Rightarrow \frac{\partial f(Th)}{\partial Th} &= \frac{\partial \alpha}{\partial Th} \log \frac{\alpha}{\alpha + \beta} + \frac{\partial \beta}{\partial Th} \log \frac{\beta}{\alpha + \beta} \end{aligned} \quad (3.40)$$

et la relation bien connue  $\frac{\partial P_D}{\partial P_F} = Th$  [174], l'équation suivante peut être définie :

$$\frac{\partial h(H/u)}{\partial Th} = \frac{\partial P_F}{\partial Th} \times [P_0(C_{10} - C_{00}) + Th(1 - P_0)(C_{11} - C_{01})] \quad (3.41)$$

Pour une probabilité  $P_0$  donnée (i.e. constante),  $\frac{\partial h(H/u)}{\partial Th}$  est une fonction croissante de  $Th$ . Elle est nulle pour  $Th^*$ . Ainsi,  $h(H/u)$  est une fonction décroissante de  $Th$  lorsque  $Th < Th^*$ . C'est une fonction croissante de  $Th$  dans le cas contraire.

De plus, connaissant le seuil de détection, les probabilités de détection et de fausse alarme peuvent être calculées. A partir de celles-ci et de la probabilité a priori  $P_0$ , un nouveau seuil peut être calculé. Notons  $Th^k$  l'estimation de la variable  $Th$  à l'étape  $k$  de l'algorithme ( $k \geq 1$ ).

De l'équation (3.41), on obtient :

$$\frac{\partial h(H/u)}{\partial Th^k} = \frac{\partial P_F}{\partial Th^k} \times [P_0(C_{10}^k - C_{00}^k) + Th^k(1 - P_0)(C_{11}^k - C_{01}^k)] \quad (3.42)$$

$Th^k$  peut être calculé à partir de l'équation suivante :

$$Th^k = \frac{P_0}{1 - P_0} \frac{C_{10}^{k-1} - C_{00}^{k-1}}{C_{11}^{k-1} - C_{01}^{k-1}} \quad (3.43)$$

Ce qui donne :

$$P_0(C_{10}^{k-1} - C_{00}^{k-1}) = Th^k(1 - P_0)(C_{11}^{k-1} - C_{01}^{k-1}) \quad (3.44)$$

Par conséquent :

$$\frac{\partial h(H/u)}{\partial Th^{k-1}} = \frac{\partial P_F}{\partial Th^{k-1}} (1 - P_0)(C_{11}^{k-1} - C_{01}^{k-1})(Th^k - Th^{k-1}) \quad (3.45)$$

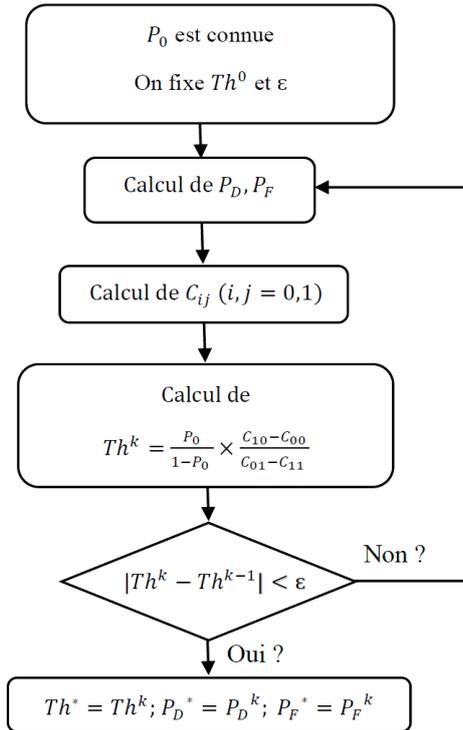
$$Th^k = Th^{k-1} + \frac{\partial h(H/u)}{\partial Th^{k-1}} \left[ \frac{\partial P_F}{\partial Th^{k-1}} (1 - P_0) (C_{11}^{k-1} - C_{01}^{k-1}) \right]^{-1} \quad (3.46)$$

Une équation de récurrence est donc obtenue :

$$Th^k = Th^{k-1} - \tau^{k-1} \frac{\partial h(H/u)}{\partial Th^{k-1}} \quad (3.47)$$

La condition d'arrêt de cet algorithme est  $|Th^k - Th^{k-1}| < \varepsilon$ , où  $\varepsilon$  est la précision du seuil définie par l'utilisateur.

En utilisant l'équation (3.47), et à partir de tout état initial du seuil  $Th^0$ , la technique basée sur la méthode du gradient converge vers une solution localement optimale. Cette technique est résumée par la figure 3.4.



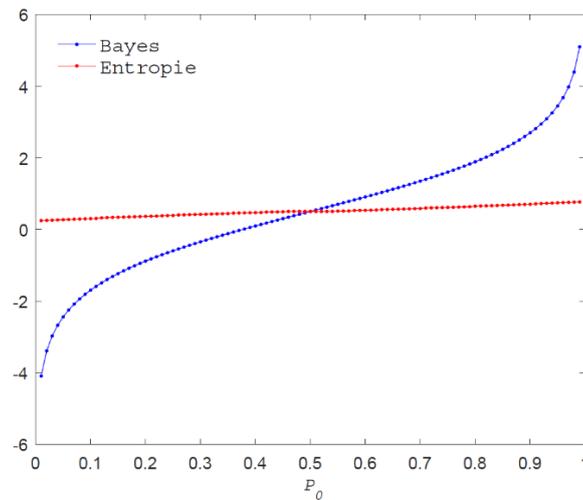
**Figure 3. 4 :** Algorithme du gradient appliqué à la recherche du seuil.

### III. 3. 4. Propriétés du critère entropique

Dans cette section, un exemple élémentaire est considéré. Il permet de mettre en évidence des propriétés intéressantes de l'optimisation entropique. Cet exemple consiste à optimiser un détecteur associé à un seul capteur pour lequel les densités de probabilités conditionnelles sont gaussiennes :  $P(y/H_i) = \mathcal{N}_i(i, 1), i = 0,1$ ; où  $y$  représente la valeur fournie par le capteur.

Comparons les résultats obtenus par le critère entropique avec ceux obtenus par le critère de Bayes. Dans le cas bayésien, les coûts sont couramment fixés comme suit :  $C_{00} = C_{11} = 0$  et  $C_{01} = C_{10} = 1$  (correspondant au critère Minimax).

La figure 3.5 représente les seuils obtenus du rapport de vraisemblance, sur la base du critère bayésien (en bleu) et du critère entropique (en rouge).

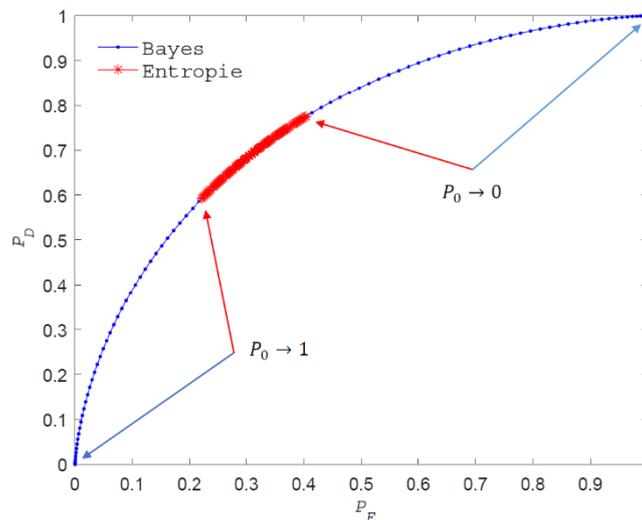


**Figure 3.5 :** Seuils du rapport de vraisemblance en fonction de  $P_0$ .

Remarquons que :

- Lorsque  $P_0 \rightarrow 0,5$  ; les seuils deviennent identiques.
- Lorsque  $P_0 \rightarrow 0$  ou  $1$ , les seuils divergent en utilisant le critère de Bayes ; ils restent quasi-constants en utilisant le critère entropique.

La figure 3.6 représente la courbe COR<sup>38</sup> définie par la probabilité de détection  $P_D$  en fonction de la probabilité de fausse alarme  $P_F$ . Plus la courbe se rapproche du point idéal ( $P_F = 0, P_D = 1$ ), plus la qualité du détecteur est élevée. Chaque point de la courbe correspond à une valeur unique du paramètre  $P_0$ .



**Figure 3.6 :** Courbes COR.

Remarquons que le critère entropique permet une concentration de l'ensemble des valeurs potentielles de  $P_F$  et de  $P_D$ , formées par le petit arc rouge : il s'agit dès lors d'un critère robuste par rapport à  $P_0$ . En particulier, lorsque  $P_0$  est proche de 0 ou de 1, la courbe COR reste proche du point idéal. Ce n'est pas le cas du critère bayésien. En effet, lorsqu'un événement rare survient

<sup>38</sup> Caractéristique Opérationnelle du Récepteur

(e.g. un capteur en erreur ;  $P_0$  tend alors vers 1), le critère de Bayes néglige cet événement. Le critère basé sur l'entropie prend en compte cet événement de façon significative, au détriment de la probabilité d'erreur de prédiction, minimisée, par définition, par le critère de Bayes (figure 3.7). Bien que dans le cas où  $P_0$  s'éloigne de 0,5, le critère entropique ne permet pas de minimiser la probabilité d'erreur ; les probabilités de détection et de fausse alarme constatées restent dans des limites acceptables.

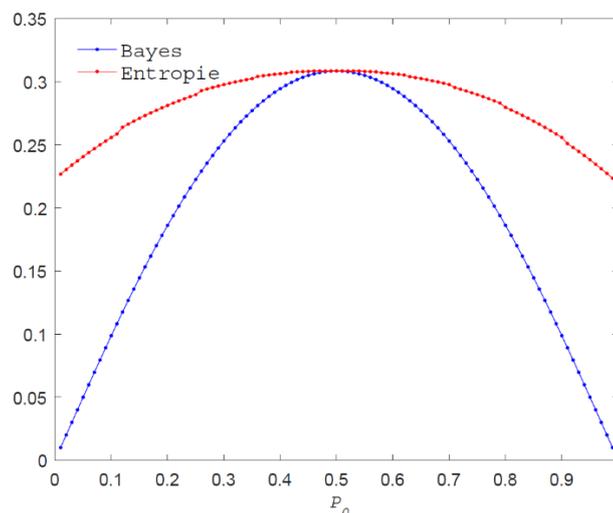


Figure 3. 7 : Probabilité d'erreur en fonction de  $P_0$ .

### III. 3. 5. Conclusion

Dans cette section, nous avons présenté un critère de détection basé sur la minimisation de l'entropie conditionnelle de Shannon. Afin d'éviter une recherche exhaustive du seuil, nous avons introduit une technique basée sur le gradient. Cette technique converge vers une solution localement optimale à partir de tout état initial du seuil. Enfin, les propriétés intéressantes du critère entropique ont été illustrées à travers un exemple académique.

Le critère entropique permet la diminution de la probabilité de fausse alarme et l'augmentation de la probabilité de détection, montrant ainsi une certaine robustesse par rapport à  $P_0$ . Le critère basé sur l'entropie prend en compte, de façon significative, les événements rares (i.e.  $P_0$  proche de 0 ou de 1) négligés par le critère bayésien.

Ce critère est développé par C. Desrousseaux et D. Pomorski [174]. Notre contribution consiste à l'intégrer dans le contexte des cartes de contrôle permettant la détermination d'un seuil adaptatif. La section suivante détaille le principe de ces cartes de contrôle, et l'application du critère entropique sur deux méthodes de détection bien connues.

## III. 4. Seuillage adaptatif dans le cadre des cartes de contrôle

### III. 4. 1. Introduction

L'objectif général du contrôle statistique des processus<sup>39</sup> est de détecter un changement dans la distribution d'une séquence de variables aléatoires avec le minimum de retard possible.

La détection de rupture (ou de changement) dans les signaux est, depuis les années 1920, un thème de discussions dans le domaine des statistiques mathématiques. Elle consiste à identifier les observations qui diffèrent de celles mesurées précédemment. L'idée la plus évidente pour détecter les ruptures dans les signaux est de fixer un seuil et de décider qu'il y a un changement si une certaine statistique (telle la moyenne ou la variance) dépasse ce seuil. La problématique principale est alors de choisir la statistique et la valeur du seuil. La première tentative rigoureuse pour répondre à cette question a été mise en place par Shewhart [101]. Les cartes de contrôle Cusum et EWMA sont communément utilisées pour détecter les changements de comportement d'un processus. Dans ce contexte, de nombreux travaux scientifiques ont été déployés pour élaborer des stratégies de détection de changement robustes et efficaces.

Il convient de noter qu'il est important de déterminer au plus juste le seuil utilisé dans les méthodes de détection de changement. Il contribue à l'évaluation des performances du système. En effet, en considérant un seuil trop bas, nous risquons de créer un grand nombre de fausses alarmes. Alors qu'un seuil trop élevé entraîne un délai de détection dans le meilleur des cas, et un ensemble de détections manquées dans le pire des cas. Dans ce cadre, plusieurs études ont proposé des stratégies permettant de déterminer un seuillage optimal afin d'améliorer les performances des méthodes de détection de rupture dans les signaux [118], [119], [124].

Dans cette étude, nous visons à améliorer la performance des méthodes de détection de rupture en surmontant la contrainte de l'utilisation d'un seuil fixe prédéterminé. Dans ce contexte, nous proposons de reformuler la stratégie de détection en utilisant le critère basé sur l'entropie présenté dans la section précédente. L'avantage de notre approche est la détermination d'un seuil adaptatif qui peut être utilisé par toute technique de détection de rupture basée sur le rapport de vraisemblance généralisé, comme les cartes de contrôle de type Cusum et EWMA.

Dans la suite de cette section, nous détaillons les techniques de détection de rupture couramment utilisées (Shewhart, Cusum et EWMA). Notre approche basée sur la minimisation de l'entropie conditionnelle, combinée à ces techniques de détection, est ensuite appliquée à un exemple issu de la

---

<sup>39</sup> "Statistical Process Control, SPC" in English

littérature. Les performances de détection sont finalement évaluées au travers les probabilités de détections manquées et de fausses alarmes.

### III. 4. 2. Cartes de Shewhart

Les cartes de contrôle de Shewhart [101], [102] sont des outils graphiques, utilisés pour surveiller le comportement d'un processus au cours du temps. Les raisons principales de leur popularité sont leur facilité de mise en œuvre sans formation statistique intensive et leur faible coût en temps et en ressources informatiques.

Le principe de fonctionnement de la carte de contrôle de Shewhart est résumé comme suit : une ligne centrale représente la statistique mesurée (moyenne, variance, etc.). Cette ligne correspond à l'état de contrôle. Deux autres lignes horizontales, appelées limite supérieure de contrôle<sup>40</sup> et limite inférieure de contrôle<sup>41</sup>, sont également tracées (figure 3.8). Les limites de contrôle sont habituellement choisies à  $\pm 3\sigma$  par rapport à la ligne centrale, où  $\sigma$  est l'écart-type estimé des observations.

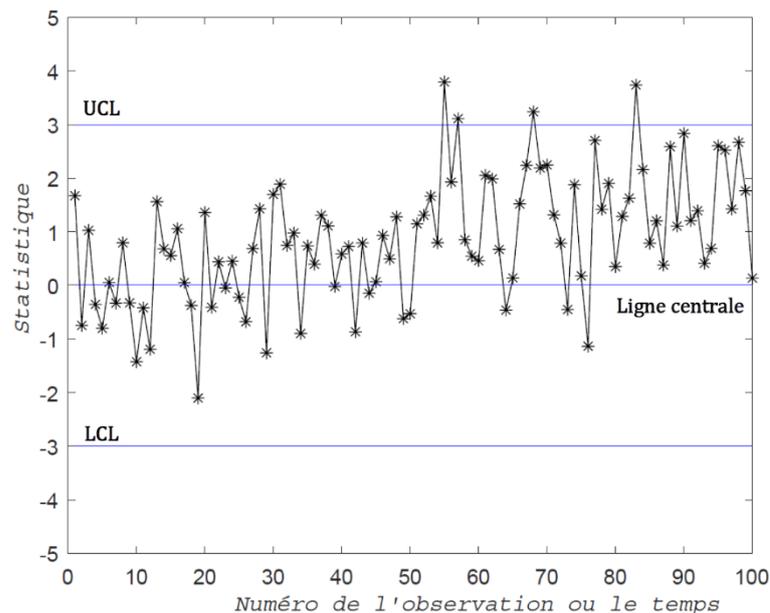


Figure 3. 8 : Principe de la carte de contrôle de Shewhart.

Il existe un lien évident entre les cartes de contrôle et les tests de discrimination d'hypothèses. Pour illustrer ce lien, supposons que l'axe vertical de la figure 3.8, correspondant à la statistique mesurée, soit la moyenne des observations. Alors, tant que les observations se situent à l'intérieur des limites de contrôle, le processus est supposé être sous contrôle : l'hypothèse  $H_0$  est considérée vraie. Cependant, une observation qui se situe en dehors des limites

<sup>40</sup> "Upper Control Limit, UCL" in English

<sup>41</sup> "Lower Control Limit, LCL" in English

de contrôle est interprétée comme une preuve que le processus est hors contrôle : l'hypothèse  $H_1$  est considérée vraie.

La carte de contrôle de Shewhart est très efficace lorsque l'amplitude du changement est de  $1,5 \times \sigma$  à  $2 \times \sigma$ , ou plus. Uniquement basée sur l'observation actuelle, elle ne prend pas en compte les données antérieures et perd son efficacité pour détecter les petites variations de comportement.

Les cartes de contrôle sont généralement divisées en deux catégories : les cartes sans mémoire<sup>42</sup> et les cartes de contrôle avec mémoire<sup>43</sup> [100]. Les cartes de type Shewhart font partie de la catégorie des cartes de contrôle sans mémoire : elles sont entièrement basées sur les informations actuelles. En revanche, les cartes de contrôle Cusum et EWMA entrent dans la catégorie des cartes de contrôle avec mémoire. Ces deux cartes de contrôle prennent en compte les informations passées et actuelle pour maintenir leurs statistiques de suivi. Cette caractéristique aide à réagir rapidement aux petites variations des paramètres du processus. Pour cette raison, les cartes de contrôle Cusum et EWMA sont utilisées dans ce qui suit.

### III. 4. 3. Carte de contrôle à somme cumulée (Cusum)

La carte de contrôle Cusum est généralement utilisée pour détecter de petits changements dans la moyenne d'un processus. Elle intègre directement toutes les informations dans la séquence d'observations en traçant les sommes cumulées des écarts des observations par rapport à une valeur cible prédéfinie.

Soit  $x_k$  la  $k^{\text{ème}}$  observation. Lorsque le processus est sous contrôle,  $x_k$  est issue d'une distribution normale avec une moyenne  $\mu_0$  et un écart-type  $\sigma$ . L'algorithme du Cusum fonctionne à travers deux statistiques  $C_k^+$  et  $C_k^-$ . Ces statistiques sont appelées respectivement sommes supérieure et inférieure. Elles sont calculées comme suit :

$$\begin{cases} C_k^+ = \max[0, x_k - (\mu_0 + K) + C_{k-1}^+] \\ C_k^- = \max[0, -x_k + (\mu_0 - K) + C_{k-1}^-] \end{cases} \quad (3.48)$$

Avec :

- $C_0^+ = C_0^- = 0$ .
- $K$  est généralement appelé « valeur de référence » ou « seuil de tolérance ». Il est souvent choisi à moitié entre la cible  $\mu_0$  et la moyenne  $\mu_1$  :

$$K = \frac{|\mu_1 - \mu_0|}{2} \quad (3.49)$$

La moyenne  $\mu_1$  est la valeur pour laquelle nous considérons que le processus est hors contrôle. La détection de rupture doit alors être effectuée le plus rapidement possible. Par conséquent,  $K$  dépend à la fois de la précision du capteur considéré et du changement que nous espérons détecter.

<sup>42</sup> "Memory-less control chart" in English

<sup>43</sup> "Memory-type control chart" in English

Le processus est considéré comme hors contrôle lorsque  $C_k^+$  ou  $C_k^-$  dépasse un seuil  $\pm Th$ . La valeur de ce seuil est souvent déterminée sans justification réelle, à l'exception d'une argumentation expérimentale. Une valeur typique de  $Th$  est généralement définie comme étant cinq fois l'écart-type  $\sigma$  du processus. Cependant, la valeur choisie conditionnera la performance obtenue par la carte de contrôle Cusum.

#### III. 4. 4. Carte de contrôle à moyenne mobile pondérée exponentiellement (EWMA)

Comme la carte de contrôle Cusum, la méthode EWMA est efficace pour détecter les petits changements dans la moyenne d'un processus. Les performances de ces deux cartes sont approximativement équivalentes.

La statistique EWMA est une moyenne pondérée exponentiellement de toutes les données précédentes, y compris les mesures les plus récentes.

La statistique est définie comme suit :

$$z_k = \lambda x_k + (1 - \lambda)z_{k-1} \quad (3.50)$$

Avec  $z_0 = \mu_0$ ,  $\lambda$  étant défini comme un facteur de pondération.

Les limites de contrôle supérieure et inférieure de l'algorithme EWMA sont définies comme suit :

$$\begin{cases} UCL_k = \mu_0 + L\sigma \sqrt{\frac{\lambda}{2 - \lambda} [1 - (1 - \lambda)^{2k}]} \\ LCL_k = \mu_0 - L\sigma \sqrt{\frac{\lambda}{2 - \lambda} [1 - (1 - \lambda)^{2k}]} \end{cases} \quad (3.51)$$

Où  $L$  est la largeur des limites de contrôle. Une valeur fixe de  $L$  est généralement définie ( $L = 3$ ).

Comme pour le Cusum, même si elles varient, les valeurs des limites sont souvent déterminées sans justification réelle. La valeur du paramètre  $L$  choisie conditionnera bien évidemment les performances obtenues par l'algorithme EWMA.

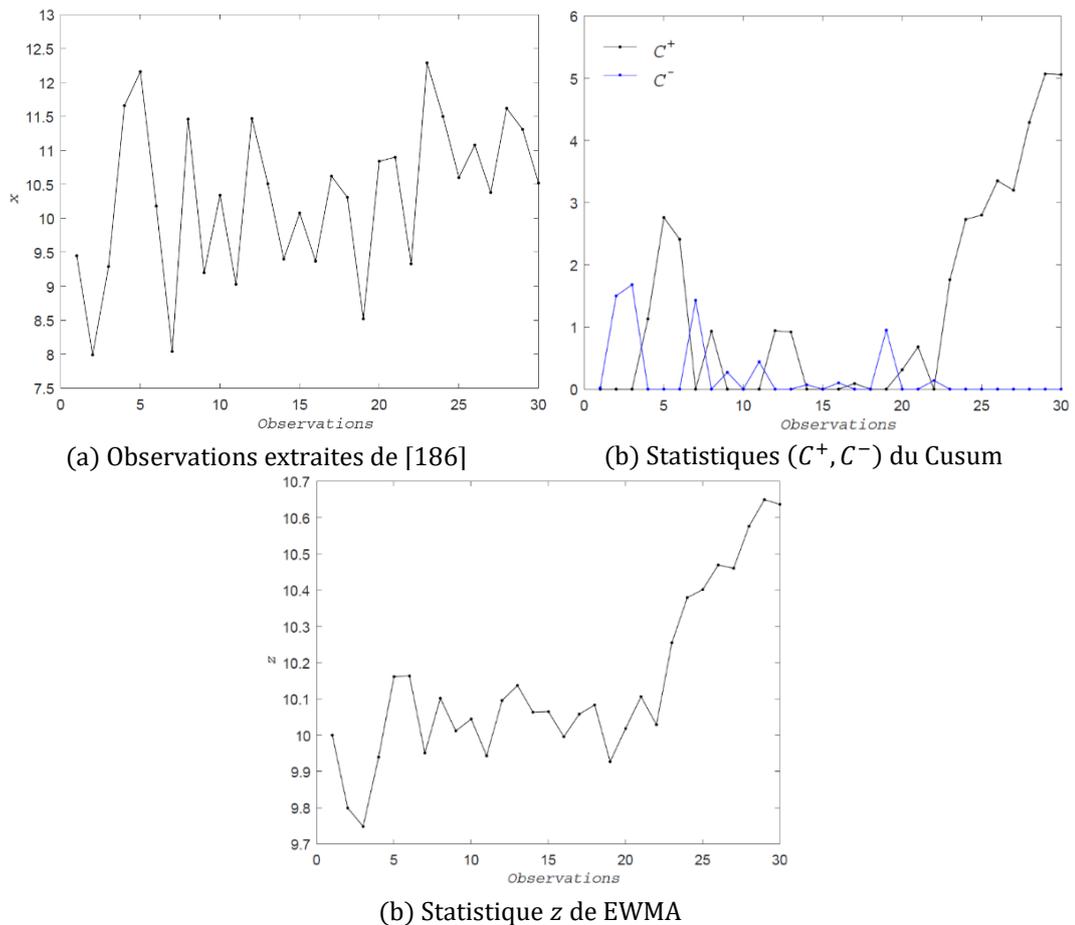
#### III. 4. 5. Seuillage adaptatif - Validation expérimentale

Comme mentionné ci-dessus, les algorithmes de détection Cusum et EWMA utilisent généralement des seuils fixes déterminés a priori. Ces valeurs de seuils influenceront les résultats de l'algorithme de détection. Nous proposons donc, à chaque étape de l'algorithme, d'apprendre automatiquement les seuils en utilisant le critère entropique décrit dans la section III.3. Dans ce qui suit, à l'aide d'un exemple issu de la littérature, nous comparons les résultats obtenus par les algorithmes Cusum/EWMA avec seuillage fixe aux résultats obtenus avec seuillage adaptatif.

Considérons les données de l'exemple de Douglas C. Montgomery [186], page 401. Cet exemple comprend 30 observations. Les 20 premières observations sont tirées au hasard à partir d'une distribution normale

$\mathcal{N}(10, 1)$ ; tandis que les 10 dernières sont tirées d'une autre distribution normale  $\mathcal{N}(11, 1)$ .

L'objectif est de détecter efficacement la rupture de modèle correspondant à une modification de la moyenne intervenant à la 20<sup>ème</sup> observation. La figure 3.9 présente les observations  $x$ , les sommes supérieure/inférieure de l'algorithme du Cusum ( $C^+, C^-$ ), ainsi que la statistique  $z$  de l'algorithme EWMA.

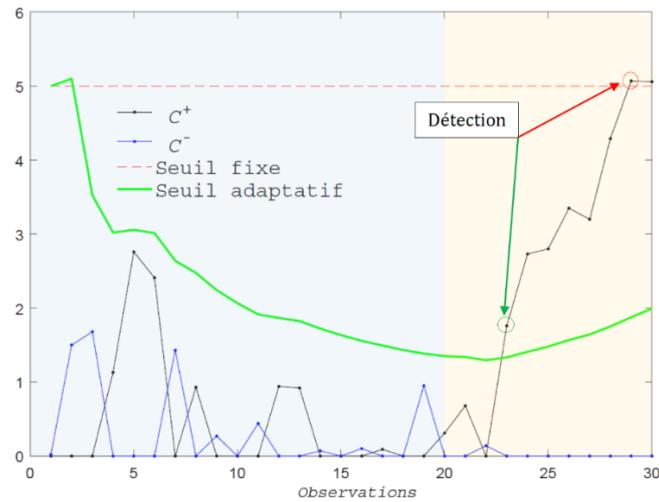


**Figure 3. 9 :** Observations et statistiques issues de [186].

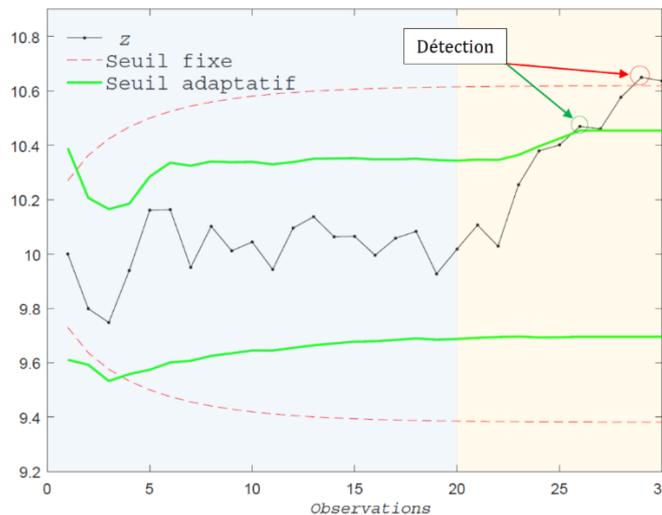
Les algorithmes du Cusum et de EWMA sont appliqués sur l'ensemble des données. Nous utilisons les seuils définis par D.C. Montgomery, puis le seuil adaptatif issu du critère entropique. La figure 3.10(a) présente les sommes supérieure/inférieure déterminées à partir de l'algorithme du Cusum (en noir/bleu) ; le seuil fixé à 5, comme utilisé par [186] (en rouge) ; et le seuil adaptatif calculé itérativement (en vert) en utilisant le critère entropique.

De même, la figure 3.10(b) montre la statistique  $z$  déterminée à partir de l'algorithme EWMA (en noir) ; les limites de contrôle supérieure et inférieure UCL/LCL avec une largeur constante ( $L = 2.7$ ) utilisée par [186] (en rouge) ; et le seuil adaptatif calculé itérativement (en vert) en utilisant le critère basé sur l'entropie.

La rupture de modèle est réalisée à la 20<sup>ème</sup> observation. En utilisant l'algorithme « classique » du Cusum ou EWMA, la rupture de modèle n'est détectée qu'à partir de la 29<sup>ème</sup> observation. En utilisant l'approche entropique, l'algorithme du Cusum détecte le changement de modèle à partir de la 23<sup>ème</sup> observation, c'est-à-dire deux instants après le changement. L'algorithme EWMA détecte la rupture de modèle à partir de la 26<sup>ème</sup> observation. Par conséquent, notre approche détecte le changement de modèle plus efficacement (i.e. plus rapidement) et sans connaissance préalable du seuil de détection.



(a) Application du Cusum



(b) Application de EWMA

**Figure 3. 10 :** Résultats du Cusum/EWMA avec seuillages fixe/adaptatif sur l'exemple considéré.

### III. 4. 6. Conclusion

Dans cette section, nous avons proposé l'utilisation d'un critère basé sur l'entropie de Shannon pour détecter une rupture de comportement dans une séquence numérique. Cette séquence numérique peut être une information délivrée par un capteur. Notre approche consiste à rechercher un seuil adaptatif qui peut être appliqué à toute méthode de détection de changement basée sur le rapport de vraisemblance généralisé.

Pour illustrer notre approche, nous avons combiné cette technique de seuillage adaptatif à deux méthodes de détection de rupture couramment utilisées : les cartes de contrôle Cusum et EWMA. L'approche est illustrée sur un exemple issu de la littérature scientifique. Par rapport à la méthode classique de seuillage (i.e. seuil fixe pour le Cusum et largeur fixe des limites de contrôle pour EWMA), les changements de comportement sont détectés plus efficacement, c'est-à-dire plus rapidement.

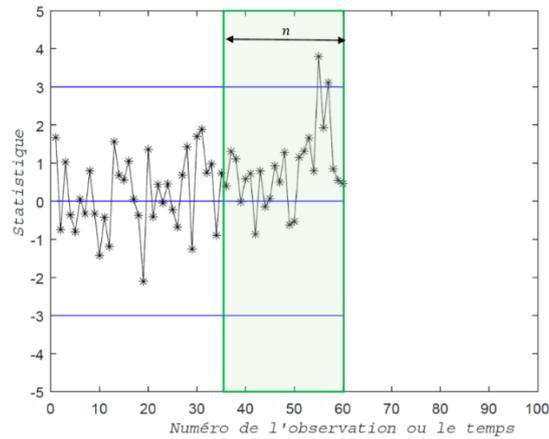
L'approche proposée montre par conséquent une certaine flexibilité en termes d'apprentissage puisqu'elle permet d'apprendre automatiquement, en temps réel, le seuil le plus approprié pour un problème donné. Toutefois, ce seuil prend en compte toutes les observations depuis le début de l'expérimentation. Nous proposons, dans la section suivante, d'améliorer la méthode en déterminant une fenêtre temporelle de traitement des observations.

### III. 5. Technique de fenêtrage temporel glissant

#### III. 5. 1. Introduction

Dans cette étude, le seuil de détection est appris automatiquement, à chaque étape de l'algorithme, en utilisant un critère basé sur l'entropie. Cependant, à chaque itération, le seuil adaptatif prend en considération toutes les observations précédentes. Le poids relatif des dernières observations devient par conséquent plus faible. De plus, le seuil risque d'être influencé de manière significative par les différentes ruptures antérieures. Afin de résoudre ce problème, nous proposons une amélioration de l'approche en utilisant une technique de fenêtrage. La méthode consiste à fixer une fenêtre fixe temporelle glissante de taille  $n$ . Cela signifie qu'à chaque itération, seules les  $n$  observations les plus récentes sont prises en compte dans l'analyse (figure 3.11).

La définition de la taille de cette fenêtre est très importante. En effet, une fenêtre trop petite implique une sensibilité élevée provoquant éventuellement de fausses alarmes. Inversement, si elle est trop grande, l'effet de cette technique sera négligé. De plus, le seuil adaptatif risque d'être influencé par les différentes ruptures successives. Nous proposons dès lors, dans cette section, deux méthodes différentes permettant de déterminer la taille de cette fenêtre temporelle glissante. La première méthode sera basée sur la valeur lissée, et la seconde, sur l'entropie minimale.



**Figure 3.11** : Principe de la technique de fenêtrage glissant.

### III. 5. 2. Méthode basée sur la valeur lissée

Cette première méthode est basée sur la minimisation de la somme des erreurs quadratiques<sup>44</sup> entre les observations  $x_k$  et la valeur lissée correspondante  $S_k$ .

Considérons le facteur de pondération  $\lambda$  qui détermine la profondeur de la mémoire de l'algorithme EWMA. Sa valeur est comprise entre 0 et 1. Bien que ce choix soit quelque peu arbitraire, il est généralement fixé entre 0,2 et 0,3. Lucas et Saccucci [115] donnent des tableaux aidant l'utilisateur à sélectionner le paramètre  $\lambda$ . Dans cette étude, nous cherchons à déterminer exactement la valeur optimale de ce paramètre. Pour cela, nous proposons d'appliquer la méthode de minimisation de la SSE entre  $x_k$  et la valeur lissée  $S_k$  [107], [119] définie à chaque étape  $k$  ( $k \geq 2$ ) :

$$S_k = \lambda x_{k-1} + (1 - \lambda)S_{k-1} \quad (3.52)$$

Avec :  $S_1 = x_1$ . C'est la formulation de base du lissage exponentiel [108], [119]. La somme des erreurs quadratique SSE est calculée comme suit :

$$SSE(\lambda) = \sum_{k=1}^{N_{OBS}} [S_k(\lambda) - x_k]^2 \quad (3.53)$$

Où  $N_{OBS}$  est le nombre total d'observations. Le lissage exponentiel peut être approximé par une moyenne mobile standard avec une taille de fenêtre  $n$  déterminée par [107], [119], [187] :

$$n = (2/\lambda) - 1 \quad (3.54)$$

La méthode est définie comme suit : pour chaque  $\lambda \in [0, 1]$ , le calcul de la valeur lissée est réalisé à partir de l'équation (3.52). Le calcul de la SSE est alors effectué par l'équation (3.53). La valeur optimale de  $\lambda^*$  est celle qui minimise la SSE. À partir de ce paramètre  $\lambda^*$  optimal, et en utilisant l'équation (3.54), la

<sup>44</sup> "Sum of the Squared Errors, SSE" in English

taille de fenêtre équivalente  $n$  est déterminée.

L'exemple du livre de D.C. Montgomery utilisé dans le paragraphe III.4.5 est de nouveau repris ici. Un exemple de calcul de la somme des erreurs quadratiques pour  $\lambda = 0,10$  est présenté dans le tableau suivant :

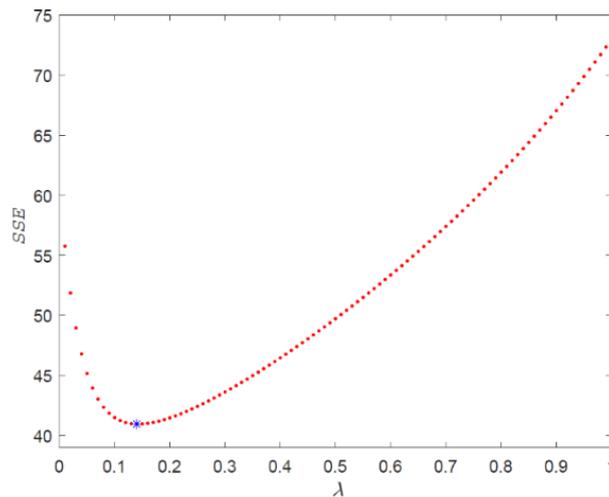
Observations	$x_k$	$S_k$	$(x_k - S_k)$	$(x_k - S_k)^2$	SSE ( $\lambda = 0,10$ )
1	9.45	9.45	0	0	0
2	7.99	9.45	-1.46	2.1316	2.1316
3	9.29	9.304	0.014	0.000196	2.1318
4	11.66	9.3026	2.3574	5.5573	7.6891
...	...	...	...	...	...
29	11.31	10.544	0.76565	0.58622	41.4731
30	10.52	10.621	-0.10092	0.010184	<b>41.4833</b>

**Tableau 3. 1 :** SSE pour  $\lambda = 0,10$ .

Cette méthode est effectuée pour plusieurs valeurs de  $\lambda$ . La valeur optimale est obtenue lorsque l'erreur quadratique cumulée est minimale. La figure 3.12 représente la SSE pour  $\lambda$  variant de 0,01 à 1 avec un pas de 0,01.

La valeur optimale de  $\lambda$  est  $\lambda^* = 0,14$ . Dans cet exemple pratique,  $n$  est égal à  $13,28 \approx 13$ . Le critère basé sur l'entropie est dès lors utilisable en ne tenant compte que des  $n$  dernières observations.

Cette méthode de recherche de fenêtre glissante peut être utilisée dans de nombreux domaines. Cependant, la détermination de la taille de la fenêtre passe par une étape d'apprentissage au cours de laquelle  $\lambda^*$  et la taille de la fenêtre temporelle sont déterminés. Une fois ces deux paramètres définis, l'approche proposée permet un traitement en ligne et en temps réel. Pour éviter cette étape d'apprentissage, une seconde méthode est proposée afin de déterminer en ligne la valeur de la taille de la fenêtre temporelle, ceci en temps réel.

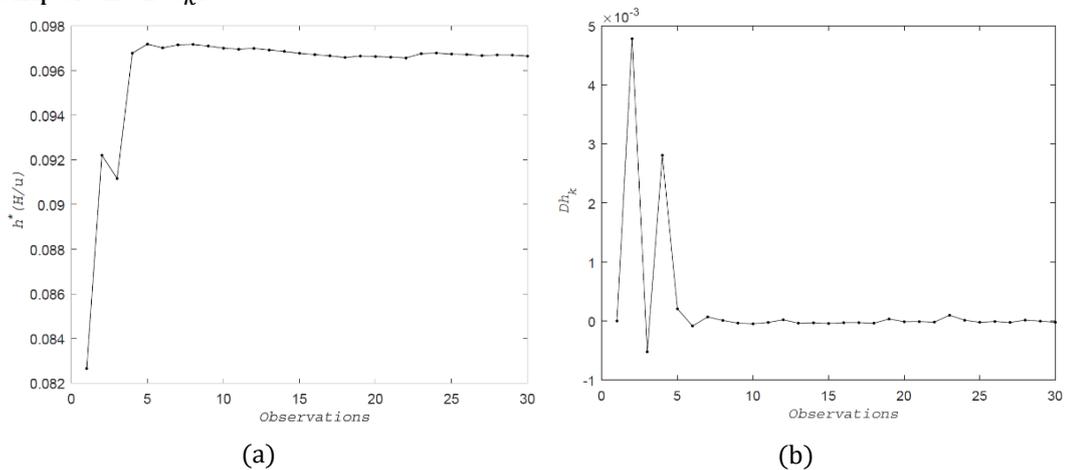


**Figure 3.12 :** SSE en fonction de  $\lambda$ .

### III. 5. 3. Méthode basée sur l'entropie conditionnelle minimale

La méthode proposée dans ce paragraphe repose sur l'entropie conditionnelle minimale de Shannon  $h^*(H/u)$  calculée à partir de l'équation (3.35). Afin d'en limiter la charge de calculs, le seuil peut être trouvé selon la méthode du gradient (cf. paragraphe III.3.3).

Afin d'illustrer la démarche, considérons l'exemple extrait du livre de D.C. Montgomery utilisé dans la section précédente. La figure 3.13 en montre l'entropie conditionnelle minimale de Shannon  $h^*(H/u)$ , et sa dérivée temporelle  $Dh_k$ .



**Figure 3.13 :** (a) Entropie conditionnelle minimale de Shannon  $h^*(H/u)$  en fonction du temps ; (b) Dérivée temporelle de  $h^*(H/u)$  en fonction du temps.

Remarquons que la quantité  $h^*(H/u)$  augmente rapidement lors des premières observations. Après quelques échantillons, cette quantité devient stable. La dérivée temporelle de  $h^*(H/u)$  est alors proche de 0. L'entropie étant une mesure informationnelle, la taille de fenêtre optimale (au sens

informationnel du terme) est obtenue dès lors qu'une information supplémentaire n'entraîne plus d'évolution de  $h^*(H/u)$ .

Il nous faut donc définir un critère de stabilisation de la quantité  $h^*(H/u)$ , ou, ce qui revient au même, définir un critère permettant de caractériser le fait que sa dérivée soit nulle. Or, la dérivée numérique est très instable lors des premières observations. La méthode suivante est donc proposée :

La dérivée temporelle de  $h^*(H/u)$  est calculée selon l'équation (3.55) à chaque instant, en utilisant la valeur optimale du seuil et les valeurs correspondantes des probabilités de détection et de fausses alarmes. Une violation se produit lorsque la valeur absolue de cette dérivée à l'instant  $k$  est inférieure à une valeur de précision prédéfinie (équation (3.56)).

$$Dh_k = \frac{h^*(H/u)_k - h^*(H/u)_{k-1}}{2} \quad (3.55)$$

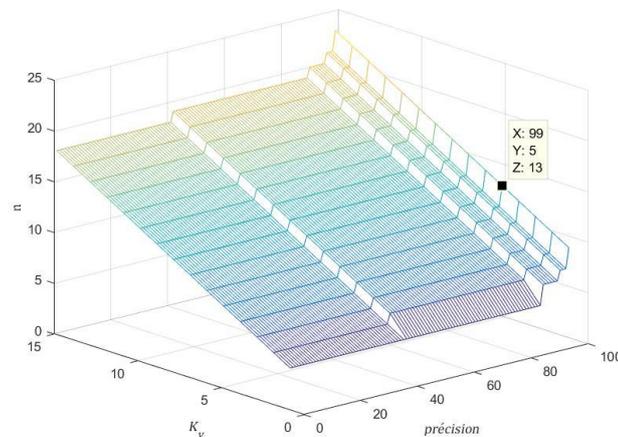
$$|Dh_k| < \left(1 - \frac{\text{precision}}{100}\right) \times Dh_1 \quad (3.56)$$

Une modification simple pouvant améliorer les performances peut être proposée. Elle consiste à fixer la valeur de la taille de la fenêtre temporelle après un certain nombre de violations consécutifs, déterminé par le paramètre  $K_v$ . Dans ce cas, la taille de la fenêtre est déterminée lorsque :

$$\sum_{i=1}^k 1_{\{|Dh_i| < (1 - \frac{\text{precision}}{100}) \times Dh_1\}} > K_v \quad (3.57)$$

La figure 3.14 présente la taille optimale de la fenêtre glissante obtenue à partir de la méthode entropique en fonction de la précision (variant de 0 à 99) et de  $K_v$  (variant de 1 à 15). La valeur de la taille de la fenêtre temporelle est égale à 13 si nous fixons  $kv = 5$  et  $\text{precision} = 99$  (figure 3.14).

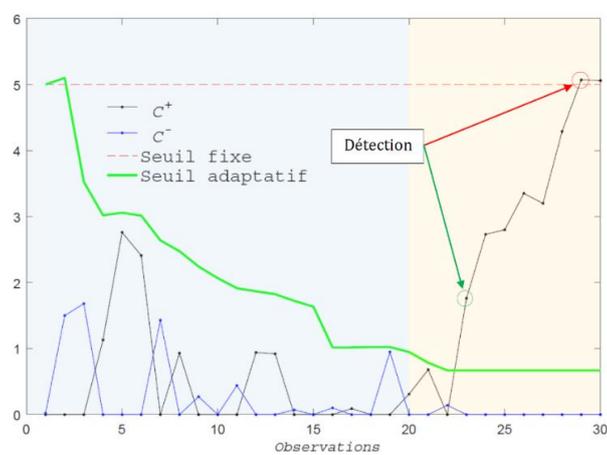
La taille de la fenêtre optimale (au sens informationnel) est une fonction croissante de la précision et de  $K_v$ . Il semble difficile d'argumenter sur le choix de ces paramètres, le nombre d'observations étant très faible.



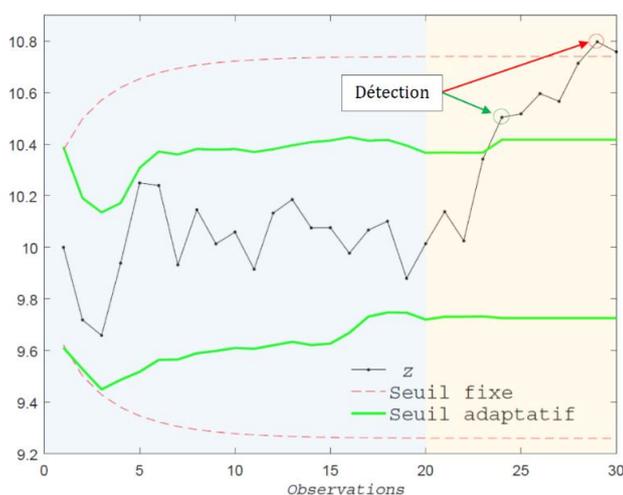
**Figure 3.14 :** Taille optimale de la fenêtre glissante obtenue à partir de la méthode entropique en fonction de la précision et de  $K_v$ .

Bien que nous ne puissions pas justifier les valeurs de  $kv$  et de la *précision*, la figure 3.13(b) montre une stabilité de la dérivée à partir d'une dizaine d'observations. Nous pouvons ainsi obtenir une valeur approximative de la taille de la fenêtre temporelle, dès lors utilisable en ligne et en temps réel.

La figure 3.15(a) montre les sommes cumulées supérieure/inférieure déterminées à partir de l'algorithme du Cusum (en noir/bleu), le seuil fixe utilisé par D.C. Montgomery (en rouge), et le seuil obtenu en utilisant le critère entropique avec une fenêtre temporelle de taille  $n = 13$  (en vert). De même, la figure 3.15(b) montre la statistique  $z_k$  déterminée à partir de l'algorithme EWMA (en noir), le seuil utilisé par D.C. Montgomery (en rouge), et le seuil obtenu en utilisant le critère entropique avec la fenêtre temporelle de taille  $n = 13$  (en vert).



(a) Résultats obtenus par la méthode du Cusum



(b) Résultats obtenus par la méthode EWMA

**Figure 3. 15 :** Résultats obtenus par le Cusum/EWMA avec un seuil adaptatif utilisant une fenêtre temporelle glissante de taille 13.

Rappelons que l'utilisation du Cusum/EWMA classique (i.e. sans seuillage adaptatif), permet la détection de changement de modèle à partir de la 29<sup>ème</sup>

observation. Avec le seuillage adaptatif sans fenêtrage, le changement de modèle est détecté à partir de la 23<sup>ème</sup> observation par Cusum et à partir de la 26<sup>ème</sup> observation par EWMA.

Finalement, en prenant en compte une fenêtre de taille  $n = 13$ , l'algorithme du Cusum détecte le changement de modèle à partir de la 23<sup>ème</sup> observation. Ce résultat est identique à celui obtenu sans fenêtrage. Par contre, l'algorithme EWMA avec fenêtrage détecte le changement de modèle à partir de la 24<sup>ème</sup> observation, soit 2 observations avant comparativement à la même méthode sans fenêtrage.

En conclusion, cette approche entropique ne nécessite aucune connaissance préalable du seuil de détection. Sur l'exemple académique traité, l'approche avec fenêtrage permet une détection beaucoup plus rapide du changement de modèle que la méthode classique : seulement 2 observations après le changement pour la méthode du Cusum et 3 pour la méthode EWMA.

#### III. 5. 4. Conclusion

Dans cette section, une technique basée sur une méthode de fenêtrage temporel glissant a été proposée. Cette technique permet l'amélioration des performances de l'approche de détection proposée dans les sections précédentes. A chaque itération de l'algorithme, la technique consiste à ne prendre en compte que les  $n$  observations les plus récentes.

Deux méthodes ont été proposées permettant de déterminer la valeur de la taille de la fenêtre temporelle. La première méthode est basée sur la minimisation de la somme des erreurs quadratiques entre les observations et les valeurs lissées correspondantes. Cependant, cette méthode ne peut pas fonctionner en ligne, une étape d'apprentissage étant nécessaire. Une seconde méthode basée sur l'utilisation de l'entropie conditionnelle minimale de Shannon est alors proposée, donnant des résultats similaires à la première, permettant de surcroit un fonctionnement en ligne. Cette démarche a été validée sur un exemple académique issu de la littérature, pourtant, le faible nombre de données de cet exemple ne permet pas de conclure sur la robustesse de la méthode, testée dans le chapitre suivant sur des données réelles issues d'une plateforme de robotique mobile.

### III. 6. Conclusion du chapitre III

Dans ce chapitre, après un bref rappel de la problématique de la détection et des principaux critères de détection utilisés, nous avons présenté un critère statistique basé sur l'entropie de Shannon. Ce critère est proposé et analysé par D. Pomorski et C. Desrousseaux [174].

Notre contribution consiste à mettre en œuvre ce critère entropique à travers les techniques de détection de changement basées sur le rapport de vraisemblance généralisé, comme les cartes de contrôle Cusum et EWMA. Notre

approche basée sur l'entropie, combinée à ces techniques de détection, permet un seuillage adaptatif plus approprié que le seuillage fixe couramment utilisé. Afin d'illustrer l'efficacité de l'approche proposée, un exemple issu de la littérature a été traité. Les résultats montrent une détection de changement de modèle beaucoup plus efficace (i.e. plus rapide) et sans connaissance préalable du seuil de détection. De plus, une technique de fenêtrage temporel glissant a également été proposée. Cette technique améliore les performances de l'approche précédente, tout en permettant son exploitation en ligne.

Dans le chapitre suivant, cette approche de détection de rupture sera mise en œuvre sur toutes mesures issues des capteurs embarqués sur robots mobiles. Seules les mesures valides (i.e. respectant l'hypothèse  $H_0$  correspondant au fonctionnement normal) participeront aux algorithmes de fusion et d'estimation abordés au chapitre II. Notre objectif final sera d'assurer une navigation autonome sûre, précise et tolérante aux défaillances des capteurs.

# Chapitre IV.

## Fusion tolérante aux défauts pour la localisation d'un système de robots mobiles collaboratifs

***Résumé :** L'objectif de ce chapitre est l'application des approches théoriques présentées aux chapitres précédents. Nous proposons de traiter de la localisation d'un système de robots mobiles collaboratifs visant à assurer une navigation autonome sûre, précise et tolérante aux défauts. Dans ce contexte, une plateforme de robots mobiles équipés d'un ensemble de capteurs de positionnement est présentée. Un modèle d'évolution est ensuite détaillé, permettant de décrire le comportement dynamique de chaque robot. La pose est estimée par le biais d'un filtre de Kalman étendu et l'algorithme d'intersection des covariances (cf. chapitre II). Une phase de diagnostic des capteurs est intégrée à ce processus d'estimation via les outils informationnels (cf. chapitre III), mettant ainsi en œuvre une méthodologie de fusion et d'estimation tolérante aux défauts des capteurs.*

### Plan du chapitre

---

<b>IV. 1.</b>	<b>Introduction.....</b>	<b>99</b>
<b>IV. 2.</b>	<b>Description de la plateforme.....</b>	<b>99</b>
IV. 2. 1.	Introduction .....	99
IV. 2. 2.	Robots mobiles différentiels.....	100
IV. 2. 3.	ROS : Système d'exploitation pour la robotique .....	102
IV. 2. 4.	Capteurs proprioceptifs.....	104
IV. 2. 5.	Capteurs extéroceptifs.....	104
IV. 2. 5. 1.	Télémètre Laser RPLIDAR™.....	104
IV. 2. 5. 2.	Système de navigation indoor Marvelmind™.....	105
IV. 2. 5. 3.	Capteur de profondeur Kinect™.....	106
IV. 2. 6.	Description de la plateforme utilisée.....	106
IV. 2. 7.	Conclusion.....	108
<b>IV. 3.</b>	<b>Modélisation odométrique .....</b>	<b>108</b>

<b>IV. 4.</b>	<b>Filtre de Kalman étendu et algorithme d'intersection des covariances.....</b>	<b>109</b>
<b>IV. 5.</b>	<b>Architectures de fusion de données et répartition des charges de calculs.....</b>	<b>112</b>
<b>IV. 6.</b>	<b>Méthodologie de fusion tolérante aux défauts .....</b>	<b>115</b>
<i>IV. 6. 1.</i>	<i>Introduction .....</i>	<i>115</i>
<i>IV. 6. 2.</i>	<i>Génération des résidus.....</i>	<i>116</i>
<i>IV. 6. 3.</i>	<i>Résultats expérimentaux.....</i>	<i>118</i>
<i>IV. 6. 4.</i>	<i>Conclusion.....</i>	<i>129</i>
<b>IV. 7.</b>	<b>Conclusion du chapitre IV .....</b>	<b>130</b>

---

## IV. 1. Introduction

Ce chapitre vise à valider les approches théoriques proposées aux deux chapitres précédents, sur des données réelles issues d'une plateforme expérimentale constituée de deux robots mobiles collaboratifs. L'objectif est l'estimation, en ligne et en temps réel, de l'état de chaque robot mobile, à partir d'un modèle d'évolution odométrique et d'un ensemble de capteurs embarqués, délivrant des mesures intra-systèmes ou inter-systèmes (cf. paragraphe II.3.2).

Quatre points principaux sont pris en considération dans ce chapitre :

- La capacité des robots à se localiser, en ligne et en temps réel, en présence d'incertitudes sur le modèle d'évolution d'une part, et sur les informations issues des capteurs de position d'autre part.
- La recherche de la meilleure architecture de fusion et d'estimation, en termes de performances, de temps de calculs et d'évolutivité.
- La répartition de la charge de calculs et le dimensionnement de la bande passante du réseau de communication, fonction de l'architecture considérée.
- Les informations provenant des capteurs peuvent être perturbées à tout moment (champ magnétique intense, perte de données, déviation, etc.). Il est nécessaire de les détecter aussi efficacement que possible, et d'isoler les capteurs défectueux afin de les exclure de l'algorithme d'estimation.

Ce chapitre est organisé de la façon suivante. La section 2 décrit la plateforme utilisée : robots, capteurs embarqués et système d'exploitation. Dans la section 3, le modèle d'évolution odométrique utilisé sur chaque robot mobile est formulé. Les sections 4 et 5 proposent l'application des algorithmes d'estimation de l'état sur les architectures de fusion du chapitre II. Une méthodologie de fusion tolérante aux défauts des capteurs, basée sur les approches théoriques développées au chapitre III, est proposée dans la section 6. Nous développons ainsi une approche de fusion et d'estimation tolérants aux défauts capteurs (chapitres II, III) validée sur données réelles (chapitre IV).

## IV. 2. Description de la plateforme

### IV. 2. 1. Introduction

Après avoir présenté les robots mobiles différentiels utilisés, nous décrivons brièvement le système d'exploitation ROS pour la robotique<sup>45</sup>. Les différents capteurs proprioceptifs et extéroceptifs, embarqués sur les robots, sont ensuite présentés. Pour terminer, la plateforme expérimentale utilisée dans ce travail est décrite.

---

<sup>45</sup> "Robot Operating System, ROS" in English

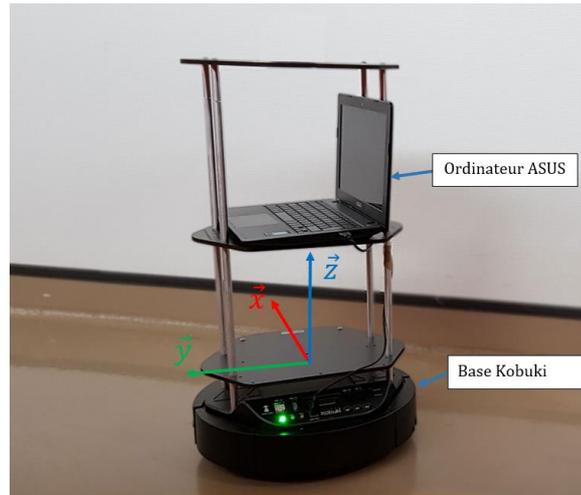
#### IV. 2. 2. Robots mobiles différentiels

Le terme robot, défini en 1920 [188], désigne actuellement un dispositif automatique capable de manipuler des objets ou d'exécuter des tâches selon un programme fixe, modifiable ou adaptable. Les robots existent sous différentes formes et jouent actuellement un rôle important dans beaucoup de domaines. Citons quelques exemples d'applications : - domestique [189], - industrielle [190], - médicale [191], - transport [192], - militaire [193], etc. Dans cette étude, nous nous intéressons aux robots mobiles à roues. Ces robots ont une construction mécanique relativement simple et bénéficient d'une bonne contrôlabilité.

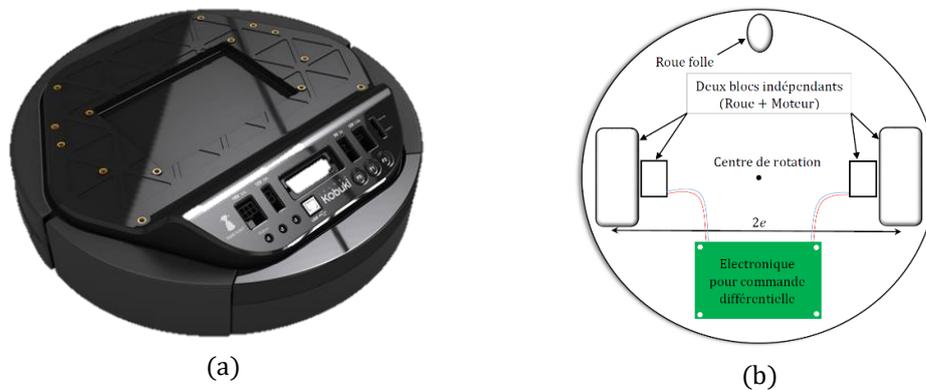
La plateforme utilisée dans ce travail est basée sur la deuxième version du robot mobile de type TurtleBot™. Ce robot a été conçu en 2010 et mis en vente en 2011 comme une plateforme minimaliste pour l'enseignement et le prototypage de la robotique mobile [194]. En 2012, la deuxième version (i.e. TurtleBot 2) a été développée par la société coréenne « Yujin Robot » sur la base du robot de recherche « iClebo Kobuki » (figure 4.1). Celui-ci est constitué d'une petite base mobile, nommée « Kobuki », munie d'une batterie interne, de régulateurs de puissance et de contacts de charge (figure 4.2(a)). Au sommet de cette base se trouve une pile de plateaux permettant de placer un ordinateur portable (un notebook ou une carte électronique) et de disposer d'un grand espace ouvert pour le prototypage. Une description plus poussée est disponible à l'adresse suivante : <http://turtlebot.com>.

Le robot TurtleBot 2 est de type unicycle, c'est-à-dire qu'il est actionné par deux roues motrices contrôlées indépendamment. Il possède également une roue folle pour assurer sa stabilité. Son centre de rotation est situé sur l'axe reliant les deux roues motrices (figure 4.2(b)).

En 2017, une nouvelle version (i.e. TurtleBot 3) a été développée avec de nouvelles fonctionnalités (figure 4.3). Cependant, nous avons choisi d'utiliser la version 2 – le robot TurtleBot 3, avec sa très petite structure, n'ayant pas la capacité de supporter les capteurs embarqués lors de nos expérimentations.



**Figure 4. 1 :** Robot TurtleBot 2.



**Figure 4. 2 :** Base Kobuki.

Le robot TurtleBot 2 est non-holonyme : il est impossible de le déplacer dans une direction perpendiculaire aux roues motrices. Les roues sont non directrices, les rotations étant réalisées par l'application d'un différentiel de vitesses sur celles-ci.



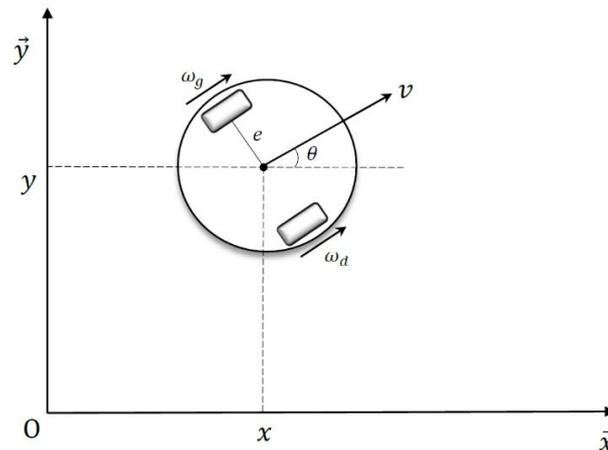
**Figure 4. 3 :** Robot TurtleBot 3.

La commande du robot mobile TurtleBot 2 est très simple. En effet, il est facile de le déplacer d'un point à un autre par une série de commandes en vitesse linéaire  $v$  et en vitesse angulaire  $\omega$ . Ces vitesses sont liées aux vitesses de rotation des roues droite et gauche, notées respectivement  $\omega_d$  et  $\omega_g$ , par les équations suivantes (figure 4.4):

$$v = \frac{r(\omega_d + \omega_g)}{2} \quad (4.1)$$

$$\omega = \frac{r(\omega_d - \omega_g)}{2e} \quad (4.2)$$

Avec  $2e$ , l'entraxe des roues et  $r$ , le rayon des roues.



**Figure 4. 4 :** Robot à conduite différentielle.

L'ordinateur portable placé sur le robot TurtleBot 2 (figure 4.1) est un ordinateur léger de type Asus™. Sa principale fonction est de contrôler le moteur de chacune des roues et de récupérer les données des capteurs en utilisant le système d'exploitation pour la robotique ROS. Cet ordinateur constitue l'interface entre le robot TurtleBot et l'utilisateur. Il communique avec une station de travail munie du système Matlab™ *via* une communication Wi-Fi. Dans la suite, nous présentons brièvement les principaux concepts du système ROS, ainsi que les différents capteurs embarqués sur les robots.

#### IV. 2. 3. ROS : Système d'exploitation pour la robotique

De façon générale, les robots se composent de nombreux éléments fonctionnels. Leur étude nécessite de multiples compétences dans divers domaines. Au-delà de la mise en œuvre et de l'utilisation des robots, une plateforme de collaboration et de développement technique est essentielle. Nous avons choisi le système d'exploitation pour la robotique ROS, open source, facilitant la programmation de nos algorithmes implémentés sur une station de travail centrale, ainsi que sur les ordinateurs embarqués sur les robots.

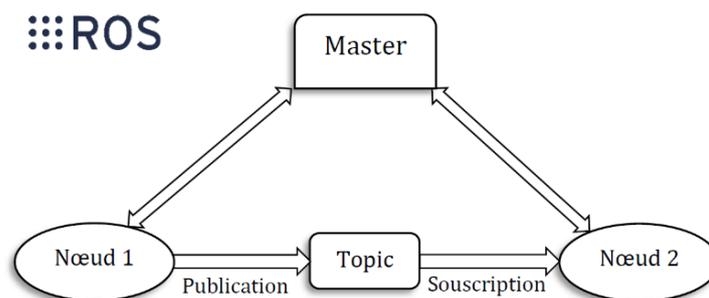
L'entreprise américaine de robotique « Willow Garage » a lancé le développement de ROS en novembre 2007. Ce système utilise une stratégie spécifique pour la communication interprocessus ou inter-robots [195]. ROS met à disposition un environnement de développement pour divers langages de programmation (C/C++, Python, Java, Matlab). Il fournit également différents outils pour le développement de logiciels. De plus, l'utilisation de

ROS n'exige pas de redévelopper les programmes existants – il permet de transformer facilement un système non ROS en un système ROS en insérant simplement quelques codes standardisés.

Afin de clarifier le mode de fonctionnement de ROS, nous présentons et analysons certains concepts communément utilisés :

1. Le nœud<sup>46</sup> est un processus dont le rôle est la réalisation des tâches spécifiques. Les nœuds communiquent entre eux via des topics ou des services en échangeant des messages standardisés. Les nœuds partagent une base de données commune afin de stocker des informations pertinentes. Cette base de données est appelée « parameter server ».
2. Le thème<sup>47</sup> peut être considéré comme un canal de communication entre les différents nœuds, par l'intermédiaire duquel chaque nœud peut publier/souscrire<sup>48</sup>. Le nœud « subscriber » reçoit l'information du nœud « publisher » correspondant au nom du topic enregistré dans le « master ». Les nœuds peuvent également fournir un service.
3. Le maître<sup>49</sup> est le centre de gestion des nœuds. Il relie tous les nœuds entre eux et leur permet d'interagir et d'échanger des messages *via* les topics ou les services.

Afin de donner une représentation visuelle, les processus ROS peuvent être schématisés comme des nœuds dans une topologie de graphe, reliés par des arêtes représentant les topics. Chaque nœud peut échanger des messages à travers ces topics. Il peut ainsi être client d'un service (i.e. faire des appels de service à d'autres nœuds), ou serveur pour d'autres services (i.e. fournir un service à d'autres nœuds), ou encore définir ou récupérer des données partagées à partir du « parameter server ». La figure 4.5 illustre ce fonctionnement.



**Figure 4. 5 :** Concept de fonctionnement de ROS.

Pour une documentation plus détaillée, le lecteur est invité à consulter la référence [196].

---

<sup>46</sup> “Node” in English

<sup>47</sup> “Topic” in English

<sup>48</sup> “Publish/Subscribe” in English

<sup>49</sup> “Master” in English

Dans le cadre de cette étude, une bibliothèque Matlab dénommée « ROS toolbox » est utilisée pour l'implémentation des algorithmes. Cette bibliothèque permet de s'identifier sur le réseau et de communiquer sur les topics directement à partir de Matlab. Elle contient un ensemble de fonctionnalités permettant l'échange de messages entre la station de travail centrale et l'ordinateur Asus (fonctionnant sous ROS) embarqué sur chaque robot Turtlebot 2. Cette communication entre station de travail et ordinateurs embarqués est réalisée via le réseau Wi-Fi par un mécanisme maître-esclave. Toutefois, la gestion de la partie physique est directement programmée en C++ sur les ordinateurs embarqués. A titre d'exemples, citons les fonctions relatives à la mise en œuvre des différents composants des robots, la gestion de nouveaux capteurs et certaines fonctionnalités de nos algorithmes.

La plateforme et le système d'exploitation ROS ayant été exposés globalement, les paragraphes suivant s'attachent à présenter les capteurs embarqués.

#### IV. 2. 4. Capteurs proprioceptifs

La base Kobuki de chaque robot est équipée des capteurs suivants :

- Un encodeur sur chaque roue. Il donne la rotation élémentaire de la roue et évalue ainsi sa distance parcourue. Ces encodeurs sont caractérisés par 11,7 ticks/mm. Un calcul peut être effectué afin d'estimer la position et l'orientation du robot par rapport à son point de départ. Le message est publié par défaut dans un topic spécifique à une fréquence de 50 Hz.
- Un gyroscope électronique (3 axes calibrés en usine). Il permet la détermination l'orientation du robot. La fréquence des données fournies par le gyroscope est de 100 Hz.

#### IV. 2. 5. Capteurs extéroceptifs

Afin d'améliorer l'estimation de la pose, les mesures provenant de capteurs proprioceptifs (i.e. encodeurs, gyroscope) peuvent être fusionnées avec d'autres mesures fournies par des capteurs extéroceptifs embarqués sur le robot. Nous avons fait le choix de l'utilisation d'un télémètre laser, d'un système de navigation indoor et d'une caméra.

##### *IV. 2. 5. 1. Télémètre Laser RPLIDAR™*

Dans ce travail, un télémètre laser de type RPLIDAR de la société « Slamtec » est utilisé (figure 4.6). C'est un scanner laser à faible coût qui effectue un balayage 2D à 360 degrés via l'utilisation d'une tête rotative, à une portée maximale de 6 mètres. La vitesse de rotation de ce télémètre est de 5,5 à 10Hz, avec une fréquence d'échantillonnage de 2000Hz. Compatible ROS, le télémètre laser RPLIDAR permet de générer un nuage de points du plan horizontal, correspondant aux différents angles de scrutation.



**Figure 4. 6 :** Télémètre laser RPLIDAR.

Le télémètre laser permet de fournir la position du robot sur lequel il est embarqué, en faisant correspondre deux mesures consécutives de balayage laser. L'estimation de sa pose est effectuée à l'aide d'une technique d'alignement des nuages de points reposant sur l'algorithme ICP<sup>50</sup> [197]. Cet algorithme compare, à chaque instant, les deux nuages de points consécutifs et donne comme résultats des matrices de translation et de rotation. Ces deux matrices sont utilisées par le modèle cinématique du robot mobile différentiel afin d'en déduire la nouvelle mesure de pose du robot.

Cette technique est robuste, même si elle accumule les erreurs au fur-et-à mesure du déplacement du robot [131]. Il est toutefois à remarquer que cette technique donne des résultats moins fiables lorsque des éléments proches se déplacent dans le champ du télémètre laser. Lors de nos expérimentations, l'environnement immédiat du robot est supposé contenir un nombre faible d'éléments mobiles.

#### *IV. 2. 5. 2. Système de navigation indoor Marvelmind™*

Le système de navigation indoor « Marvelmind » (encore appelé GPS indoor – figure 4.7) est un système fournissant des données de localisation avec une précision de  $\pm 2$  cm. Ce système est constitué de trois éléments essentiels communiquant via une interface radio. Les principales caractéristiques de ces éléments sont résumées ci-dessous :

1. Des balises fixes, apposées au mur ou au plafond. La distance entre balises voisines doit être inférieure à 30 mètres.
2. Une balise mobile, installée sur chacun des robots et interagissant avec lui via l'un des ports USB de l'ordinateur embarqué. Ces balises utilisent une unité de mesure inertielle IMU<sup>51</sup> et ont la même forme que les balises fixes.
3. Un modem représentant le contrôleur central du système. Il permet d'avoir accès aux mesures depuis la station de travail centrale, et peut supporter jusqu'à 250 balises.

---

<sup>50</sup> Iterative Closest / Corresponding Point

<sup>51</sup> Acronym of "Inertial Measurement Unit"

La position d'une balise mobile installée sur un robot est déterminée par triangulation sur la base du délai de propagation d'un signal ultrasonore envoyé vers l'ensemble des balises ultrasonores fixes.



**Figure 4. 7 :** Modem et balises du système de navigation indoor Marvelmind.

Pour le positionnement 3D, une ligne de visée non obstruée entre la balise mobile et 3 balises fixes ou plus doit être assurée. Pour le positionnement 2D, un minimum de deux balises fixes est requis. La fréquence des données fournies par ce système de navigation est de 45 Hz.

#### IV. 2. 5. 3. Capteur de profondeur Kinect™

La caméra Kinect est un capteur actif. Elle a été conçue par Microsoft™ en septembre 2008. Composée d'une caméra RVB (i.e. Rouge-Vert-Bleu) classique et d'un émetteur/récepteur infrarouge, elle est connectée à l'ordinateur Asus via le port USB et alimentée par la base Kobuki (figure 4.8).



**Figure 4. 8 :** Caméra Kinect.

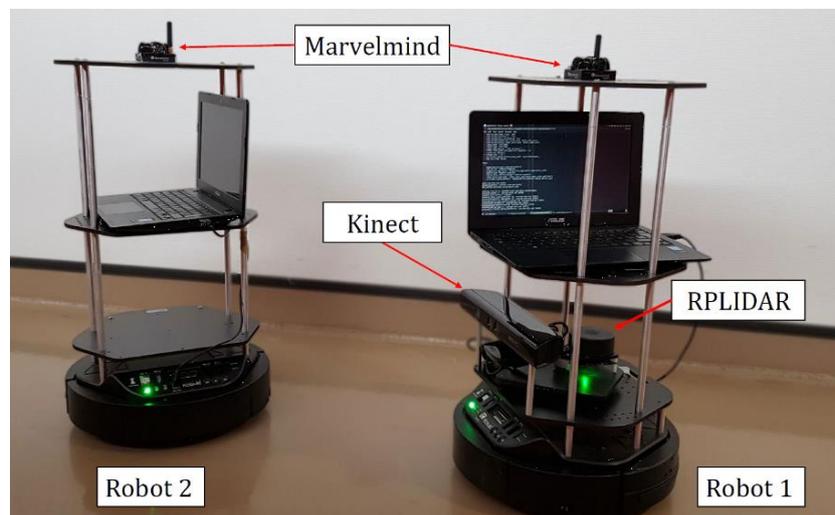
Nous nous sommes intéressés uniquement à la fonctionnalité infrarouge de ce capteur, afin de mesurer la distance entre les robots dans le plan XY. Cette caméra a un champ de vision horizontal de 57 degrés avec une portée maximale de 3,5 à 4 mètres. La fréquence des données fournies est de 30 Hz. Les images RVB reçues ne sont pas utilisées dans nos expérimentations.

#### IV. 2. 6. Description de la plateforme utilisée

Dans ce travail, l'application est constituée de deux robots mobiles de type TurtleBot 2, dénommés respectivement « robot 1 » et « robot 2 » (figure 4.9). En reprenant la notation introduite au paragraphe II.3.2, ces deux robots correspondent à deux sous-systèmes  $\Sigma^1$  et  $\Sigma^2$ ;  $N = 2$ . Cette plateforme nous permet de valider chacun des aspects théoriques préalablement introduits.

Comme précisé dans les paragraphes précédents, les vitesses angulaire et linéaire de chaque robot sont contrôlées indépendamment par l'ordinateur Asus embarqué sur celui-ci, utilisant le système ROS. Ces ordinateurs communiquent *via* Wi-Fi avec la station de travail centrale équipée, quant à elle, du logiciel Matlab.

Comme indiqué ci-dessus, chaque robot mobile est équipé d'encodeurs de roues, d'un gyroscope et d'un système de navigation indoor de type Marvelmind. De plus, le robot 1 dispose d'un télémètre laser 2D RPLIDAR lui fournissant la position de celui-ci via une comparaison des mesures consécutives de balayage. Enfin, le robot 1 dispose également d'une caméra Kinect permettant de connaître la position du robot 2 en mesurant la distance et l'angle de gisement entre les deux robots. Ces robots sont également destinés à accomplir une mission particulière dans le cadre du contrôle non destructif de matériaux, détaillée au chapitre V.



**Figure 4. 9 :** Plateforme de robotique mobile utilisée dans ce travail.

La validation des approches théoriques des chapitres précédents sera effectuée à travers deux étapes :

- 1. Estimation des poses des robots mobiles en utilisant un filtre de Kalman étendu associé à l'algorithme d'intersection des covariances**

L'objectif principal de cette partie est d'estimer, en temps réel, la pose de chaque robot le plus précisément possible en utilisant les données issues des capteurs embarqués. Cette démarche sera réalisée en adoptant les trois architectures de fusion présentées au chapitre II. Les charges de calculs seront évaluées afin de comparer les différentes architectures de fusion.

- 2. Amélioration de la localisation des robots mobiles en proposant une méthodologie de fusion tolérante aux défauts des capteurs**

Chaque observation est issue d'un capteur. Celle-ci peut être perturbée à tout moment. Une méthodologie de fusion tolérante aux défauts sera dès lors

introduite. Celle-ci se basera sur les outils informationnels développés au chapitre III.

#### IV. 2. 7. Conclusion

Dans cette section, nous avons brièvement décrit les caractéristiques principales de la plateforme utilisée : robots, capteurs et système d'exploitation ROS. La capacité à exécuter en parallèle un grand nombre d'exécutables et sa compatibilité avec le robot TurtleBot et l'outil Matlab font que ce système d'exploitation est tout à fait approprié pour la conception et l'étude de notre système multi-robots. Cette plateforme sera utilisée ci-après afin d'appliquer et de valider sur données réelles les approches théoriques présentées dans les chapitres précédents.

Dans la section IV.3, une modélisation odométrique du robot mobile est présentée. Elle permet la description de l'évolution des vecteurs d'état des robots mobiles en fonction du temps. Les algorithmes de fusion de données appliqués à la localisation des robots, enrichis de la détection des capteurs défaillants sont présentés dans les sections IV.4 et IV.5.

### IV. 3. Modélisation odométrique

Une modélisation complète décrivant parfaitement le comportement des robots mobiles à roues est une tâche ardue. En conséquence, les hypothèses suivantes sont formulées :

1. Le robot mobile est supposé être un bloc rigide sans aucune suspension.
2. Les roues sont indéformables, le patinage et les forces aérodynamiques sont négligés.
3. La surface est supposée horizontale, dure, homogène et parfaitement plane.
4. Le contact entre les roues et le sol est ponctuel.
5. Les vitesses de déplacement sont supposées très faibles.

Sur la base de ces hypothèses, un modèle d'évolution de chaque robot peut être élaboré. Nous avons choisi d'utiliser le modèle odométrique basé sur les mesures obtenues à partir des encodeurs des roues du robot.

À chaque instant  $k$ , et pour chaque robot  $i$  ( $i = 1, 2$ ), le vecteur d'état est défini comme étant la pose (i.e. position et orientation) du robot dans un repère de coordonnées global fixe :

$$X_k^i = [x^i \quad y^i \quad \theta^i]^T \quad (4.3)$$

Où  $(x^i \quad y^i)$  est la position du robot  $i$ ,  $\theta^i$  est son orientation. La dimension de ce vecteur est  $[n^i \times 1]$ , avec  $n^i = 3$ , pour  $i = 1, 2$ .

Son modèle odométrique décrit l'évolution de son état entre les instants  $(k - 1)$  et  $k$  comme suit :

$$X_k^i = X_{k-1}^i + A_k^i U_k^i + a_k^i \quad (4.4)$$

Où :

- $A_k^i = \begin{pmatrix} \cos\left(\theta_{k-1}^i + \frac{\omega_k^i}{2}\right) & 0 \\ \sin\left(\theta_{k-1}^i + \frac{\omega_k^i}{2}\right) & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$
- $U_k^i = (\Delta_k^i \ \omega_k^i)^T$  est le vecteur d'entrée, de dimension  $[\ell^i \times 1]$ ; ( $\ell^i = 2$ ), avec :
  - $\Delta_k^i$  et  $\omega_k^i$  représentant respectivement la translation et la rotation élémentaires du robot  $i$ , obtenues à partir des mesures de leurs encodeurs de roues droite et gauche à l'instant  $k$ .

$$\Delta_k^i = \left[ \frac{r_d \Delta_{qd} + r_g \Delta_{qg}}{2} \right]_k^i \quad (4.5)$$

$$\omega_k^i = \left[ \frac{r_r \Delta_{qr} - r_l \Delta_{ql}}{2e} \right]_k^i \quad (4.6)$$

- $\Delta_{qd}$  et  $\Delta_{qg}$  correspondent respectivement aux rotations élémentaires des roues droite et gauche entre les instants  $(k - 1)$  et  $k$ .
- $2e$  est la voie du robot.
- $r_d$  et  $r_g$  correspondent respectivement au rayon des roues droite et gauche.
- $\alpha_k^i$  est le bruit associé au modèle d'état, considéré comme un bruit blanc gaussien de valeur moyenne nulle et de matrice de covariance  $Q_k^i$ .

#### IV. 4. Filtre de Kalman étendu et algorithme d'intersection des covariances

Dans cette section, nous appliquons la stratégie de fusion de données proposée théoriquement au chapitre II sur la plateforme de robotique mobile présentée ci-dessus.

Afin d'obtenir une pose précise de chaque robot, nous proposons de lui appliquer le filtre de Kalman combiné à l'algorithme d'intersection des covariances. Toutefois, en raison de la nature non linéaire du modèle d'évolution, le filtre de Kalman précédemment introduit ne peut être appliqué. Une solution consiste à développer une version étendue de ce filtre<sup>52</sup>. Cette solution, très utilisée dans la littérature scientifique, est tout à fait adaptée à notre contexte de navigation de robots mobiles [47]. En raison de cette linéarisation, le filtre de Kalman étendu est sous-optimal.

##### Considérons tout d'abord l'étape de prédiction :

Cette étape est basée sur l'utilisation du modèle odométrique présenté dans la section précédente :

---

<sup>52</sup> "Extended Kalman Filter, EKF" in English

$$X_{k/k-1}^i = X_{k-1}^i + A_k^i U_k^i + \alpha_k^i = f(X_{k-1}^i, U_k^i) \quad (4.7)$$

$$P_{k/k-1}^i = F_k^i P_{k-1/k-1}^i (F_k^i)^T + G_k^i (Q_u^i)_k (G_k^i)^T + Q_k^i \quad (4.8)$$

Où :

- $P_{k/k-1}^i$  est la matrice de covariance prédite (i.e. antérieure) du robot  $i$ . C'est une mesure de la précision prédite de l'état prédit  $X_{k/k-1}^i$  du robot  $i$ .
- $F_k^i = \frac{\partial f^i}{\partial X^i} |_{X_{k-1/k-1}^i}$  et  $G_k^i = \frac{\partial f^i}{\partial U^i} |_{U_k^i}$  sont les matrices jacobiennes du robot  $i$ , calculées en propageant la covariance de l'état et en tenant compte de la covariance de la translation élémentaire et de la rotation élémentaire de chaque robot :

$$F_k^i = \begin{pmatrix} 1 & 0 & -\Delta_k^i \sin\left(\theta_{k-1}^i + \frac{\omega_k^i}{2}\right) \\ 0 & 1 & \Delta_k^i \cos\left(\theta_{k-1}^i + \frac{\omega_k^i}{2}\right) \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (4.9)$$

$$G_k^i = \begin{pmatrix} \cos\left(\theta_{k-1}^i + \frac{\omega_k^i}{2}\right) & -\frac{1}{2} \sin\left(\theta_{k-1}^i + \frac{\omega_k^i}{2}\right) \\ \sin\left(\theta_{k-1}^i + \frac{\omega_k^i}{2}\right) & \frac{1}{2} \cos\left(\theta_{k-1}^i + \frac{\omega_k^i}{2}\right) \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (4.10)$$

- $Q_k^i$  est la matrice de covariance associée au bruit de processus permettant de décrire principalement les bruits correspondant au glissement.
- $(Q_u^i)_k$  est la matrice de covariance associée au bruit de mesure lié au vecteur d'entrée, avec :

$$Q_u^i = \text{covar}(\Delta S_d^i, \Delta S_g^i) = \begin{pmatrix} k_d^i |\Delta S_d^i| & 0 \\ 0 & k_g^i |\Delta S_g^i| \end{pmatrix} \quad (4.11)$$

$\Delta S_d^i$  et  $\Delta S_g^i$  sont les constantes d'erreur représentant les paramètres non déterministes de l'entraînement moteur et de l'interaction entre la roue et le sol [198].

### Considérons dès lors l'étape de mise à jour :

L'étape de mise à jour est basée sur l'utilisation des observations des capteurs embarqués sur chaque robot. Cette étape permet de limiter l'incertitude du modèle d'évolution odométrique.

La pose du robot 1 est obtenue à partir de deux sources :

- Une balise de navigation indoor implantée sur le robot 1, de type Marvelmind. Il s'agit d'un capteur intra-système fournissant l'observation  $Z_{1,k}^1 = [x_1^1 \quad y_1^1 \quad \theta_1^1]_k^T$  à l'instant  $k$ .

- Le capteur laser du robot 1, de type RPLIDAR, utilisant l'algorithme ICP. Il s'agit d'un capteur intra-système fournissant l'observation  $Z_{2,k}^1 = [x_2^1 \ y_2^1 \ \theta_2^1]_k^T$  à l'instant  $k$ .

Le robot 1 dispose donc de deux mesures redondantes du vecteur d'état ( $N_r^1 = 2$ ).

En combinant ces deux vecteurs d'observation, le vecteur d'observation global du robot 1 est défini comme suit :

$$Z_k^1 = [x_1^1 \ y_1^1 \ \theta_1^1 \ x_2^1 \ y_2^1 \ \theta_2^1]_k^T = [Z_{1,k}^1 \ Z_{2,k}^1]^T \quad (4.12)$$

La pose du robot 2 est obtenue à partir de trois capteurs :

- Une balise de navigation indoor implantée sur le robot 2, de type Marvelmind. Elle fournit l'observation  $Z_{1,k}^2 = [x_1^2 \ y_1^2 \ \theta_1^2]_k^T$  à l'instant  $k$ .
- La caméra Kinect du robot 1, donnant la position du robot 2 :  $[x_1^{1 \rightarrow 2} \ y_1^{1 \rightarrow 2}]$ . Il s'agit là d'un capteur inter-système.
- Le gyroscope du robot 2 pour son orientation  $[\theta_2^2]$ , capteur intra-système. La mesure du gyroscope est associée à celles obtenues par la caméra afin de définir l'observation  $Z_{2,k}^2 = [x_1^{1 \rightarrow 2} \ y_1^{1 \rightarrow 2} \ \theta_2^2]_k^T$  à l'instant  $k$ .

A l'instar du robot 1, le robot 2 dispose de deux mesures redondantes du vecteur d'état ( $N_r^2 = 2$ ). Ainsi, en combinant les deux vecteurs d'observation, le vecteur d'observation global du robot 2 est défini comme suit :

$$Z_k^2 = [x_1^2 \ y_1^2 \ \theta_1^2 \ x_1^{1 \rightarrow 2} \ y_1^{1 \rightarrow 2} \ \theta_2^2]_k^T = [Z_{1,k}^2 \ Z_{2,k}^2]^T \quad (4.13)$$

Par conséquent, la dimension du vecteur d'observation de chaque robot est :  $[m^i \times 1]$  avec  $m^i = 6$ .

La matrice de covariance  $R_k^i$  pour chaque robot peut s'écrire comme suit :

$$R_k^i = \begin{bmatrix} R_{11}^i & R_{12}^i \\ R_{21}^i & R_{22}^i \end{bmatrix}_k \quad (4.14)$$

Comme expliqué au chapitre II, les corrélations des capteurs sont difficilement modélisables. Elles sont souvent approximées sans réelle justification, ou pire, elles sont négligées. De plus, la dimension de la matrice de covariance dépend du nombre d'observations. Dans notre application, elle est de dimension  $[6 \times 6]$  pour chaque robot.

Pour ces raisons, nous proposons d'appliquer l'algorithme de l'intersection des covariances (équations (2.48), (2.49) et (2.53)) pour chaque robot ( $N = 2$ ). Cette démarche permet d'obtenir, à chaque instant, un vecteur d'observation et une matrice de covariance de dimension  $[3 \times 1]$  et  $[3 \times 3]$  respectivement. Elle permet également de réduire la charge de calculs de l'étape de mise à jour dans la procédure de fusion de données et d'estimation des poses.

L'étape de mise à jour du filtre de Kalman étendu est similaire à celle du filtre de Kalman décrite par les équations (2.39), (2.40) et (2.41) avec  $H_k^i = \frac{\partial h}{\partial X} \Big|_{X_{k/k-1}^i}$  définie comme la matrice jacobienne de  $h$  par rapport à  $X_{k/k-1}^i$  :

$$H^i = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad i = 1,2 \quad (4.15)$$

Dans la section suivante, nous appliquons les algorithmes du filtre de Kalman étendu et de l'intersection des covariances sur chaque architecture de fusion de données présentée au chapitre II. Pour chacune de ces architectures, nous comparons la charge calculatoire distribuée sur chaque ordinateur embarqué ainsi que sur la station de travail centrale lorsqu'elle est utilisée dans ce contexte d'estimation.

#### IV. 5. Architectures de fusion de données et répartition des charges de calculs

Afin d'obtenir une estimation optimale de la pose de chaque robot mobile, l'algorithme de l'intersection des covariances est d'abord appliqué sur toutes les observations de capteurs. Cette approche permet d'obtenir un vecteur d'observation et une matrice d'observation de tailles réduites. L'algorithme du filtre de Kalman étendu peut dès lors être appliqué. Ces deux algorithmes sont exécutés, selon l'architecture considérée, soit par l'ordinateur embarqué sur le robot, soit par la station centrale.

D'autre part, nous présentons et comparons numériquement la répartition de la charge de calculs sur chaque composant selon les trois architectures de fusion proposées au chapitre II.

La charge calculatoire de l'algorithme d'intersection des covariances est évaluée selon l'équation (2.54). La charge de calculs de l'étape de mise à jour du filtre de Kalman étendu est similaire à celle du filtre de Kalman décrite dans le tableau 2.2. La différence réside dans l'étape de prédiction pour laquelle le modèle d'évolution avec linéarisation doit être appliqué.

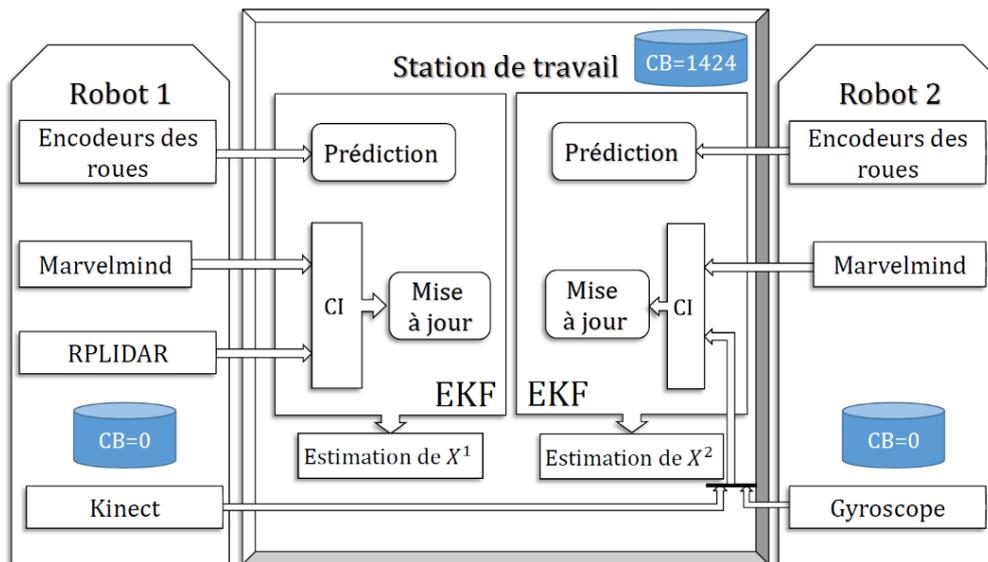
La charge de calculs de l'étape de prédiction est déduite des équations (4.7) et (4.8). La charge calculatoire par étape est évaluée analytiquement dans l'annexe (tableau A. 6). Elle est résumée comme suit :

$$CB_{EKF(\text{Prédiction})} = 2n^i \ell^i + (n^i)^3 + 2n^i (\ell^i)^2 + (n^i)^2 \ell^i + (n^i)^2 \quad (4.16)$$

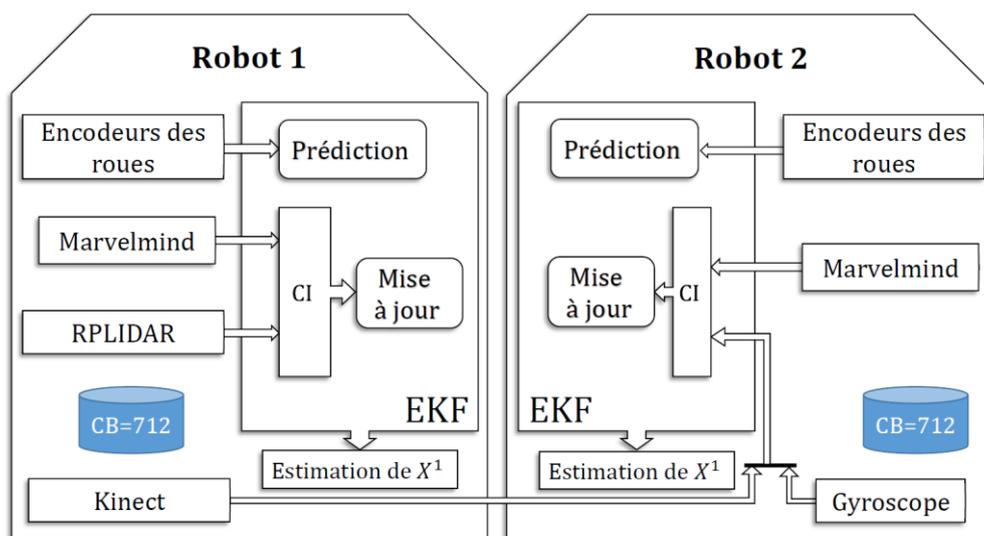
Le tableau 4.1 indique les valeurs numériques de la charge de calculs pour chaque étape du processus de fusion de données. Enfin, les figures 4.10, 4.11 et 4.12 montrent la répartition de cette charge calculatoire sur chaque composant du système. Cette répartition prend en compte l'architecture de fusion choisie, en se basant sur les équations (2.55), (2.56) et (2.57).

Étape du processus de fusion de données	CB
Algorithme de CI ( $N_r^i = 2; n^i = 3$ )	318
EKF - Etape de prédiction ( $n^i = 3, \ell^i = 2$ )	90
EKF - Etape de mise à jour ( $n^i = m^i = 3$ )	304

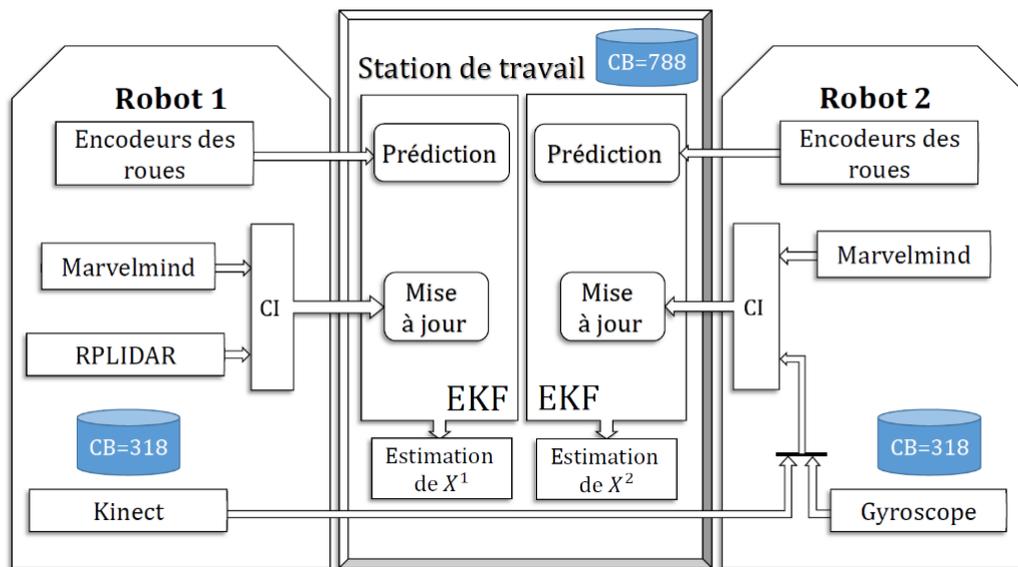
**Tableau 4. 1 :** Charge de calculs numériques à chaque étape du processus de fusion de données.



**Figure 4. 10 :** Distribution de la charge de calculs sur chaque composant pour une architecture centralisée traditionnelle.



**Figure 4. 11 :** Distribution de la charge de calculs sur chaque composant pour une architecture distribuée.



**Figure 4. 12 :** Distribution de la charge de calculs sur chaque composant pour une architecture partiellement décentralisée.

D'après les figures 4.10, 4.11 et 4.12, il peut être remarqué que la répartition de la charge de calculs sur chaque composant du système dépend de l'architecture utilisée.

En effet, l'architecture centralisée traditionnelle nécessite une station de travail centrale très performante. De plus, cette architecture devra être dotée d'un système de communication caractérisé par une grande bande passante afin de supporter l'envoi massif des données provenant des capteurs embarqués. Enfin, plus le nombre de sous-systèmes et de capteurs est important, plus cette architecture est pénalisante dans le cadre d'un fonctionnement en ligne et en temps réel.

Dans l'architecture entièrement distribuée, la station de travail centrale ne traite pas la procédure de fusion de données. Elle pourra, si elle existe, prendre en charge d'autres tâches (diagnostic, contrôle, etc.). De plus, la bande passante nécessaire du système de communication peut être réduite comparativement à celle de l'architecture totalement centralisée. Enfin, une répartition de la charge de calculs entre les différents calculateurs embarqués est réalisée. Dans notre application, cette charge est répartie pour moitié sur chacun des 2 robots. Toutefois, ces derniers pourront également être soumis à une certaine surcharge calculatoire s'ils sont sous-dimensionnés.

L'architecture permettant un compromis intéressant est l'architecture partiellement décentralisée. En effet, la charge de calculs est répartie entre tous les composants du système : on divise par deux celle de la station de travail centrale de l'architecture centralisée – la charge de calculs du calculateur embarqué sur chaque robot étant, quant à elle, divisée par deux par rapport à

l'architecture distribuée. Cette propriété augmente les potentialités d'un travail en ligne et en temps réel de la plateforme.

Il convient de noter trois remarques importantes :

Tout d'abord, toutes les charges de calculs sont basées sur trois paramètres : la dimension du vecteur d'état  $n$ , la dimension du vecteur d'observation  $m$ , et le nombre de mesures de chaque sous-système  $N_r$ . Cette constatation peut être appliquée à tous les systèmes linéaires. Dans les cas où le système est non linéaire (e.g. la plateforme robotique utilisée dans ce travail), les charges calculatoires doivent être déterminées selon le modèle d'évolution considéré.

De plus, dans cette étude, nous nous concentrons uniquement sur la procédure de fusion de données et d'estimation du vecteur d'état. Les calculs des matrices jacobiniennes et la préparation des vecteurs d'observation n'ont pas été pris en compte. Nous supposons que chaque capteur donne une estimation de tout ou partie de l'état du robot – nous ne prenons pas en compte l'acquisition des données et/ou la transformation des repères.

Troisièmement, dans ce travail, nous ne nous intéressons pas à la commande des robots, nécessitant des algorithmes parfois complexes, ajoutant une charge de calculs supplémentaire.

Dans cette section, nous avons illustré expérimentalement les outils de fusion de données et d'estimation du vecteur d'état dans le contexte de la robotique mobile collaborative. Une étude numérique a été réalisée pour illustrer les performances de chaque architecture proposée. Il en résulte que l'architecture partiellement décentralisée a montré, par rapport aux autres architectures, qu'elle est la plus efficace en termes de compromis entre la bande passante du système de communication et la répartition de la charge de calculs sur les différents composants du système. Dans ce qui suit, une phase de diagnostic est ajoutée. Une méthodologie de détection des observations erronées sera appliquée afin d'exclure celles-ci de la procédure de fusion et d'estimation. Nous définissons ainsi une méthodologie de fusion/estimation tolérante aux défauts capteurs.

## IV. 6. Méthodologie de fusion tolérante aux défauts

### IV. 6. 1. Introduction

Dans le cadre de l'application considérée, nous avons appliqué les stratégies de fusion de données et d'estimation afin de connaître précisément l'état (i.e. la position et l'orientation) de chaque robot mobile à roues. Cependant, l'information délivrée par tout capteur peut être perturbée à chaque moment (champ magnétique intense, perte de données, dérive, etc.). Dans cette section, nous visons à ajouter une phase de tolérance aux défauts capteurs. Cette phase consiste à détecter et à isoler les capteurs défectueux afin de les exclure de la procédure de fusion. Dans cet objectif, les méthodologies

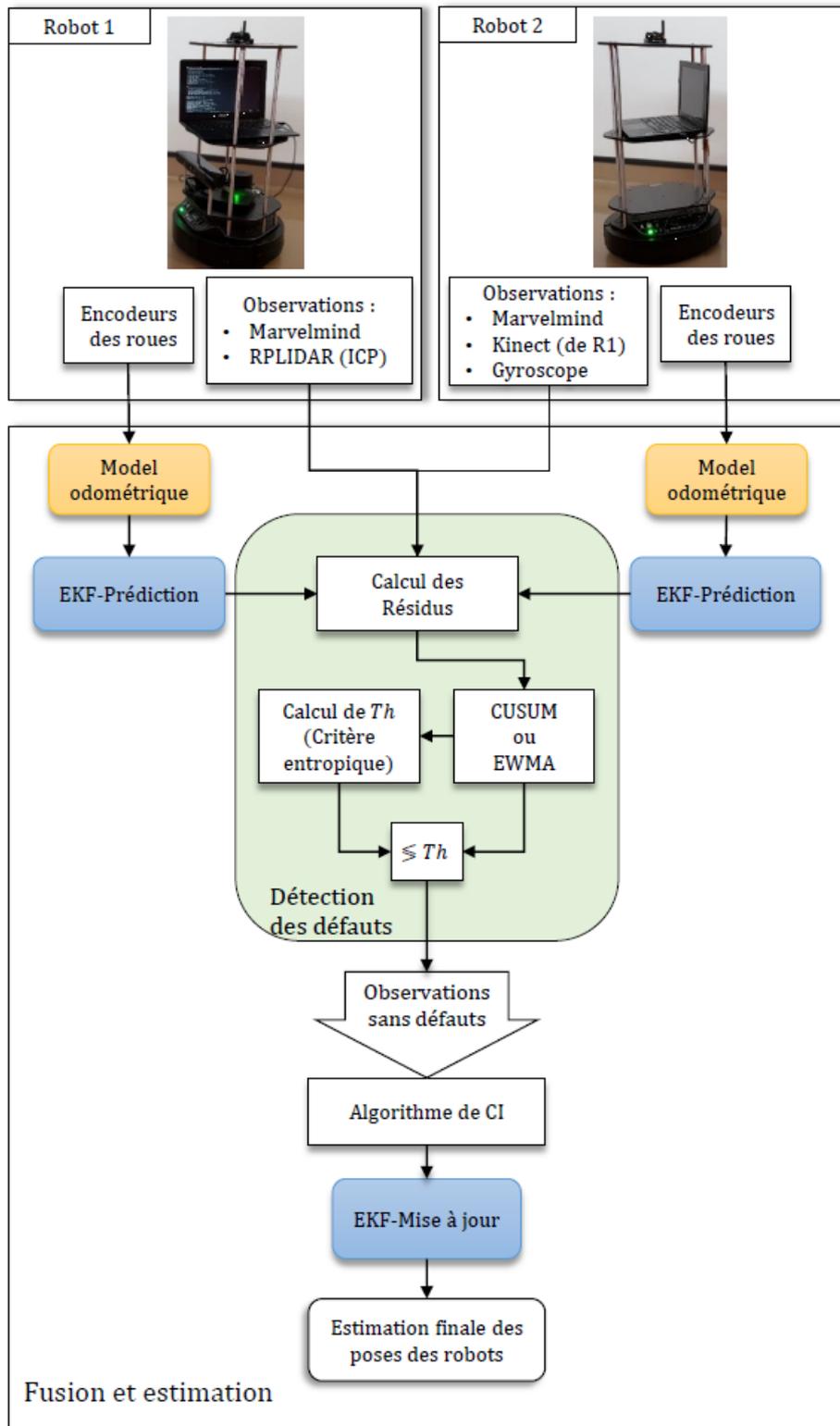
théoriques de détection de rupture dans les signaux (Cusum et EWMA) présentées au chapitre III apportent une solution très intéressante. Il nous faut dès lors définir la mesure sur laquelle nous pourrions appliquer ces méthodologies.

Une mesure d'inadéquation couramment utilisée est la différence entre l'observation provenant du capteur et la prédiction de l'état par le modèle mathématique utilisé (le modèle odométrique ici). Cette mesure, appelée « résidu », et sur laquelle est appliquée une méthodologie de détection de rupture appropriée, permettra d'exclure toute observation erronée des procédures de fusion et d'estimation. Ces résidus sont des quantificateurs d'anomalies entre le comportement prévu par un modèle mathématique et celui observé à travers les capteurs du système. Leur analyse permet la détection du défaut [199]. Toutefois, soulignons qu'il existe d'autres méthodologies ne relevant pas de l'utilisation d'un modèle dynamique d'évolution. A titre d'exemples, citons l'approche floue [200] et l'approche à base de réseaux de neurones artificiels [201].

Dans le cadre de ce travail, nous définissons tout d'abord les résidus sur lesquels nous testons ces méthodologies. Ces résidus représentent, en quelque sorte, des indicateurs de défauts. Dans un second temps, nous testons la robustesse de ces méthodologies à travers des données réelles issues de la plateforme présentée en section IV.2, et en y injectant volontairement des défauts.

#### IV. 6. 2. Génération des résidus

Lors du mouvement du robot, ses encodeurs de roues participent au modèle d'évolution odométrique afin de prédire sa pose. De plus, à chaque instant, chaque robot récupère les observations provenant de ses propres capteurs embarqués. Enfin, le robot 2 reçoit également les informations provenant de la caméra Kinect embarquée sur le robot 1. En cas de fonctionnement nominal (i.e. sans défaut), ces informations sont cohérentes. Par contre, dans le cas de la défaillance d'un capteur, une dérive de l'estimation de l'état du robot par rapport à l'état réel sera observée. Après avoir détecté et exclus les capteurs en défaut, seules les observations correctes seront prises en compte dans l'algorithme d'intersection des covariances, et par la suite, dans l'étape de mise à jour du filtre de Kalman étendu. Notre approche devient donc tolérante aux défaillances des capteurs. La figure 4.13 en résume l'approche proposée.



**Figure 4. 13 :** Approche de fusion tolérante aux défauts des capteurs – Application à la robotique mobile.

A chaque instant  $k$ , et pour chaque observation, un résidu est défini de la façon suivante :

$$Res_{p,k}^i = |Z_{p,k}^i - h^i(X_{k/k-1}^i)|, p = 1 \rightarrow N_r^i, i = 1 \rightarrow N \quad (4.17)$$

Dans notre application,  $N_r^i = 2$  et  $N = 2$  :

$$\begin{cases} Res_{1,k}^1 = |Z_{1,k}^1 - h^1(X_{k/k-1}^1)| \\ Res_{2,k}^1 = |Z_{2,k}^1 - h^1(X_{k/k-1}^1)| \\ Res_{1,k}^2 = |Z_{1,k}^2 - h^2(X_{k/k-1}^2)| \\ Res_{2,k}^2 = |Z_{2,k}^2 - h^2(X_{k/k-1}^2)| \end{cases} \quad (4.18)$$

Afin de généraliser à toute la période d'observation, le signal  $Résidu_j^i$  est défini comme la valeur absolue de la différence entre l'observation  $j$  du robot  $i$  (notée  $Observation_j^i$ ) et la prédiction de son état par le modèle odométrique (notée  $Prédiction_j^i$ ), et ceci pour  $i, j = 1, 2$  :  $Résidu_j^i = |Observation_j^i - Prédiction_j^i|$ .

Les résidus étant générés, une méthode de détection de défauts est appliquée, permettant d'évaluer l'état de chaque capteur : normal ou en défaut.

Dans le cas nominal (i.e. sans défaut), la valeur du résidu doit être proche de 0. Elle s'en écarte sinon. La principale difficulté concerne le choix du seuil appliqué à ces valeurs, vérifiant la propriété suivante :

$$\begin{cases} si Res_{p,k}^i > Th_{p,k}^i \rightarrow u_{p,k}^i = 1 \\ si Res_{p,k}^i < Th_{p,k}^i \rightarrow u_{p,k}^i = 0 \end{cases} \quad (4.19)$$

Si le capteur est défectueux, alors il est exclu des algorithmes de fusion et d'estimation. Pour chaque robot, au moins une observation sans défaut est supposée être disponible à tout moment.

### IV. 6. 3. Résultats expérimentaux

Cette section présente une expérimentation de 80 secondes, avec un temps d'échantillonnage de 0,05 seconde. Les robots suivent une trajectoire spécifique tout en maintenant une distance d'un mètre entre eux.

Étant donné que chaque capteur possède son propre repère, toutes les observations sont projetées dans un repère global, défini comme la base du robot 1 à l'instant initial  $k = 0$ .

Dans cette expérimentation, chaque observation présente au moins un type de défaut pendant une période de temps spécifique.

Notons que les défauts de capteur les plus courants sont définis comme suit [202] :

- Biais :

$$Z_{p,k}^i = Z_{n,k}^i + b, \text{ avec } b \neq 0 \text{ et } t_i < k < t_f \quad (4.20)$$

- Bruit :

$$Z_{p,k}^i = Z_{n,k}^i + \mathcal{N}(0; \sigma), \text{ avec } \sigma \neq 0 \text{ et } t_i < k < t_f \quad (4.21)$$

- Dérive :

$$Z_{p,k}^i = Z_{n,k}^i + bk, \text{ avec } 0 < b \ll 1 \text{ et } t_i < k < t_f \quad (4.22)$$

- Blocage :

$$Z_{p,k}^i = Z_{n,t_i}^i, \text{ avec } t_i < k < t_f \quad (4.23)$$

- Défaut de calibrage :

$$Z_{p,k}^i = b(t)Z_{n,k}^i, \text{ avec } 0 < b(t) < 1 \text{ et } t_i < k < t_f \quad (4.24)$$

Avec  $t_i, t_f$  étant respectivement le temps d'occurrence et le temps de fin d'un défaut pour le capteur  $p$  du robot  $i$ .  $Z_{n,t_i}^i$  est la mesure capteur nominale sans défaut.

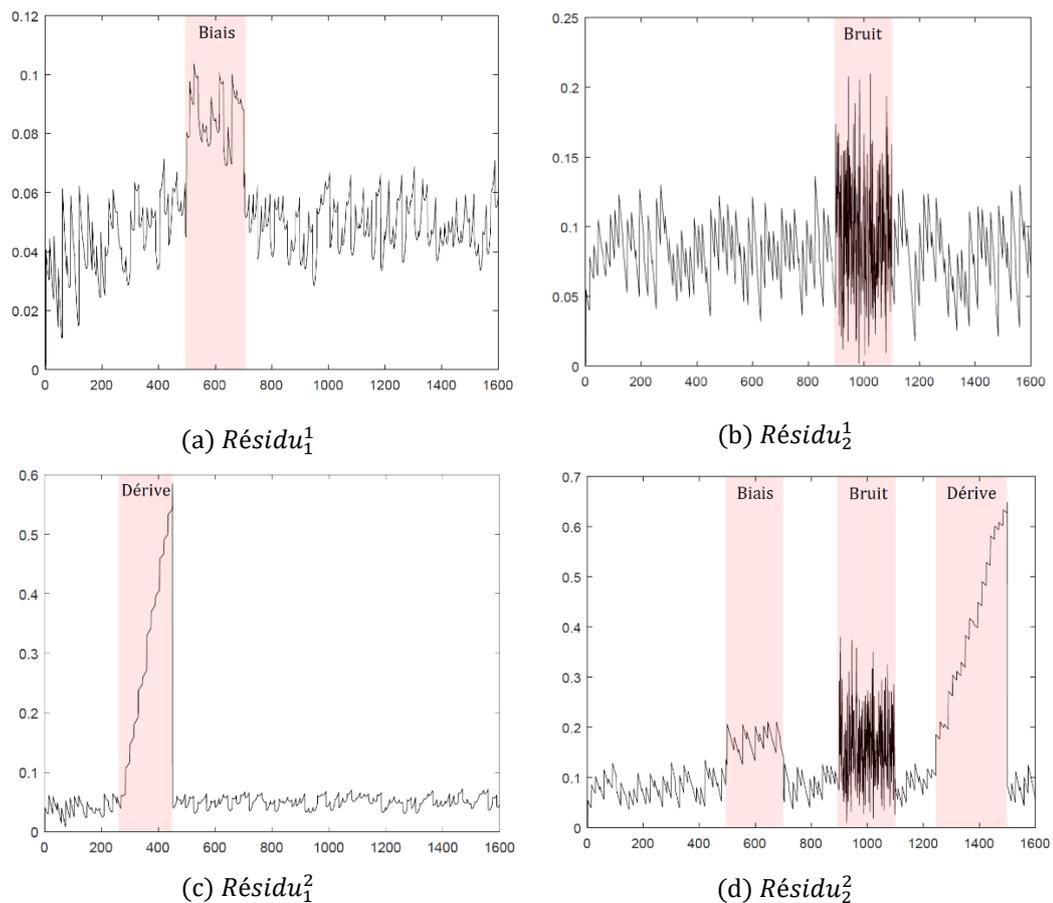
Dans cette expérimentation, l'accent est mis sur le bruit, le biais et le défaut de dérive. Le tableau suivant définit la chronologie de ces défaillances :

Temps de défauts [ $t_i - t_f$ ]	250 – 450	500 – 700	900 – 1100	1250 – 1500
$Observation_1^1$	-	Biais : $b = 4 \text{ cm}$	-	-
$Observation_2^1$	-	-	Bruit : $\mathcal{N}(0; \sigma = 0.05)$	-
$Observation_1^2$	Dérive : $b = 1.2 \times 10^{-3}$	-	-	-
$Observation_2^2$	-	Biais : $b = 10 \text{ cm}$	Bruit : $\mathcal{N}(0; \sigma = 0.10)$	Dérive : $b = 0.36 \times 10^{-3}$

**Tableau 4.2 :** Chronologie des défaillances des capteurs.

Nous avons fait le choix d'introduire trois types de défauts sur l' $Observation_2^2$ , ceux-ci se produisant successivement. En effet, tout en étant adaptative, la valeur du seuil ne doit pas être influencée par les défauts précédents (cf. chapitre III). Nous pourrions dès lors tester la robustesse de l'approche proposée en section III.5.

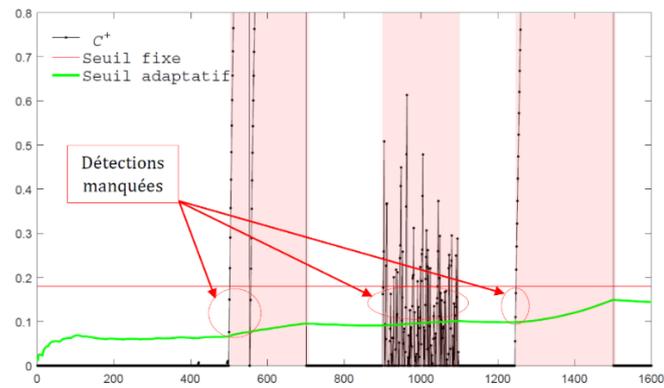
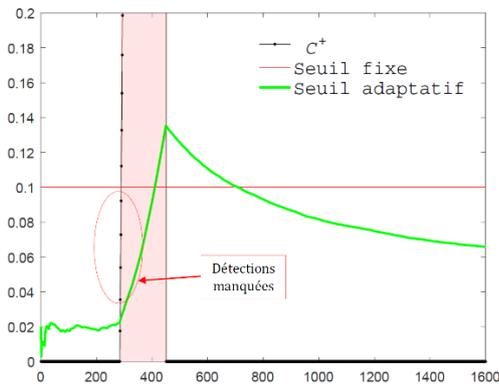
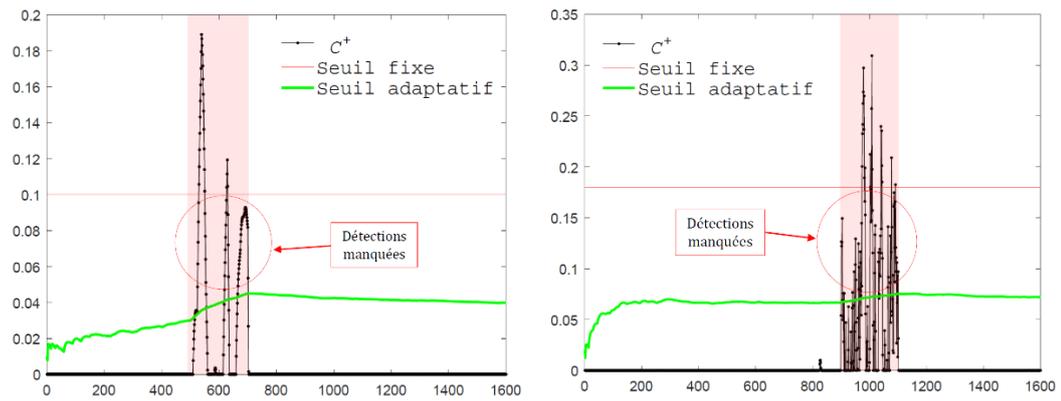
La figure 4.14 présente le résidu calculé sur chaque observation en fonction du temps : 1600 mesures correspondant à 80 secondes d'expérimentation avec un échantillonnage de 0,05 seconde. Cette figure pointe également les périodes de défauts (en rouge).



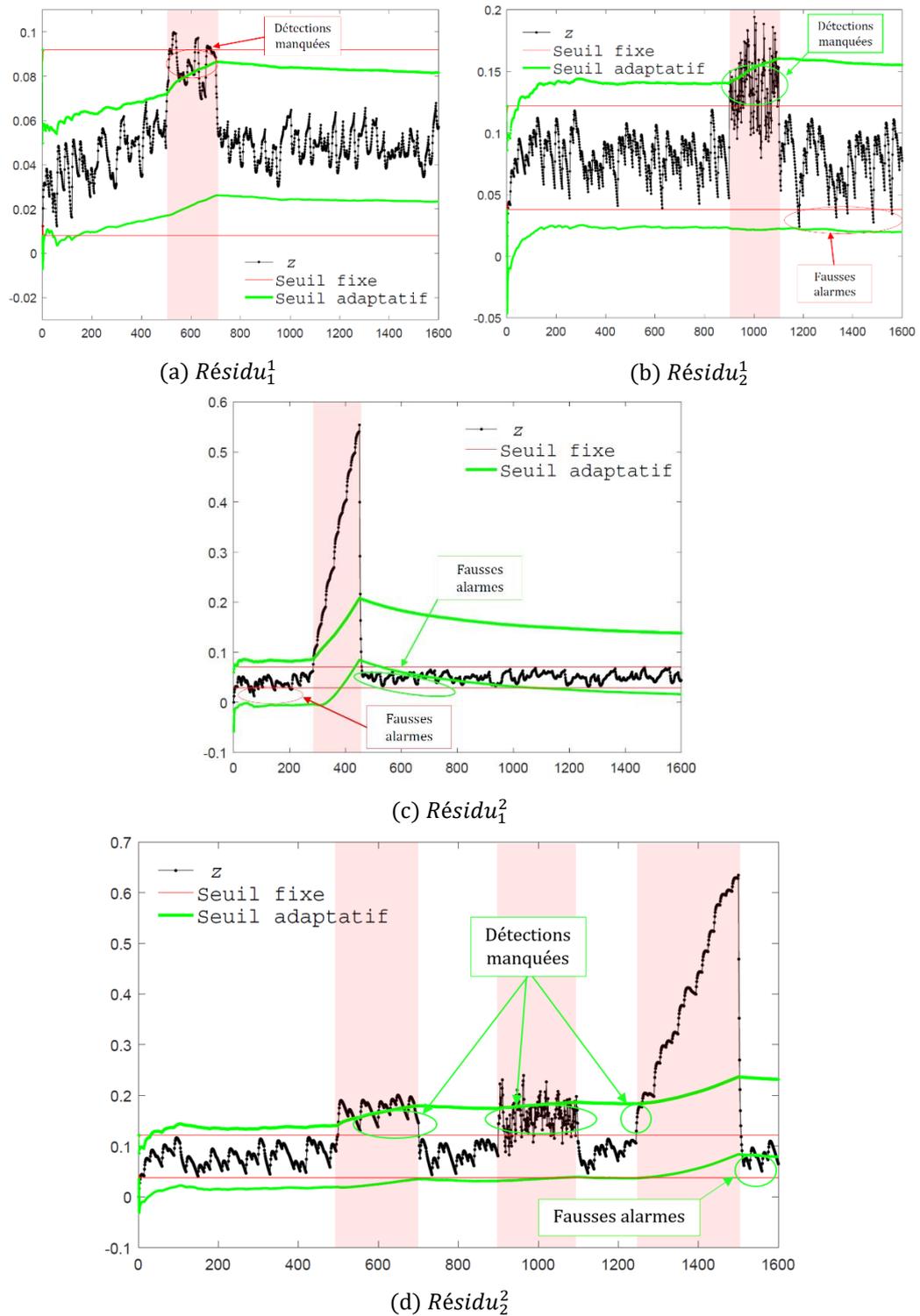
**Figure 4. 14 :** Résidus avec défauts capteurs en fonction du temps.

À chaque itération  $k$ , les techniques du Cusum et EWMA avec un seuil fixe/adaptatif sont appliquées sur chaque résidu afin de détecter les capteurs potentiellement défectueux.

La figure 4.15 présente les résultats obtenus avec l'algorithme du Cusum, en appliquant un seuil fixe (en rouge) utilisé couramment dans la littérature, et en appliquant un seuil adaptatif issu du critère entropique (en vert). De même, la figure 4.16 montre les résultats obtenus avec la méthode EWMA, en adoptant le même code couleur.



**Figure 4. 15 :** Résultats du Cusum sur les différents résidus en appliquant un seuil fixe/adaptatif en fonction du temps.



**Figure 4.16 :** Résultats de EWMA sur les différents résidus en appliquant un seuil fixe/adaptatif en fonction du temps.

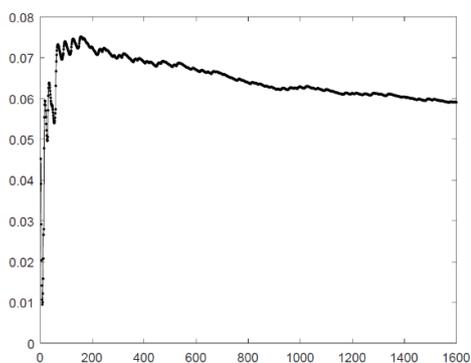
Notons tout d'abord que la méthode du Cusum ne génère pas de fausse alarme, contrairement à la méthode EWMA. Nous remarquons également que la technique du seuil fixe génère des fausses alarmes (figure 4.16(b) après l'itération 1100 ; figure 4.16(c) avant l'itération 300) et des détections

manquées lors de fautes de biais et de bruit (notamment sur les figures 4.15(a) ; 4.15(b) ; 4.15(d) et figure 4.16(a)). Notre seuil adaptatif permet d'éviter ces fausses alarmes et ces détections manquées, montrant ainsi une robustesse évidente de notre approche sur ces données réelles.

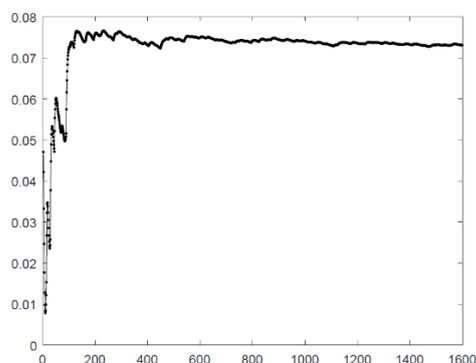
Nous constatons également qu'après chaque défaut, notre seuil est fortement influencé, générant alors quelques fausses alarmes, visualisables notamment après le 3<sup>ème</sup> défaut sur le *Résidu*<sub>2</sub><sup>2</sup> (figure 4.16(d)). Cette méthode adaptative nécessite du temps après chaque défaut afin de réajuster ce seuil.

Nous proposons donc d'appliquer l'une des techniques présentées dans la section III.5. Cette méthode, basée sur l'utilisation d'une technique de fenêtrage temporel glissant de taille  $n$ , consiste à ne prendre en compte que les  $n$  observations (i.e. les  $n$  résidus) les plus récentes à chaque itération de l'algorithme. Étant donné que notre application nécessite un fonctionnement en ligne, en temps réel et sans apprentissage préalable, la détermination des tailles des fenêtres a été réalisée selon la méthode de l'entropie conditionnelle minimale.

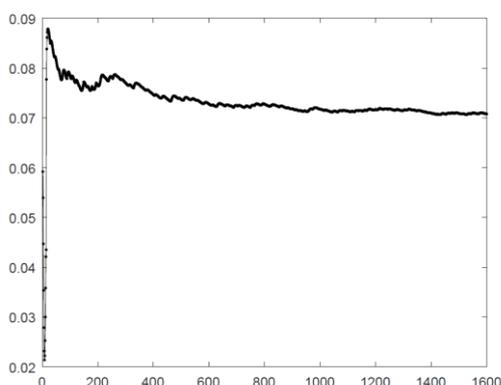
La figure 4.17 présente la mesure de l'entropie conditionnelle minimale de Shannon appliquée aux différents résidus. La figure 4.18, quant à elle, présente sa dérivée temporelle  $Dh_k$ .



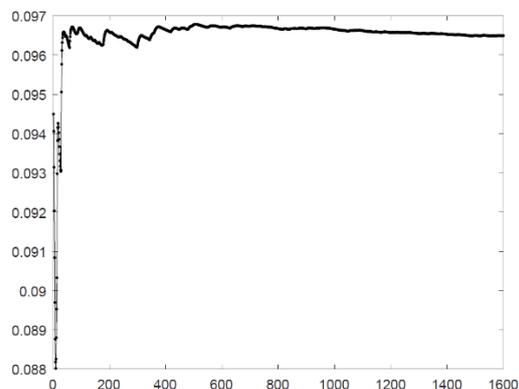
(a) Sur le *Résidu*<sub>1</sub><sup>1</sup>



(b) Sur le *Résidu*<sub>2</sub><sup>1</sup>

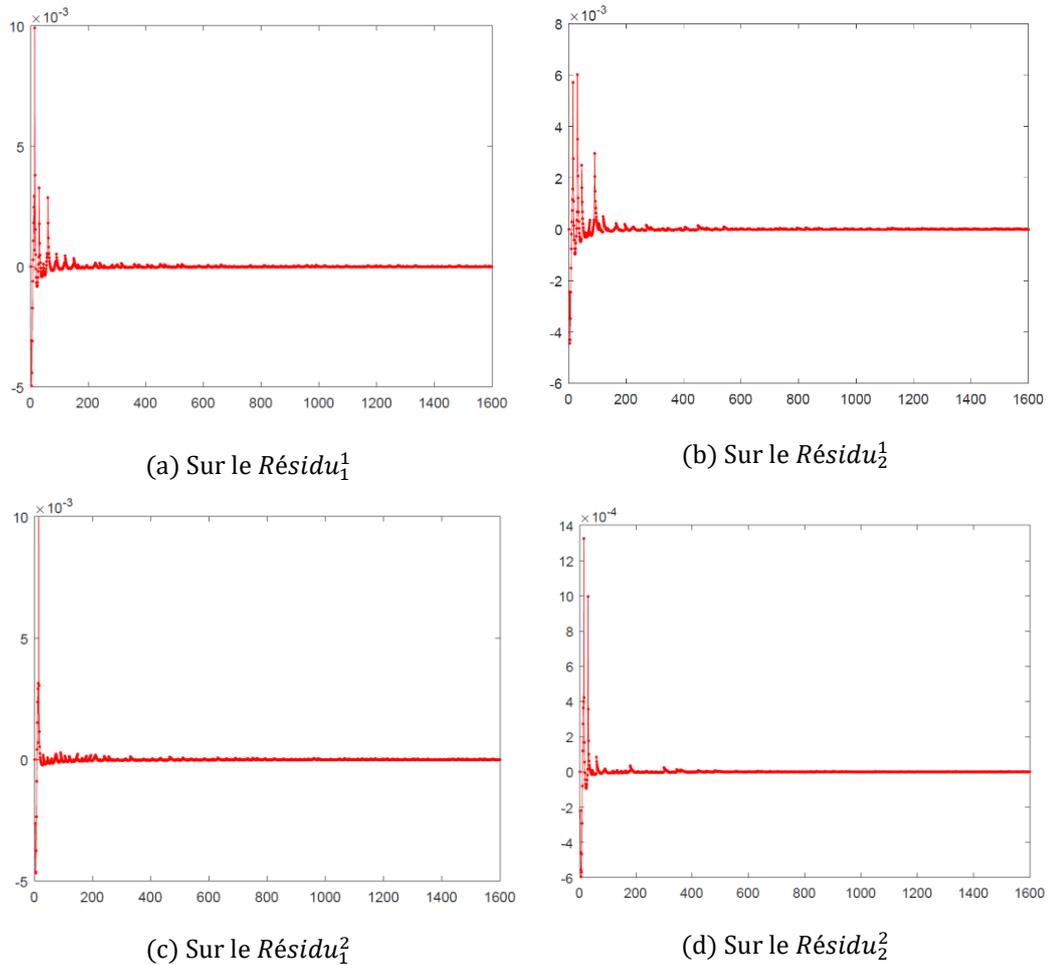


(c) Sur le *Résidu*<sub>1</sub><sup>2</sup>



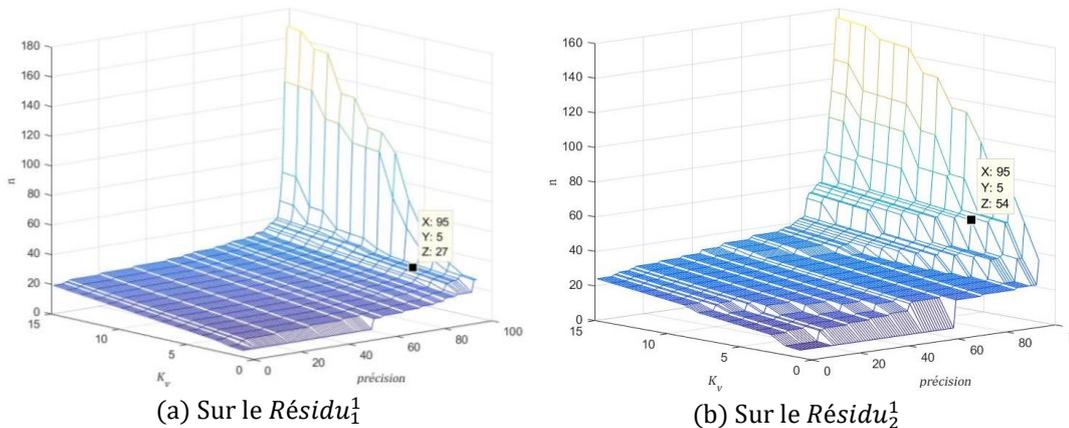
(d) Sur le *Résidu*<sub>2</sub><sup>2</sup>

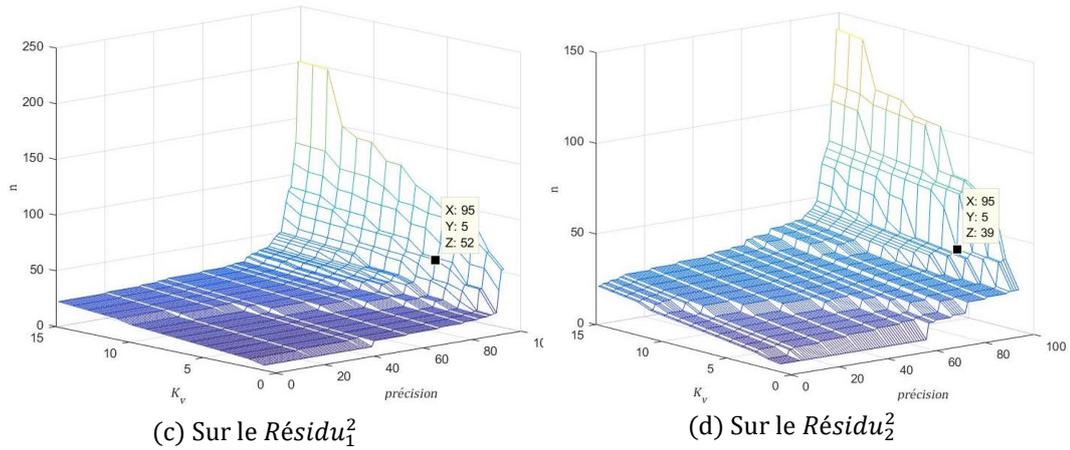
**Figure 4. 17 :** Entropie conditionnelle minimale de Shannon en fonction du temps.



**Figure 4. 18 :** Dérivée temporelle de  $h^*(H/u)$  en fonction du temps.

Cette stabilité de  $h^*(H/u)$  est une bonne indication du temps nécessaire pour que le système n'ait plus besoin d'observations supplémentaires pour parfaire le seuil adaptatif (cf. paragraphe III.5.3). La figure 4.19 présente la taille optimale (au sens informationnel du terme) de la fenêtre glissante obtenue en fonction de la précision (variant de 0 à 99) et de  $K_v$  (variant de 1 à 15).





**Figure 4. 19 :** Taille optimale de la fenêtre glissante obtenue à partir de la méthode entropique en fonction de la précision et de  $K_v$ .

La taille de la fenêtre optimale est une fonction croissante de la précision et de  $K_v$ . De plus, lorsque la précision tend vers 100, il devient difficile d'avoir le nombre requis de violation  $K_v$ , la taille de la fenêtre augmentant alors d'une manière significative. Par conséquent, dans le cadre de cette application, nous avons choisi les valeurs suivantes :  $kv = 5$ , précision = 95. Le tableau 4.3 indique les tailles optimales des fenêtres temporelles obtenues pour chaque observation.

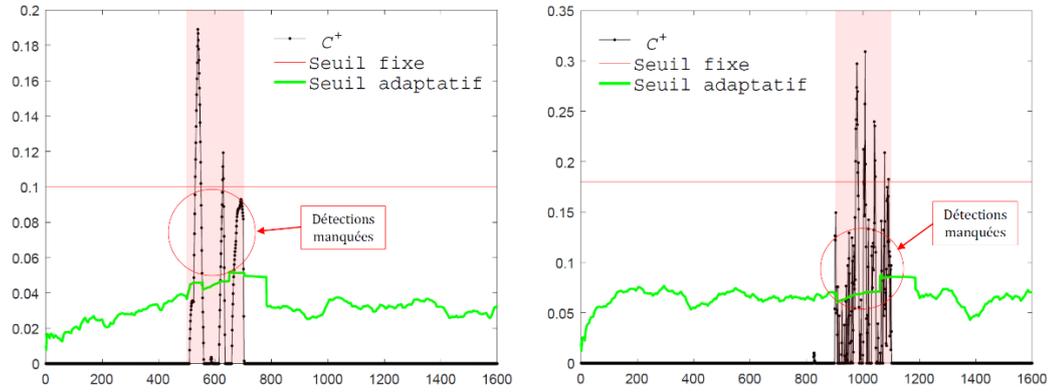
Observations	$n$ , déterminé en ligne avec la méthode entropique	$n$ , calculé après expérimentation selon la méthode de lissage exponentiel
$Observation_1^1$	27	39
$Observation_2^1$	54	49
$Observation_1^2$	52	75
$Observation_2^2$	39	30

**Tableau 4. 3 :** Longueur optimale de la fenêtre temporelle pour chaque observation.

Une variation de  $kv$  autour de la valeur choisie (i.e.  $kv = 5$ ) montre que la taille de la fenêtre déterminée par la méthode entropique ne change quasiment pas. De plus, nous pouvons remarquer que la taille des fenêtres déterminées en ligne avec la méthode entropique est très proche de la taille déterminée par la méthode hors ligne de lissage exponentiel, quelles que soient les observations. Remarquons toutefois que cette dernière méthode repose sur la minimisation de la somme des erreurs quadratiques, critère difficilement justifiable comme étant le plus judicieux.

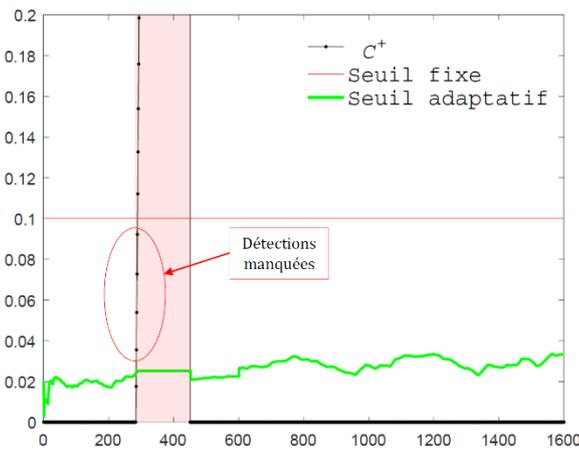
Nous nous proposons dès lors d'appliquer le fenêtrage glissant dont la taille est obtenue par la méthode entropique. Cette technique est réalisée en ligne, sans apprentissage préalable.

La figure 4.20 (*resp.* 4.21) montre les résultats obtenus avec la méthode du Cusum (*resp.* EWMA) avec un seuil fixe d'une part, et avec un seuil adaptatif dérivé du critère entropique et en utilisant la fenêtre temporelle d'autre part.

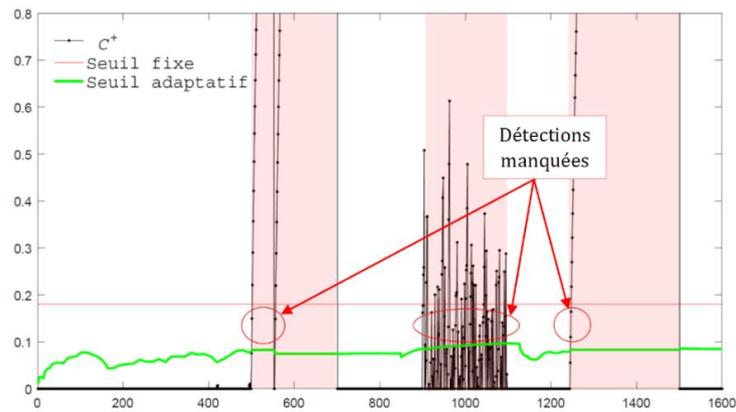


(a) Sur le Résidu<sub>1</sub><sup>1</sup>

(b) Sur le Résidu<sub>2</sub><sup>1</sup>

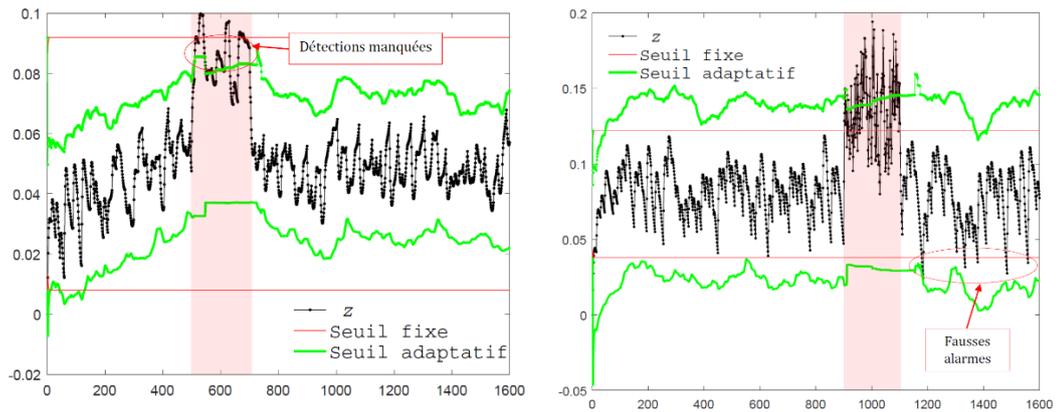


(c) Sur le Résidu<sub>1</sub><sup>2</sup>



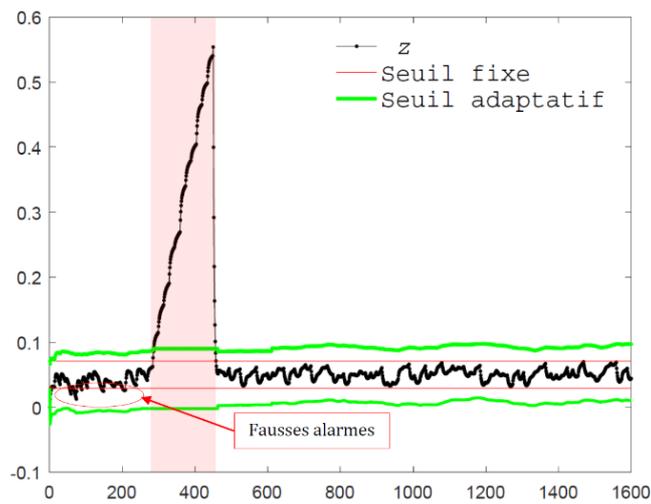
(d) Sur le Résidu<sub>2</sub><sup>2</sup>

**Figure 4. 20** : Résultats du Cusum sur les différents résidus en utilisant un seuil fixe / adaptatif avec fenêtrage – en fonction du temps.

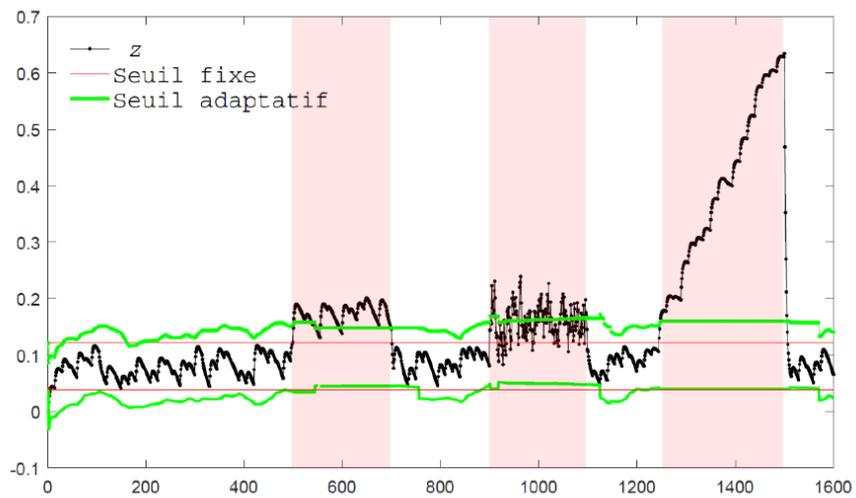


(a) Sur le Résidu<sub>1</sub>

(b) Sur le Résidu<sub>2</sub>



(c) Sur le Résidu<sub>1</sub>

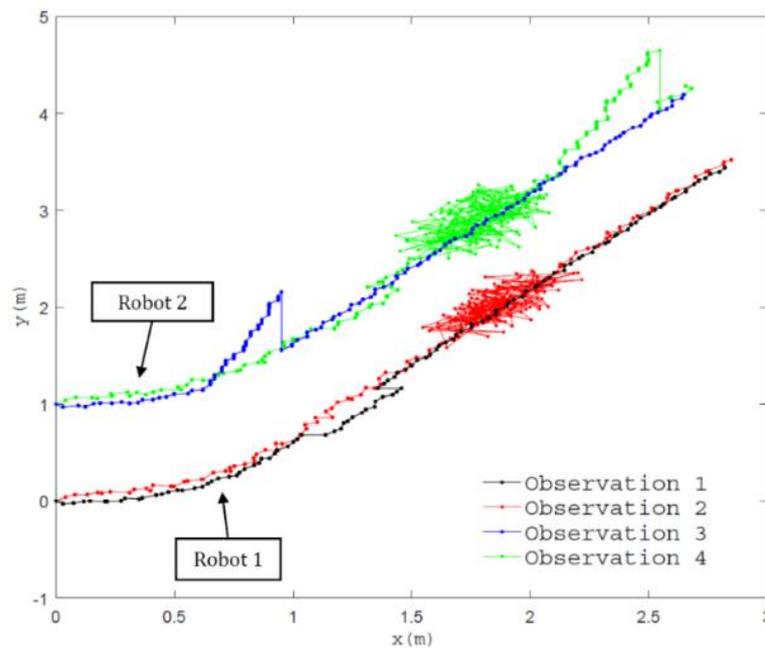


(d) Sur le Résidu<sub>2</sub>

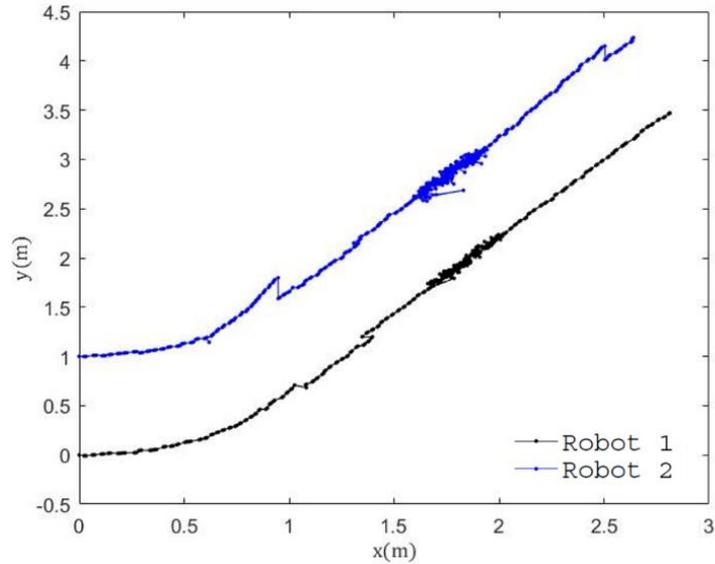
**Figure 4. 21 :** Résultats de EWMA sur les différents résidus en utilisant un seuil fixe / adaptatif avec fenêtrage – en fonction du temps.

Nous avons constaté préalablement que notre seuil adaptatif sans fenêtrage temporel est fortement influencé après chaque défaut, entraînant quelques fausses alarmes et détections manquées : figure 4.16(b) lors de la période de défaut de bruit ; figure 4.16(c) après un défaut de dérive ; et surtout sur la figure 4.16(d) lorsque plusieurs défauts successifs se sont produits. Cependant, en utilisant la fenêtre temporelle glissante, ces fausses alarmes et détections manquées sont évitées (cf. figures 4.20 et 4.21), y compris lorsque plusieurs défauts se succèdent. Ces résultats sur données réelles montrent une robustesse certaine de notre approche entropique avec fenêtrage glissant vis-à-vis des fausses alarmes et détections manquées.

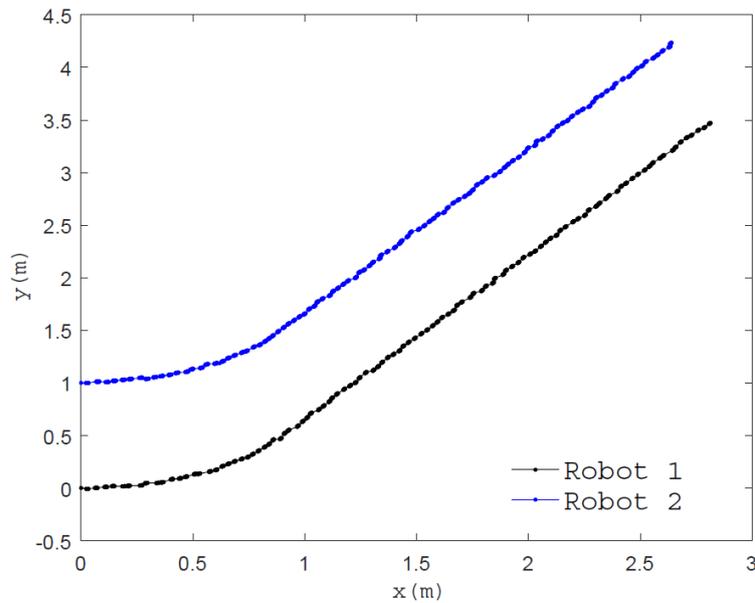
Enfin, la figure 4.22 montre la trajectoire estimée des deux robots obtenue à partir des informations capteurs. La figure 4.23 décrit les trajectoires estimées en appliquant l'algorithme de fusion/estimation, mais sans tenir compte des défauts des capteurs. Ces trajectoires estimées manquent de précision lors des phases de défauts capteurs. La figure 4.24 décrit finalement les trajectoires estimées après détection et exclusion des capteurs défectueux. Ces trajectoires estimées se confondent avec les trajectoires réelles des robots. Notre approche de fusion de données et d'estimation tolérante aux défauts des capteurs permet d'obtenir une pose précise des deux robots mobiles, tout en minimisant les fausses alarmes et les détections manquées.



**Figure 4. 22 :** Trajectoire estimée des deux robots obtenue à partir des informations capteurs.



**Figure 4.23 :** Trajectoire estimée des deux robots sans exclusion des capteurs en défaut.



**Figure 4.24 :** Estimation de la trajectoire des deux robots après détection et exclusion des capteurs défectueux – cette estimation est identique à la trajectoire réelle.

#### IV. 6. 4. Conclusion

Dans cette section, la stratégie de détection de rupture basée sur le critère entropique a permis de proposer une méthodologie de fusion et d'estimation de l'état tolérante aux défauts des capteurs. Cette démarche a été associée à l'utilisation d'un filtre de Kalman étendu sur des données réelles issues d'une plateforme de robotique mobile collaborative. La méthode avec seuil adaptatif et fenêtrage temporel semble très robuste en ce qui concerne les fausses alarmes et les détections manquées. De plus, elle permet d'obtenir une pose précise de chaque robot mobile. Cette stratégie peut être utilisée dans de

nombreux domaines, afin de détecter un changement de comportement dans les signaux ou un dysfonctionnement.

#### IV. 7. Conclusion du chapitre IV

En se basant sur les approches théoriques présentées aux chapitres II et III, une stratégie de fusion de données tolérante aux défauts des capteurs a été proposée dans le contexte de la robotique mobile. Nous avons présenté et discuté trois architectures de fusion de données, basées sur le filtre de Kalman étendu et l'algorithme d'intersection des covariances. Pour chaque architecture, nous avons détaillé la répartition de la charge de calculs sur tous les composants du système. De plus, nous avons appliqué les méthodes statistiques du Cusum/EWMA sur des résidus afin d'assurer une détection efficace des défauts de capteurs. La détection d'un défaut est assurée à travers une évaluation des statistiques, se basant sur un critère entropique donnant un seuillage adaptatif plus approprié. Notre stratégie a montré une robustesse certaine vis-à-vis des fausses alarmes et des détections manquées, permettant d'obtenir une pose précise de chaque robot mobile.

Dans le cadre d'une collaboration avec l'IEMN, chaque robot intégrera un capteur micro-ondes dans l'objectif d'un contrôle non destructif de matériaux. L'idée finale est de permettre à ce dispositif de naviguer de façon autonome dans un environnement hostile (haute et basse températures, humidité, poussière, etc.) ou dans une zone d'intervention à risques pour l'homme (déminage, démantèlement de centrales nucléaires, gestion de catastrophes naturelles, incendie, etc.).

Dans ce contexte, une étude de faisabilité d'une méthode de contrôle non destructif à ondes millimétriques en espace libre, est présentée au chapitre suivant.

# Chapitre V.

## Etude de faisabilité d'une technique de Contrôle Non Destructif hyperfréquence

*Résumé : Ce chapitre présente une preuve de concept d'une technique de contrôle non destructif de matériaux basée sur une méthode électromagnétique micro-onde. Ainsi, des caractérisations sans contact préliminaires de matériaux sont présentées. Cette technique doit être automatisée en bénéficiant de l'approche proposée pour la localisation et la navigation autonomes des robots.*

### Plan du chapitre

---

<b>V. 1.</b>	<b>Introduction.....</b>	<b>133</b>
<b>V. 2.</b>	<b>Méthodes conventionnelles de CND.....</b>	<b>133</b>
V. 2. 1.	<i>Test visuel.....</i>	133
V. 2. 2.	<i>Test ultrasonique.....</i>	134
V. 2. 3.	<i>Test radiographique.....</i>	134
V. 2. 4.	<i>Test par émission acoustique.....</i>	135
<b>V. 3.</b>	<b>Caractérisation hyperfréquence.....</b>	<b>135</b>
V. 3. 1.	<i>Pseudo-ondes et Mesure hétérodyne.....</i>	136
V. 3. 2.	<i>Le réflectomètre six-port.....</i>	139
V. 3. 3.	<i>Interaction onde - matière et techniques de caractérisation électromagnétique.....</i>	140
<b>V. 4.</b>	<b>Familiarisation avec les techniques de caractérisation hyperfréquence radar.....</b>	<b>143</b>
V. 4. 1.	<i>Principe de mesure.....</i>	143
V. 4. 2.	<i>Validation expérimentale du principe de mesure.....</i>	145
<b>V. 5.</b>	<b>Etude de faisabilité.....</b>	<b>152</b>
V. 5. 1.	<i>Introduction.....</i>	152
V. 5. 2.	<i>Système d'émission - réception à 60 GHz.....</i>	153

<i>V. 5. 3.</i>	<i>Mesures en trajectoire directe.....</i>	<i>153</i>
<i>V. 5. 4.</i>	<i>Mesures en trajectoire horizontale.....</i>	<i>155</i>
<i>V. 5. 5.</i>	<i>Mesures en présence de matériaux.....</i>	<i>157</i>
<i>V. 5. 6.</i>	<i>Mesures avec obstacle à ouverture.....</i>	<i>159</i>
<i>V. 5. 7.</i>	<i>Conclusion.....</i>	<i>160</i>
<b>V. 6.</b>	<b>Conclusion du chapitre V.....</b>	<b>161</b>

---

## V. 1. Introduction

Le Contrôle non destructif consiste à examiner un objet ou un matériau sans en affecter son utilisation future [203]. Les travaux de recherche initiés il y a vingt ans au sein du laboratoire ont démontré que les méthodes électromagnétiques hyperfréquences s'avèrent être de bonnes candidates pour des contrôles dans quasiment l'ensemble des grands secteurs de l'industrie [204]–[207]. Afin de situer le contexte de cette étude, un état de l'art succinct des méthodes de CND est d'abord proposé. Dans une deuxième partie, nous mettons en œuvre une méthode de caractérisation hyperfréquence de matériaux planaires diélectriques. Cette étude de faisabilité permet d'une part de constituer une base de données « matériaux » pour le traitement des signaux associés et d'autre part de disposer de données préliminaires en vue d'une intégration en environnement extérieur. En effet, sur les bases de cette étude préliminaire, nous nous intéressons dans la suite de ce chapitre à la conception d'un dispositif adapté à des contingences hors laboratoire. Nous démontrons l'intérêt d'opérer en gamme de fréquences millimétriques pour la miniaturisation du dispositif et l'amélioration de la sensibilité et précision électriques. En particulier, nous tirons profit des développements instrumentaux et logiciels présentés dans les chapitres précédents pour entrevoir une solution originale et versatile de CND hyperfréquence sur robots mobiles embarqués. Une étude de faisabilité préliminaire consiste à embarquer une tête d'émission radar sur un premier robot tandis qu'un deuxième robot est instrumenté à l'aide d'une tête radar réceptrice. Des caractérisations électriques sont proposées afin de situer les performances de la solution développée. Les limitations de la solution développée, notamment la nécessité de recouvrer la phase du signal hyperfréquence réfléchi par la cible, sont discutées.

## V. 2. Méthodes conventionnelles de CND

Nous présentons dans cette section quelques méthodes de CND bien établies dans la littérature. Les avantages et inconvénients des techniques sont décrits.

### V. 2. 1. Test visuel

Le test visuel<sup>53</sup> demeure la méthode la plus répandue des techniques de CND notamment pour la détection de défauts structuraux surfaciques [208]. En effet, les défauts de surface macroscopiques peuvent être directement observés par l'opérateur. Il existe deux types de tests visuels pour la détection des défauts de surface. La première catégorie regroupe les tests directs, qui utilisent la vision des voies observables. La seconde catégorie est basée sur des

---

<sup>53</sup> "Visual Testing, VT" in English

tests indirects, en utilisant des instruments optiques (par exemple, verres amplificateurs ou miroirs).

Les tests visuels présentent les avantages d'être peu coûteux, simples à mettre en œuvre et polyvalents. Cependant, la méthode qui est basée sur les perceptions humaines, peut souffrir d'un manque d'interprétation des données. De plus, seuls les défauts de surface peuvent être caractérisés.

### V. 2. 2. Test ultrasonique

Le test ultrasonique<sup>54</sup> est une technique d'inspection acoustique. L'opération nécessite des circuits d'émission et de réception, un outil de transduction et des dispositifs d'affichage. Il existe deux approches de CND par ultrasons généralement utilisées en fonction de l'application visée. Connue sous le nom d'approche par écho d'impulsion et de transmission, cette méthode est basée sur l'utilisation d'ondes sonores à haute fréquence (de 1 à 50 MHz). Cela permet la détection des défauts internes dans un matériau [209]. Le principe de fonctionnement est basé sur la mesure des « échos » de réflexion du signal de propagation rencontrant un défaut ou une interface.

Les principaux avantages de l'inspection ultrasonique sont la vitesse de balayage et la bonne résolution spatiale. Néanmoins, la caractérisation quantitative nécessite une procédure de calibrage préliminaire basée sur un échantillon de référence.

### V. 2. 3. Test radiographique

Le test radiographique<sup>55</sup> est l'une des méthodes les plus courantes pour caractériser les propriétés d'un matériau [149]. Une variété de méthodes de tests radiographiques a été introduite en fonction de l'application visée. Ces méthodes sont : la radiographie sur film<sup>56</sup> [210], la radiographie informatisée<sup>57</sup> [211], la tomographie informatisée<sup>58</sup> [212] et la radiographie numérique<sup>59</sup> [213]. Le principe des tests radiographiques est relativement simple : les rayons X ou les rayons  $\gamma$ , respectivement dans les gammes de fréquences  $3 \times 10^{16}$  Hz –  $3 \times 10^{19}$  Hz et  $3 \times 10^{19}$  Hz et plus, sont dirigés par une source radioactive vers le matériau sous investigation. Ces ondes électromagnétiques de très courte longueur d'onde traversent partiellement le matériau (entre  $10^{-12}$  m et  $10^{-8}$  m pour les rayons X et moins de  $10^{-12}$  m pour les rayons  $\gamma$ ). Une partie des signaux électromagnétiques est absorbée par le matériau. Un film photographique capte alors les rayons émergents.

---

<sup>54</sup> "Ultrasonic Testing, UT" in English

<sup>55</sup> "Radiographic Testing, RT" in English

<sup>56</sup> "Film radiography" in English

<sup>57</sup> "Computed radiography" in English

<sup>58</sup> "Computed tomography" in English

<sup>59</sup> "Digital radiography" in English

Le RT est une méthode très souvent utilisée pour l'inspection des soudures, en particulier pour détecter les défauts débouchant en surface ou enfouis. Comme la technique est basée sur les radiations ionisantes, les signaux doivent être confinés dans l'espace avec un blindage spécifique en plomb. Par conséquent, il est nécessaire d'utiliser cette méthode avec beaucoup de précaution.

#### V. 2. 4. Test par émission acoustique

Le test par émission acoustique AE<sup>60</sup> est une méthode d'inspection qui a été introduite pour la première fois en 1950 par Kaiser [214], [215]. Cette méthode repose sur l'utilisation d'instruments électroniques spécialisés pour détecter les sons audibles produits par la déformation en traction d'un échantillon de matériau. Dans son principe, les vibrations mécaniques sont générées par des défauts de matériaux tels que les microfissures, la délamination localisée ou l'arrachement et la rupture des fibres [216]. Les ondes de contrainte résultant de ce type de défauts s'étendent de manière concentrique à partir de leur origine et sont détectées par un réseau de capteurs piézoélectriques très sensibles.

La méthode AE diffère des autres méthodes de CND en ce que les signaux (les ondes de stress) sont émis par l'échantillon à tester, et non par des sources externes : plutôt que de fournir de l'énergie à l'objet, cette méthode écoute le « son » généré par l'énergie libérée dans le matériau sous test.

Plusieurs avantages de la méthode AE peuvent être cités, notamment la grande sensibilité, l'inspection rapide et complète à l'aide de plusieurs capteurs, le montage permanent des capteurs pour le contrôle du processus, et l'absence de nécessité de démonter et de nettoyer l'échantillon. D'autre part, l'inconvénient de ce type de test réside dans l'interprétation des données qui requiert une expertise pour corréliser les données d'émission acoustique avec des types spécifiques de mécanismes de dommages. Par conséquent, le traitement et l'analyse des données nécessitent beaucoup de temps.

### V. 3. Caractérisation hyperfréquence

Depuis des décennies, les techniques de caractérisation électrique et électromagnétique dans le domaine des hyperfréquences sont mises en œuvre dans les laboratoires de recherche et l'industrie. La pénétration de ces méthodes dans des secteurs aussi variés que l'électronique, l'aéronautique, le génie civil, la chimie ou la biologie s'expliquent par la nécessité de caractériser avec précision les composants électroniques et les matériaux. Ces caractérisations nous renseignent sur la santé du matériau ou du composant.

---

<sup>60</sup> "Acoustic Emission, AE" in English

Cette partie se veut une synthèse intégrant l'essentiel des fondements théoriques de l'interaction onde/matière, des techniques de caractérisation électrique/électromagnétique et de l'instrumentation associée. Les propriétés électromagnétiques des matériaux sont exposées en premier lieu. Les systèmes de mesure hyperfréquence sont présentés dans la deuxième partie. Les techniques de caractérisation électromagnétique sont développées en dernière partie.

### V. 3. 1. Pseudo-ondes et Mesure hétérodyne

Aux fréquences micro-ondes (300MHz – 30GHz) et millimétriques (30GHz – 300GHz), les phénomènes de propagation se traduisent par une variation des tensions et des courants le long des lignes de transmission. Les matrices impédance (Z), admittance (Y) ou hybride (H), relatives aux notions de tension et courant, sont difficiles à décrire. On préfère donc utiliser les pseudo-ondes relatives à la notion de puissance, grandeur facilement mesurable en gammes de fréquences micro-ondes et millimétriques, ce qui permet ainsi d'utiliser la matrice [S] des paramètres de dispersion.

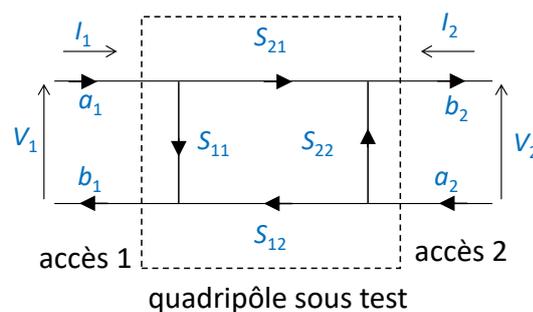
Les pseudo-ondes sont des quantités purement mathématiques qui peuvent être définies par rapport à une impédance de référence  $Z_{ref}$  arbitraire pour chaque accès du circuit, généralement  $50 \Omega$  pour les lignes coaxiales classiques.

Dans les plans du quadripôle représenté par le graphe de fluence en figure 5.1, les pseudo-ondes incidentes  $a_i$  et réfléchies  $b_i$  sont définies par :

$$a_i = \frac{\sqrt{\operatorname{Re}(Z_{ref}^i)}}{2|Z_{ref}|} (V_i + Z_{ref}^i I_i) \quad (5.1)$$

$$b_i = \frac{\sqrt{\operatorname{Re}(Z_{ref}^i)}}{2|Z_{ref}|} (V_i - Z_{ref}^i I_i) \quad (5.2)$$

où chaque accès 1 et 2 est défini par la tension  $V_i$ , le courant entrant  $I_i$  et son impédance de référence  $Z_{ref}^i$ .



**Figure 5. 1 :** Graphe de fluence dans le cas de la mesure d'un quadripôle.

Les paramètres  $S_{ij}$  d'un quadripôle sous test sont définis par la matrice de répartition [S] dont les paramètres complexes de réflexion ( $S_{11}$  et  $S_{22}$ ) et de transmission ( $S_{12}$  et  $S_{21}$ ) sont donnés par la relation matricielle suivante.

$$\begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} S_{11} & S_{12} \\ S_{21} & S_{22} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \end{bmatrix} \quad (5.3)$$

L'impédance de référence des systèmes de mesure en hyperfréquence est une valeur étalon et purement réelle de valeur  $Z_{ref} = 50 \Omega$ .

L'appareil de mesure classiquement utilisé pour mesurer le facteur de réflexion  $S_{11}$  d'un dipôle ou les paramètres  $S_{ij}$  ( $i = 1, 2$  et  $j = 1, 2$ ) d'un quadripôle est l'analyseur de réseaux vectoriel. Un analyseur de réseaux comporte d'une manière générale un module de génération du signal hyperfréquence (synthétiseur de fréquences), un module de séparation des signaux en diverses voies et un module de détection hétérodyne pour la mesure vectorielle des ondes incidentes  $a_i$  ( $i = 1, 2$ ) et émergentes  $b_i$  ( $i = 1, 2$ ).

La figure 5.2 illustre le principe de prélèvement des différents signaux hyperfréquences basé sur la réflectométrie. Afin de déterminer les quatre paramètres S sans avoir à retourner le quadripôle étudié, la source peut être dirigée vers l'accès 1 (ou l'accès 2) pour la mesure des paramètres  $S_{11}$  et  $S_{21}$  (ou  $S_{12}$  et  $S_{22}$ ) à l'aide d'un commutateur. L'architecture de l'analyseur de réseaux peut comporter également plusieurs sources hyperfréquences afin de s'affranchir de l'utilisation de commutateurs et augmenter la précision de mesure. La puissance injectée est contrôlée au moyen d'un atténuateur de manière à pouvoir ajuster la puissance lors des tests en fonction du dispositif à caractériser. La puissance fournie par la source est séparée en deux au travers d'un diviseur de puissance, une partie est dirigée vers la voie de référence, l'autre partie est dirigée vers le dispositif sous test. Les signaux A et B seront prélevés respectivement des signaux réfléchis et transmis à partir de coupleurs. Ces signaux RF sont translatés autour d'une fréquence intermédiaire au moyen d'un mélangeur et d'un oscillateur local. Ils sont ensuite échantillonnés, numérisés et traités par un processeur.

Les paramètres S du dispositif sous test sont alors calculés à partir de ces signaux par les formules suivantes :

$$S_{11} = \frac{A}{R} \quad (5.4)$$

$$S_{21} = \frac{B}{R} \quad (5.5)$$

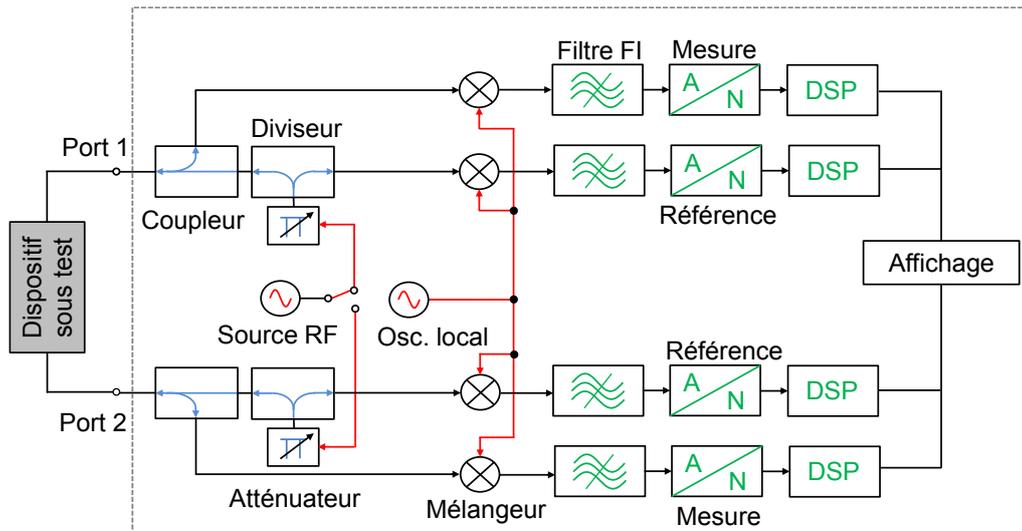


Figure 5. 2 : Architecture de l'analyseur de réseaux vectoriel.

Cependant, d'inévitables imperfections, inhérentes aux éléments constituant l'analyseur de réseaux, apparaissent lors de la mesure des paramètres S. Il est donc nécessaire de prendre en compte ces imperfections afin de corriger la mesure. C'est l'objet du calibrage vectoriel que l'on présente dans la suite.

L'emploi de l'analyseur de réseaux génère trois catégories d'erreurs de mesure : les erreurs systématiques (reproductibles), les erreurs aléatoires (non reproductibles) et les erreurs de dérive [217], [218].

- **Les erreurs systématiques** étant caractéristiques du système de mesure et reproductibles, une modélisation permet d'exprimer les paramètres S mesurés par l'analyseur de réseaux en fonction des paramètres S vraies et de termes d'erreur complexes. Ces termes d'erreur sont déterminés par une procédure de calibrage vectoriel (appelée également calibration).
- **Les erreurs aléatoires** sont inhérentes aux variations du système. Ces erreurs sont principalement imputables au bruit de l'instrument, la répétabilité des commutateurs et des connecteurs. Ces variations ne peuvent être prises en compte et donc corrigées de manière logicielle. La diminution de la bande passante de la fréquence intermédiaire (FI) et l'utilisation du moyennage permettront de réduire l'impact des erreurs aléatoires au détriment du temps de mesure.
- **Les erreurs de dérive** se produisent lorsque les performances du système changent après avoir effectué un calibrage vectoriel. Ces erreurs causées principalement par les variations de température peuvent être corrigées par un calibrage additionnel. Bien que les spécifications des analyseurs de réseaux vectoriels permettent des mesures dans la gamme de températures 0°C à 55°C, un environnement de mesure contrôlé (25°C ± 5°C) permet d'améliorer la précision de mesure en minimisant les erreurs de dérives.

De nombreux travaux relatifs aux procédures de calibrage sont décrits dans la littérature [219]-[221].

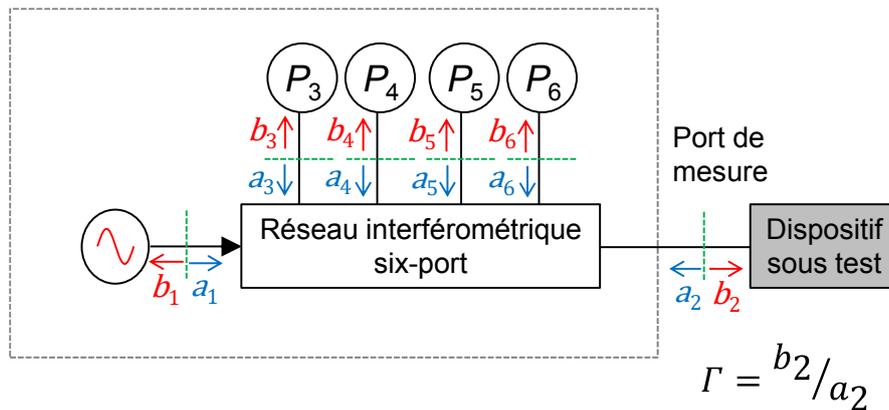
Les trois principaux fabricants d'analyseurs de réseaux sont KEYSIGHT TECHNOLOGIES®, ROHDE & SCHWARZ® et ANRITSU®. Les plages de fréquences disponibles aujourd'hui vont de 5 Hz jusqu'à 1,05 THz.

### V. 3. 2. Le réflectomètre six-port

Depuis leur introduction dans les années 1960, les analyseurs de réseaux hétérodynes demeurent les outils de référence pour la mesure hyperfréquence des propriétés des matériaux et des circuits. Cependant, leur complexité, leur sophistication, leur encombrement ou encore leur coût les cantonnent souvent à un environnement de laboratoire. On peut noter néanmoins que les fabricants d'analyseurs de réseaux ont développé et mis sur le marché des systèmes de mesure compacts pour faciliter leur pénétration dans un contexte industriel.

Parmi les alternatives à l'architecture hétérodyne des analyseurs de réseaux commerciaux, la technique six-port a connu un succès croissant dans les laboratoires de recherche académiques et de normalisation [222], [223]. Depuis son introduction par G. F. Engen dans les années 1960, cette technique investit aujourd'hui un grand nombre de domaines scientifiques [224].

La technique six-port est une méthode d'analyse de réseaux permettant la mesure d'impédances complexes. S'agissant de la mesure d'un facteur de réflexion, on parle de réflectomètre six-port. Ainsi, le réflectomètre six-port est un dispositif reposant uniquement sur des mesures de puissances suivies d'un traitement mathématique des données pour accéder à la mesure vectorielle de facteurs de réflexion. Son schéma de principe est illustré au travers du graphe donné en figure 5.3.



**Figure 5. 3 :** Synoptique du réflectomètre six-port.

Le signal hyperfréquence de référence alimente le réseau six-port par la voie 1. Le dispositif sous test (DST) dont nous cherchons à déterminer le facteur de réflexion  $\Gamma$  est relié à la voie 2. Les quatre voies restantes sont connectées à des détecteurs de puissance  $D_3$  à  $D_6$  qui mesurent chacun une superposition linéaire des ondes  $a_2$  et  $b_2$ . Après un calibrage du dispositif avec des charges entièrement ou partiellement connues, il est possible de remonter à la valeur du facteur  $\Gamma$  à partir des quatre puissances mesurées  $P_3$  à  $P_6$ .

Les réflectomètres à base de structures guidées, suggérés par G. F. Engen sont des réflectomètres dits « classiques » qui demeurent encore parmi les plus utilisés. Ils se composent de coupleurs directionnels (90° ou 180°) ou/et de diviseurs de puissances. En figure 5.4 est reporté le synoptique relatif au réflectomètre proposé par G. F. Engen [222]. La partie passive se compose de trois coupleurs 90°, d'un coupleur 180° et d'un coupleur 6 dB.

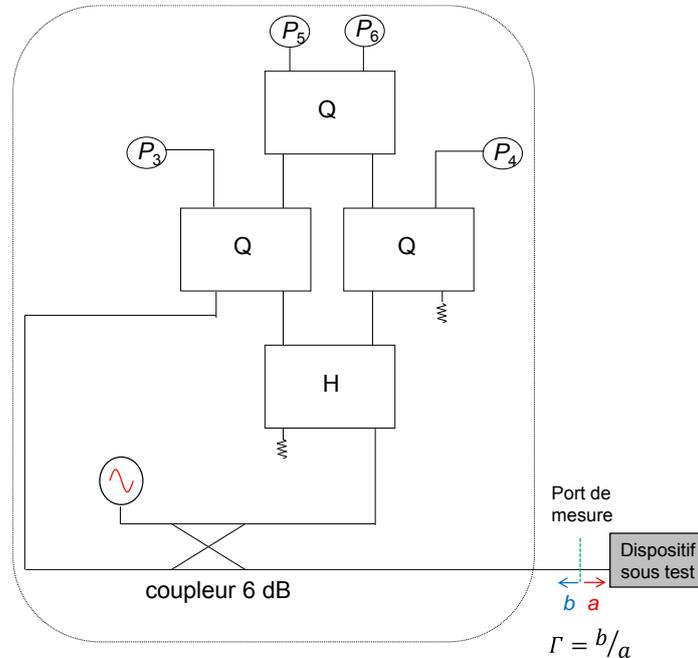


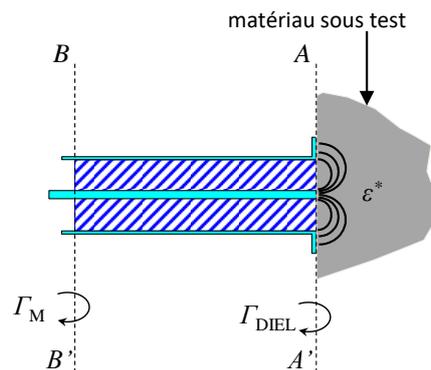
Figure 5. 4 : Réflectomètre six-port à base de coupleurs directs [224].

### V. 3. 3. Interaction onde - matière et techniques de caractérisation électromagnétique

Lorsqu'une onde hyperfréquence rencontre une transition entre deux milieux diélectriques, trois types d'effets vont intervenir suivant la nature de la surface de transition.

- i. **Réflexion et réfraction** : si la surface du matériau est plane, le rayonnement est réfléchi selon les lois de l'optique géométrique. Si le second milieu est plus ou moins transparent aux ondes, le rayonnement peut aussi être transmis au travers de celui-ci.
- ii. **Diffusion** : A l'échelle sub-longueur d'onde, le rayonnement électromagnétique peut interagir avec les particules (ou la surface du matériau). Dans ce cas, l'onde hyperfréquence est redistribuée dans l'espace suite à l'interaction avec la particule (ou la surface). Les caractéristiques de la diffusion sont liées à la fois à la taille des particules (ou la rugosité de surface) et à la longueur d'onde du signal hyperfréquence incident.
- iii. **Absorption** : Le phénomène correspond à la dissipation de l'énergie électromagnétique dans le matériau et dépend principalement du facteur de dissipation diélectrique du matériau.

**Sonde coaxiale ouverte :** Il est bien plus souvent pratique de mesurer le signal réfléchi par un objet plutôt que le signal transmis. C'est le cas notamment lorsqu'une seule face du matériau est accessible. La méthode de caractérisation diélectrique par sonde (ou ligne) coaxiale repose ainsi sur la détermination du facteur de réflexion de la discontinuité entre une sonde coaxiale ouverte et le matériau sous investigation sur une large gamme de fréquences. Cette méthode est l'une des plus répandues car elle ne nécessite pas à priori de conditionnement du matériau sous test. La technique nécessite de placer la sonde en contact franc avec le matériau solide ou en immergeant la sonde dans le cas de la mesure de liquides (figure 5.5).



**Figure 5. 5 :** Mesure en réflexion à l'aide d'une sonde coaxiale.

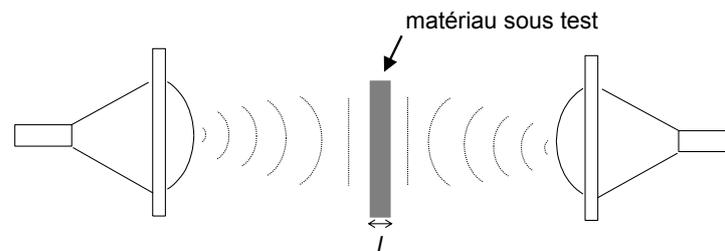
De tels capteurs peuvent également opérer de manière sans contact en maintenant précisément un espacement (appelé communément "standoff distance" ou "lift off" en anglais) entre le capteur et l'objet sous test. La formulation du problème direct consiste à établir la relation entre le facteur de réflexion mesuré dans le plan à l'entrée de la ligne coaxiale et la permittivité complexe du matériau sous investigation. De nombreux modèles analytiques et numériques ont été décrits dans la littérature [225], [226]. Le choix de la modélisation dépendra du compromis entre la précision escomptée de la permittivité complexe et la simplicité de mise en œuvre.

La figure 5.6 représente le kit de mesure diélectrique par sonde coaxiale ouverte commercialisé par la société KEYSIGHT TECHNOLOGIES® [227]. Cet équipement permet d'extraire la permittivité diélectrique complexe d'un matériau dans la bande de fréquences allant de 200 MHz à 50 GHz.



**Figure 5. 6 :** Kit de mesure diélectrique par sonde coaxiale ouverte- KEYSIGHT TECHNOLOGIES® N1500A [226].

**Espace libre** : Les techniques de mesure en espace libre pour la détermination des propriétés électromagnétiques des matériaux ont connu un intérêt grandissant [228]. En effet, ce type de caractérisation présente des avantages au regard d'autres techniques. La méthode permet notamment des mesures non destructives et sans contact. Le principe de mesure bi-statique (basée sur deux antennes) est illustré en figure 5.7. Dans cette configuration, l'analyseur de réseaux est associé à deux antennes identiques pour réaliser la mesure des paramètres  $S$  relatifs au matériau sous test. Ce dernier est inséré perpendiculairement à la direction de propagation à mi-trajet entre les deux antennes. Le matériau est considéré homogène et symétrique ( $S_{11} = S_{22}$  et  $S_{12} = S_{21}$ ) et doit être choisi assez grand de telle manière à intercepter toute l'énergie électromagnétique rayonnée. Afin de s'affranchir des imprécisions causées par les effets de diffraction sur les arêtes de l'échantillon et par les réflexions multiples entre les antennes et la surface de l'échantillon, des précautions d'usage sont nécessaires. En pratique, des antennes cornets utilisant des lentilles sont généralement employées afin de minimiser ces effets de diffraction mais surtout de rendre le faisceau paraxial dans le matériau sous test. Ces antennes sont montées généralement sur un chariot mobile.



**Figure 5. 7** : Mesure bi-statique en espace libre.

Le calibrage vectoriel de la structure en espace libre permet de déterminer les paramètres  $S$  dans les plans du matériau en fonction des paramètres  $S$  mesurés par l'analyseur de réseaux. La technique de calibrage généralement utilisée est dénommée GRL<sup>61</sup>. Cette technique similaire au calibrage LRM<sup>62</sup> des structures guidées nécessite la mesure de trois étalons de calibrage en espace libre :

- **Line** : La mesure est effectuée à vide (sans échantillon). L'énergie électromagnétique est transmise à travers l'air entre les deux antennes.
- **Reflect** : Une plaque métallique est utilisée pour réfléchir entièrement le signal incident vers l'antenne d'émission. La plaque métallique est également utilisée comme étalon d'isolation puisqu'aucun signal n'est détecté par l'antenne opposée.
- **Gated match** : Cet étalon de calibrage a pour fonction d'absorber l'énergie électromagnétique transmise pour éviter les réflexions

<sup>61</sup> Acronym of "Gated match, Reflect, Line"

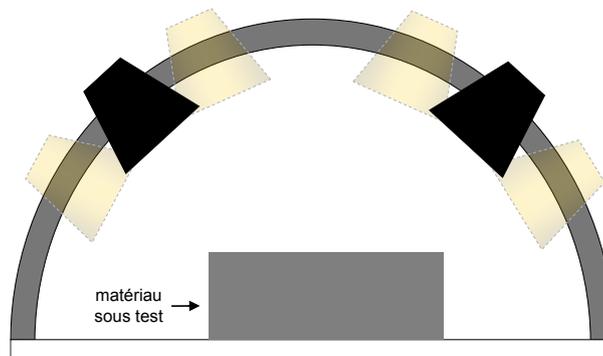
<sup>62</sup> Acronym of "Line, Reflect, Match"

du signal vers l'antenne. Un des moyens les plus simples serait de diriger l'antenne vers l'air (libre de tout obstacle) mais la mise en œuvre s'avère difficile dans un contexte de laboratoire et induit une erreur de calibrage inhérente aux mouvements des antennes et des câbles. Les réflexions sont donc éliminées de manière logicielle par un filtrage temporel (option **time gating** des analyseurs de réseaux vectoriels).

La simplicité de la technique de mesure en fait un bon candidat pour la caractérisation électromagnétique en régimes millimétrique et submillimétrique [229]. En particulier, des systèmes quasi-optiques permettent d'étendre les gammes de fréquences de la méthode aux fréquences THz [230].

Il est important de choisir des antennes qui produisent un front d'ondes TEM<sup>63</sup> dans le plan du matériau de telle manière à simplifier la modélisation. Le même formalisme que celui utilisé pour les méthodes en transmission permet ainsi d'extraire les caractéristiques électromagnétiques de la mesure à partir de la mesure des paramètres S.

Une technique en espace libre alternative a été introduite par l'US Naval Research Lab (NRL) en 1945 sous le vocable **arche NRL** [231]. Cette méthode s'avère particulièrement intéressante pour déterminer la dépendance des propriétés électromagnétiques (particulièrement l'absorption) à l'angle d'incidente du trajet hyperfréquence. Le banc de mesure se compose de deux antennes fixées sur une armature en forme d'arche comme l'illustre la figure 5.8. L'échantillon est placé en champ lointain.



**Figure 5.8 :** Mesure bi-statique en espace libre par la méthode NRL.

## V. 4. Familiarisation avec les techniques de caractérisation hyperfréquence radar

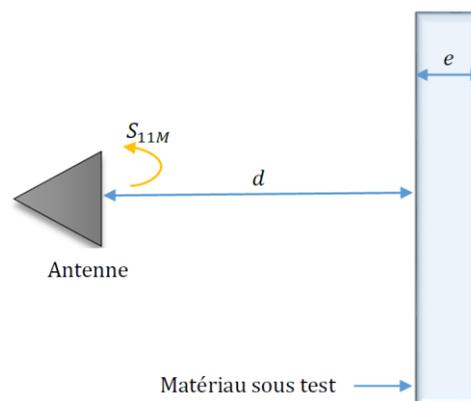
### V. 4. 1. Principe de mesure

Dans ce type de caractérisation, les protocoles de mesure sont relativement bien établis. La configuration usuelle, dite bi-statique (figure 5.7)

<sup>63</sup> Ondes transverses électromagnétique

consiste en la mesure du coefficient de transmission complexe  $S_{21m}$  du matériau sous investigation à l'aide de deux antennes respectivement d'émission et de réception. Des précautions d'usage sont nécessaires afin de s'affranchir des imprécisions causées par les effets de diffraction sur les bords du matériau sous test. En pratique, des antennes cornets couplées à des lentilles permettent de minimiser les phénomènes de diffraction et rendre le faisceau paraxial dans le matériau. Le traitement de signal associé consiste en un calibrage vectoriel associé à un filtrage temporel. Si cette technique s'avère efficace dans un contexte de laboratoire, sa transposition sur robots mobiles embarqués s'avère difficile compte tenu des équipements nécessaires.

Compte tenu de l'application visée, nous optons pour une technique de mesure mono-statique. En effet, les applications envisagées (détection de défauts d'ouvrage par exemple) ne permettent l'accès que d'un côté du matériau. Dans ce cas, une seule antenne est utilisée pour l'émission et la réception des ondes électromagnétiques rayonnées. Le principe de mesure retenu dans cette étude est représenté par le synoptique donné en figure 5.9. Dans cette configuration de mesure, l'analyseur de réseaux vectoriel est associé à une antenne cornet pour réaliser la mesure du coefficient de réflexion complexe  $S_{11m}$  du matériau diélectrique planaire d'épaisseur  $e$  et située à une distance  $d$  de l'antenne.



**Figure 5. 9 :** Principe de la mesure mono-statique.

Afin de réduire les effets de diffraction, la distance  $d$  est réduite dans la zone champ-proche de l'antenne. Les systèmes de mesure envisagés dans la suite de cette étude, opérant sur une faible bande de fréquences, ne permettant pas de réaliser la fonction de filtrage temporelle, un étalonnage de la structure de mesure sera donc nécessaire. Dans la suite de cette étude, nous nous focalisons sur la partie expérimentale. En particulier, opérer en zone de champ-proche nécessite un formalisme mathématique pour l'établissement du modèle de propagation considérant des ondes sphériques. Ces développements, planifiés pour la dernière partie de la thèse, ont été largement impactés par la période de fermeture du laboratoire durant la crise sanitaire. Néanmoins, ces

résultats préliminaires s'avèrent intéressants pour entrevoir de manière sereine la transposition de la technique sur robots mobiles.

#### V. 4. 2. Validation expérimentale du principe de mesure

Une campagne de mesure basée sur la technique mono-statique en champ-proche est proposée afin de situer les performances de mesure en termes de sensibilité et répétabilité de la mesure. Les caractérisations sont effectuées au laboratoire à l'aide de systèmes de mesure conventionnels. Une antenne cornet (SIVERSIMA PM 7320X/01) est connectée à un analyseur de réseaux vectoriel (Agilent N5242A) à l'aide d'un câble coaxial à haute tenue de phase (figure 5.10). Notons que l'analyseur de réseaux vectoriel nous permet d'effectuer des caractérisations sur une large bande de fréquences (10 MHz – 26,5 GHz). La puissance hyperfréquence délivrée est fixée à 0 dBm (1 mW) et la fréquence intermédiaire IFBW<sup>64</sup> de l'analyseur de réseaux vectoriel à 100 Hz.



**Figure 5. 10 :** Banc de mesure expérimental basé sur une antenne cornet (SIVERSIMA PM 7320X/01) connectée à l'analyseur de réseaux vectoriel Agilent N5242A.

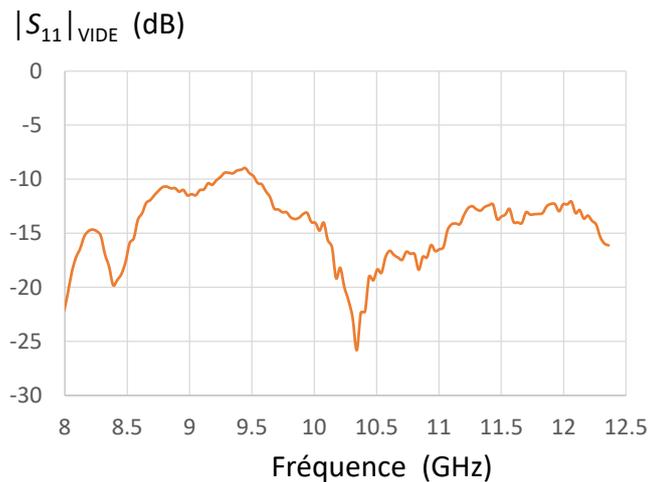
L'antenne cornet ainsi que le matériau sous test sont montés sur un chariot mobile permettant des déplacements continus sur une course de 30 cm. L'antenne cornet, illustrée en figure 5.10 possède des parois évasées de forme exponentielle permettant une adaptation dans une large gamme de fréquences (tableau 5.1).

<b>Référence de l'antenne</b>	PM7320X/01
<b>Bande de fréquences</b>	8,2 – 12,4 GHz
<b>Gain à mi-bande</b>	16 dB
<b>TOS</b>	1,25
<b>Guide d'onde</b>	R100 (WR90)
<b>Poids</b>	300 g

**Tableau 5. 1 :** Données constructeur de l'antenne cornet.

<sup>64</sup> Acronym of "Intermediate Frequency Bandwidth"

Nous mesurons le coefficient de réflexion en module de l'antenne à vide (sans cible) dans sa bande fréquentielle de fonctionnement 8,2 – 12,4 GHz après calibrage vectoriel dans le plan d'entrée de l'antenne (figure 5.11). Ainsi, l'adaptation mesurée est pratiquement sous la valeur -10 dB entre 8,2 et 12,4 GHz. La valeur de taux d'ondes stationnaires donnée par le constructeur et correspondant à un module du coefficient de réflexion à vide d'environ -19 dB est obtenue au milieu de la bande passante de l'antenne.



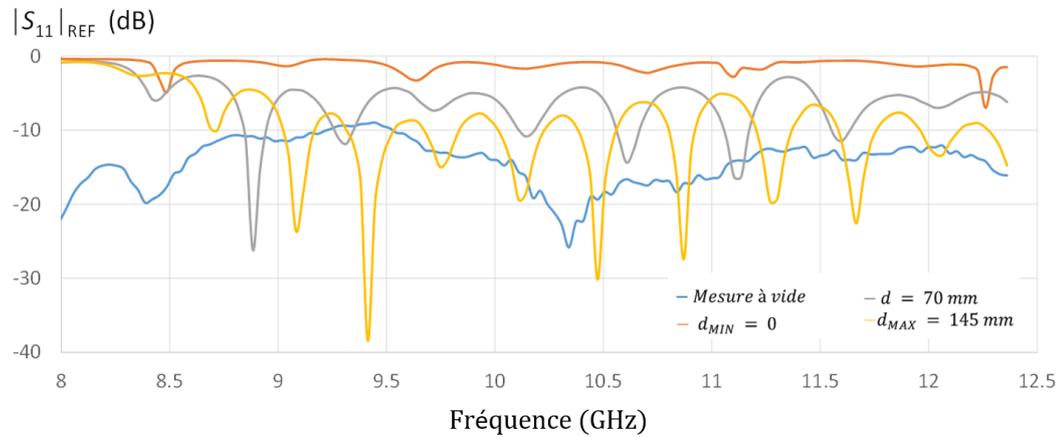
**Figure 5. 11 :** Adaptation de l'antenne cornet PM7320X/01 en fonction de la fréquence (calibrage vectoriel de type Ecal).

Signalons que cette caractérisation préliminaire est effectuée dans un environnement perturbé, non anéchoïque. Incidemment, les ondes électromagnétiques rayonnées par l'antenne et réfléchies par les objets vers l'antenne perturbent la mesure. Par conséquent, l'antenne doit être dégagée de tout objet réflectif sur une distance estimée en pratique à 2 mètres.

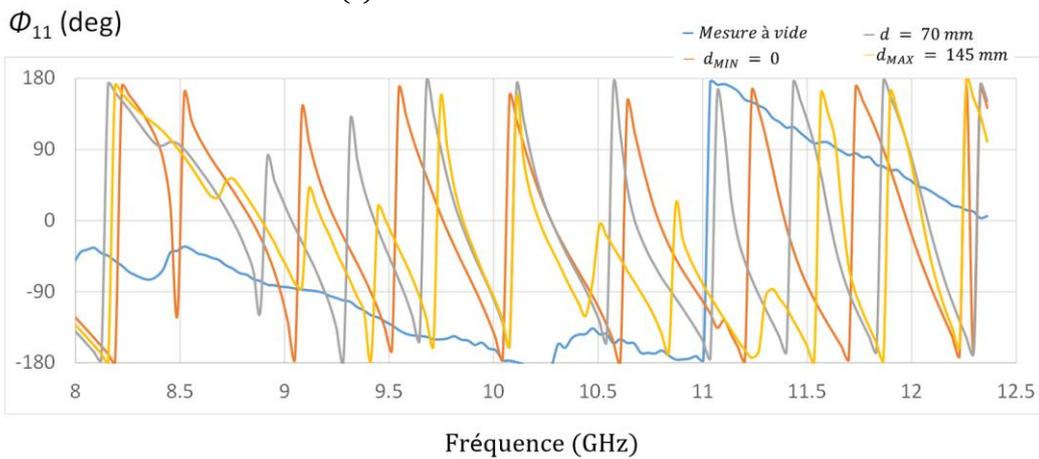
Afin d'évaluer la réponse du système de mesure, nous déplaçons un objet réflecteur (plaque métallique de coefficient de réflexion théorique -1) de taille  $50 \times 50 \text{ cm}^2$  pour des distances  $d$  variant du contact à 14,5 cm. Nous relevons le coefficient de réflexion dans la bande de fréquences d'intérêt avec un pas de déplacement  $d_{STEP} = 1 \text{ mm}$ . A titre d'illustration, nous présentons en figure 5.12 les données obtenues pour  $d_{MIN} = 0, d = 70 \text{ mm}$  et  $d_{MAX} = 145 \text{ mm}$ .

Pour la distance  $d_{MIN} = 0$ , nous observons un module du coefficient de réflexion pratiquement autour de 0 dB. En effet, l'onde électromagnétique est entièrement réfléchi par la plaque métallique. La phase du signal suit une évolution quasi-linéaire, signature d'une propagation pseudo-guidée dans l'antenne. Pour la distance  $d = 70 \text{ mm}$  et  $d_{MAX} = 145 \text{ mm}$ , nous notons une diminution du module du coefficient de réflexion inhérent aux pertes en espace libre. Le phénomène d'interférences constructives et destructives est lié aux reconstructions vectorielles entre les signaux d'adaptation (mesure à vide), le signal réfléchi par la cible ainsi que le signal re-rayonné (signal réfléchi par l'antenne vers la cible). Les phases des coefficients de réflexion montrent des

évolutions quasi-linéaires en dehors des pics de résonance relatives à la propagation des signaux en espace libre.



(a) Module du coefficient de réflexion



(b) Phase du coefficient de réflexion

**Figure 5. 12 :** Comparaison des (a) modules et (b) phases des coefficients de réflexion mesurés sur une plaque métallique de référence dans la bande de fréquences 8,2 – 12,4 GHz.

La campagne de mesure précédente nous indique que la distance  $d$  et la fréquence de fonctionnement sont deux paramètres sensibles aux grandeurs mesurées (i.e. module et phase du coefficient de réflexion complexe). En particulier, la distance antenne – matériau doit être connue précisément pour adresser la caractérisation fine de matériaux sans contact. En effet, la particularité des mesures hyperfréquences réside dans le fait que le plan de la mesure (au niveau du plan d’entrée de l’antenne) et le plan du matériau sont distants. Par conséquent, un calibrage de type vectoriel est nécessaire pour exprimer le coefficient de réflexion guidée (dans le plan d’entrée de l’antenne) en fonction du coefficient de réflexion en espace libre dans le plan du matériau. Cette étape d’étalonnage préliminaire repose sur le relevé du coefficient de réflexion complexe  $S_{11}$  en considérant un matériau connu (i.e. plaque métallique de coefficient de réflexion -1). Cet étalonnage est basé sur la mesure

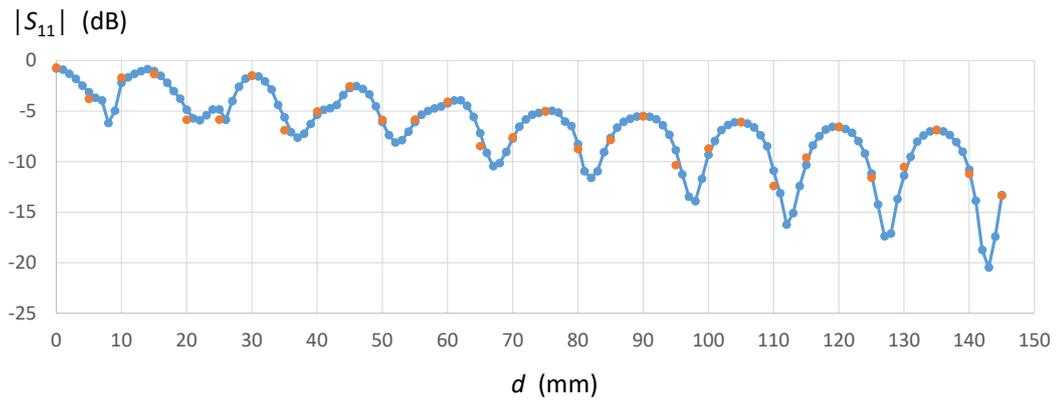
du coefficient de réflexion  $S_{11}$  de la plaque métallique en fonction de la distance  $d$ , en espace libre :

$$S_{11} = |S_{11}|(d). e^{j\phi(d)} \quad (5.6)$$

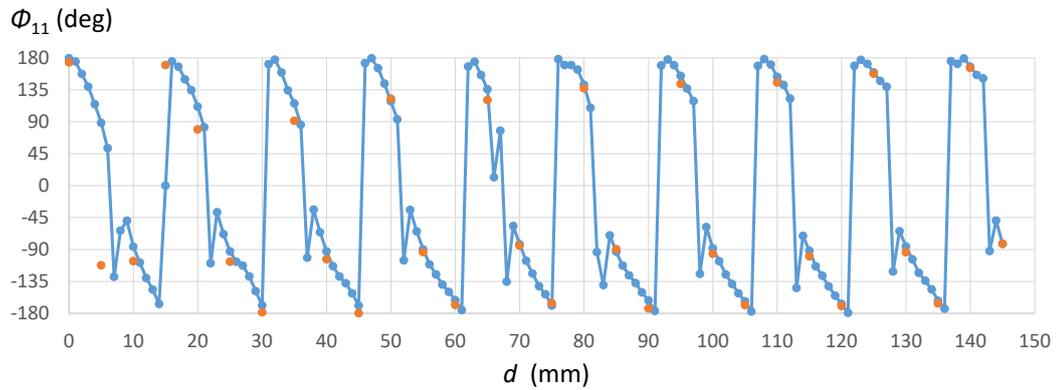
Nous présentons à titre d'exemple en figure 5.13 les variations du module et de la phase du coefficient de réflexion complexe  $S_{11}$ , mesurées en fonction de la distance  $d$  entre l'antenne et la plaque métallique à la fréquence test de 10 GHz. La caractérisation est effectuée également dans le sens inverse (sens du retour).

D'après la figure 5.13(a), l'amplitude du coefficient de réflexion  $S_{11}$  décroît en fonction de la distance. Ainsi, sur la plage de distances considérée, la valeur du coefficient de réflexion évoluant de 0 dB à - 20 dB correspond au premier ordre à l'atténuation de l'onde électromagnétique en espace libre (aller et retour de l'onde électromagnétique). Nous observons de nouveau des maximums et des minimums qui se reproduisent tous les quarts d'ondes qui correspondent au premier ordre à des interférences constructives et destructives entre les ondes. La phase du coefficient de réflexion  $S_{11}$  est légèrement distordue du fait des réflexions multiples entre la cible et l'antenne. Cette distorsion peut être compensée par le calibrage en espace libre.

La reproductibilité de la mesure est vérifiée par la comparaison entre les données observées dans les sens aller et retour. En particulier, nous traçons en figures 5.14(a) et 5.14(b) les évolutions des erreurs relatives sur le module et sur la phase du coefficient de réflexion en fonction de la distance  $d$ . Ainsi, nous observons des erreurs maximales sur le module de 18% et 30% sur la phase respectivement. Les erreurs sont principalement imputables à l'erreur de repositionnement de la plaque métallique et la stabilité de cette dernière (tilt angulaire). Signalons que ce positionnement est effectué manuellement à l'aide d'une graduation millimétrique. Une erreur de positionnement maximale  $\Delta d = 1 \text{ mm}$  engendre une erreur sur la phase  $\Delta\Phi_{11} = 4\pi \Delta d / \lambda_0$  avec  $\lambda_0$  la longueur d'onde en espace libre à 4 GHz, soit 75 mm. L'erreur est donc d'environ  $20^\circ$ , en accord avec les données observées. L'erreur de positionnement impacte également la mesure de l'amplitude du coefficient de réflexion avec une erreur maximale observée de 16 %. Nous démontrons ici l'intérêt d'un positionnement précis par la robotique mobile. En particulier, la montée en fréquence, si elle permet de miniaturiser les dispositifs et augmenter la sensibilité, présente une plus forte sensibilité aux erreurs de positionnement et ne peut donc être envisagée que par l'apport de la robotique mobile pour le positionnement précis de l'antenne par rapport à la cible.

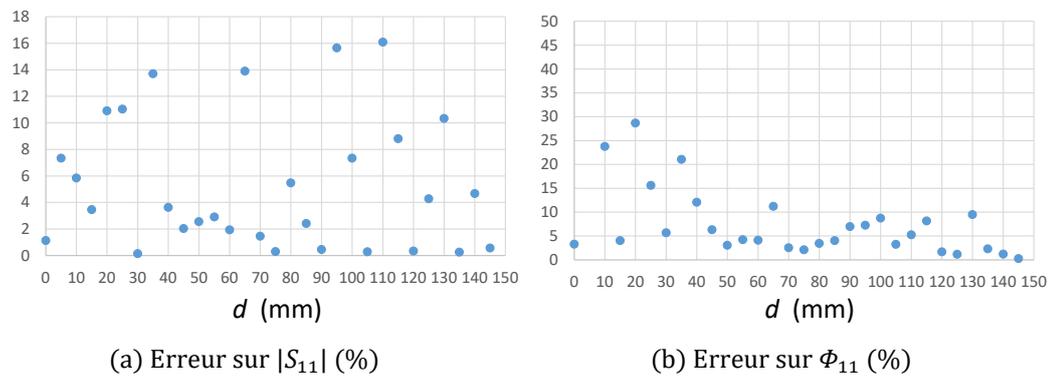


(a) Module du coefficient de réflexion



(b) Phase du coefficient de réflexion

**Figure 5. 13 :** Mesure hyperfréquence (a) du module et (b) de la phase du coefficient de réflexion  $S_{11}$  en fonction de la distance  $d$  entre l'antenne et la plaque métallique à la fréquence test 10 GHz.



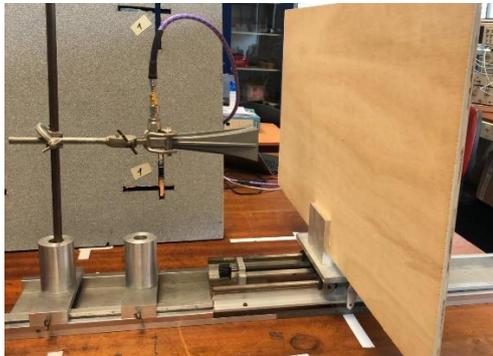
(a) Erreur sur  $|S_{11}|$  (%)

(b) Erreur sur  $\Phi_{11}$  (%)

**Figure 5. 14 :** Erreurs relatives de reproductibilité sur (a) le module et (b) la phase du coefficient  $S_{11}$  en fonction de la distance  $d - f = 10$  GHz.

Ces mesures d'étalonnage doivent être associées à une procédure de modélisation pour exprimer le coefficient de réflexion mesuré en fonction de la distance  $d$  et de termes d'erreurs complexes. Cette problématique n'a pas été abordée lors de la thèse. En effet, compte tenu de la période de fermeture du laboratoire inhérente à la crise sanitaire, il s'agit par la suite de se focaliser principalement sur la mise en œuvre d'une technique de caractérisation mono-statique dans un environnement de laboratoire. Ainsi, nous nous intéressons

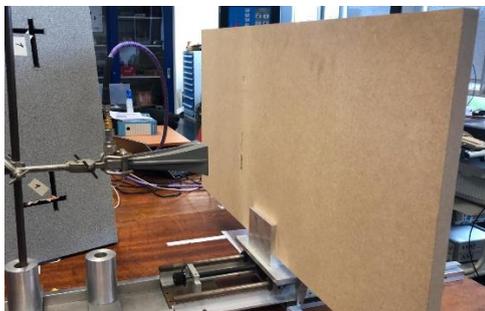
dans la suite à la caractérisation des matériaux diélectriques (figure 5.15). Les relevés sont effectués pour trois distances  $d$  (antenne-matériau), respectivement 12, 13 et 14 cm.



(a) Bois contreplaqué ( $e = 6mm$ )



(b) Bois contreplaqué ( $e = 9mm$ )



(c) Bois contreplaqué ( $e = 18mm$ )



(d) Panneau en bois aggloméré ( $e = 10mm$ )



(e) Plexiglas ( $e = 3mm$ )

**Figure 5. 15** : Banc de caractérisation hyperfréquence mono-statique pour la mesure sans contact de matériaux planaires.

Bien que les caractérisations aient été effectuées sur une large gamme de fréquences, nous nous focalisons pour chacun des matériaux sur les relevés des coefficients de réflexion  $S_{11}$  en module et phase à la fréquence test de 10 GHz. Les tests sont effectués en considérant le matériau seul ou le matériau au contact d'une plaque métallique en face arrière (tableau 5.2). En effet, l'onde incidente subit une réflexion à l'interface air-matériau, une transmission air-matériau, des réflexions multiples au sein du matériau, et une transmission matériau-air. Afin d'étudier les phénomènes, la plaque métallique permet

d'obtenir une réflexion totale associée à un déphasage de la phase de l'onde de  $\pi$  en face arrière.

$d$ (cm)	Bois contreplaqué $e = 6$ mm		Bois contreplaqué $e = 9$ mm		Bois contreplaqué $e = 18$ mm		Bois aggloméré $e = 10$ mm		Plexiglas $e = 3$ mm	
	$ S_{11} $ (dB)	$\Phi_{11}$ (deg)	$ S_{11} $ (dB)	$\Phi_{11}$ (deg)	$ S_{11} $ (dB)	$\Phi_{11}$ (deg)	$ S_{11} $ (dB)	$\Phi_{11}$ (deg)	$ S_{11} $ (dB)	$\Phi_{11}$ (deg)
12	-15.41	-128.65	-13.24	-151.32	-13.25	-143.75	-15.52	-155.68	-20.04	-179.17
12*	-16.48	-135.49	-12.16	-150.56	-14.595	-145.4	-15.75	-168.82		
13	-15.72	168.05	-15.29	-153.66	-15.88	-175.42	-12.23	-169.43	-18.76	-177.00
13*	-15.34	169.15	-15.754	-161.58	-15.91	-176.37	-12.12	-168.92		
14	-10.74	-173.3	-13.64	-172.04	-14.45	-176.95	-12.32	-155.8	-10.36	-159.55
14*	-10.80	-173.18	-13.75	-172.92	-14.22	-176.68	-12.45	-155.35		

(\*Le matériau est au contact d'une plaque métallique en face arrière)

Tableau 5. 2 : Valeurs des coefficients de réflexion relevées à 10 GHz.

Pour le bois contreplaqué d'épaisseur 6 mm à une distance 12 cm de l'antenne, la présence de la plaque métallique modifie le module du coefficient de réflexion de 1 dB et la phase du coefficient de réflexion de 7 degrés environ. Néanmoins, les phénomènes dominants demeurent la réflexion à l'interface air-matériau et la transmission au sein du matériau. Pour des distances de 13 et 14 cm, les pertes en espace libre associées impactent la sensibilité de mesure de manière significative. Nous retrouvons un comportement quasi-similaire pour l'ensemble des bois considérés. Pour des épaisseurs variables de bois contreplaqué, les données mesurées varient fortement, démontrant la capacité de la technique à investiguer le cœur d'un matériau diélectrique. Rappelons que les méthodes optiques ne permettent que la caractérisation surfacique. Pour le dernier cas, le contraste de permittivité du plexiglas autour de 3,5 contre 2,5 environ pour le bois implique une forte variation des données mesurées pour les deux types de matériaux.

Ces données préliminaires demeurent instructives pour envisager la transposition de la technique sur robots mobiles :

- La sensibilité de la technique est démontrée sur des matériaux dont les propriétés diélectriques sont très proches. Si la technique s'avère sensible à ces propriétés de réflexion du matériau sous investigation, il faut tout de même signaler que l'onde subissant également une propagation au sein du matériau, le signal mesuré est fonction donc des propriétés diélectriques ainsi que de l'épaisseur du matériau. Dans le cas de matériaux stratifiés (couches de matériaux présentant des indices différents), le problème se complexifie notamment pour les matériaux dit « fins » (devant la longueur d'onde d'illumination).
- Si des modélisations de l'onde électromagnétique dans des cas triviaux, matériau homogène (matériau interceptant l'ensemble du rayonnement électromagnétique) et à faible rugosité (surface plane), les applications envisagées en environnement réel ne permettront pas d'appliquer ces modélisations analytiques. Opérer avec des antennes directives (présentant des résolutions spatiales fines) s'avèrent

difficiles à mettre en œuvre compte tenu des équipements mis en jeu pour focaliser le faisceau. De plus, cette technique nécessite de mettre en œuvre des techniques d'imagerie point à point pour imager une surface importante.

- L'analyseur de réseaux revêt un caractère universel. En effet, il permet d'opérer sur des gammes de fréquences et de puissances importantes. Il permet, en outre, la mesure des quatre paramètres  $S_{ij}$  ( $i = 1,2$  et  $j = 1,2$ ) nécessaires à la caractérisation de quadripôles passifs ou actifs. Néanmoins, sa transposition pour des contingences industrielles s'avère problématique ; le système étant surdimensionné en termes d'encombrement et de poids. Le coût élevé est un facteur limitatif pour permettre une pénétration industrielle de la technique.
- Le choix de la fréquence d'opération, conditionnée en premier lieu par les normes d'émission en vigueur, la taille des antennes, et la sensibilité de mesure s'avère un choix déterminant en particulier pour l'implémentation sur robots mobiles.
- L'effet de l'environnement (vibration mécaniques, température, humidité) impacte considérablement la mesure. Les mesures présentées précédemment ont été effectuées avec précaution dans un environnement contrôlé en température. La moindre perturbation mécanique (collègue approchant du banc de mesure ou ouvrant la porte) impacte directement la réponse mesurée.

Compte tenu de ces conclusions, dans la suite de ce chapitre, nous nous intéressons à la transposition de la technique de caractérisation en espace libre en environnement hors laboratoire. Nous optons pour le développement d'un système opérant en gamme de fréquences millimétriques afin de réduire l'encombrement du dispositif de mesure et des antennes. De plus, la sensibilité de mesure est directement corrélée à la longueur d'onde du signal hyperfréquence et permet d'entrevoir ainsi une solution matérielle à haut pouvoir de sensibilité et de résolution spatiale.

## V. 5. Etude de faisabilité

### V. 5. 1. Introduction

Dans cette section, nous présentons une étude de faisabilité d'une méthode de CND à ondes millimétriques en espace libre. La méthode proposée est basée sur le développement d'un radar bi-statique fonctionnant dans la gamme de fréquences 57-63 GHz ( $60 \text{ GHz} \pm 5\%$ ) [232, p. 15], [233], [234]. L'instrumentation proposée est constituée d'un émetteur (source associée à une antenne d'émission) et d'un récepteur (détecteur de puissance connecté à une antenne de réception). L'émetteur est embarqué sur le premier robot (robot émetteur) qui peut être commandé par une station de travail distante. Le récepteur est intégré au second robot (robot récepteur) pour récupérer la propagation à travers la structure qui les sépare (le matériau sous test).

Après une présentation du capteur scalaire à micro-ondes bi-statique, nous présentons d'abord des tests et des mesures sans obstacles. Ensuite, des applications liées aux mesures en présence de divers types de matériaux sont présentées.

## V. 5. 2. Système d'émission – réception à 60 GHz

Nous considérons une version simplifiée de la technologie à six ports en n'utilisant que la détection scalaire à ondes millimétriques qui consiste en :

- Un émetteur (figure 5.16(a)) (VCO-PLL<sup>65</sup>) générant un signal à onde continue. La fréquence utilisée dans cette expérience est fixée à 60 GHz ( $\lambda = 5$  mm) et la puissance d'entrée à 11 dBm. Le port de sortie du VCO-PLL est connecté à une antenne à cornet à guide d'ondes métallique à polarisation verticale.
- Un récepteur (figure 5.16(b)) qui consiste en une antenne à guide d'ondes associée à un détecteur de puissance en bande V. Ce dernier fournit à sa sortie une tension continue qui caractérise le niveau de puissance RF appliqué à son entrée. Derrière le détecteur, vient le voltmètre qui permet de lire la tension récupérée et de remonter ainsi à la puissance détectée (figure 5.17).

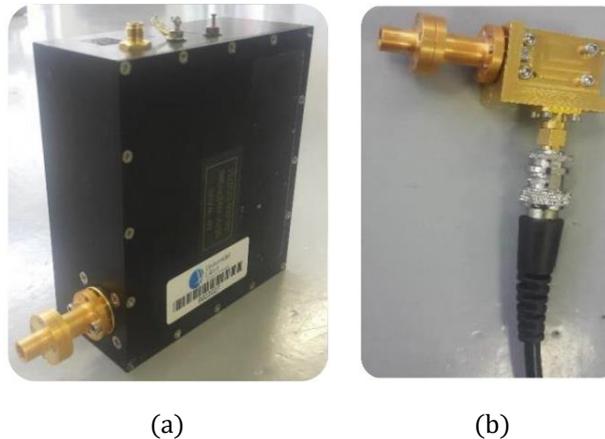


Figure 5. 16 : Emetteur (a) et récepteur (b) à 60 GHz.

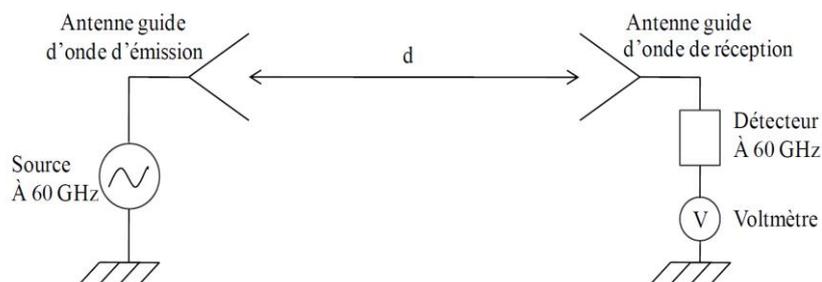


Figure 5. 17 : Prototype du système d'émission - réception à 60 GHz.

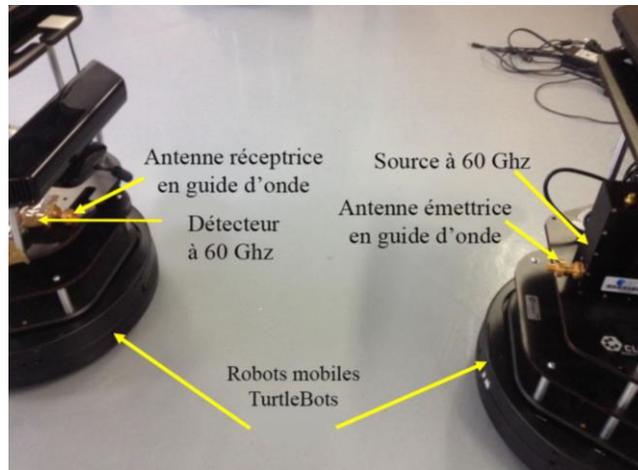
L'émetteur et le récepteur sont embarqués sur deux robots à roues séparés par une distance variable, et permettant le relevé de la tension du voltmètre.

## V. 5. 3. Mesures en trajectoire directe

Nous réalisons une expérience de base consistant à intégrer le système émetteur-récepteur sur des robots mobiles et à lire les tensions détectées en fonction de la distance entre les deux robots tout en maintenant le robot

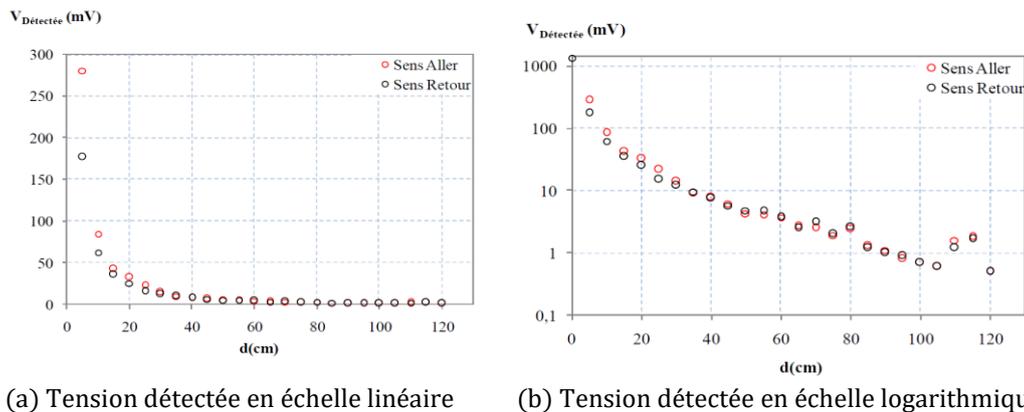
<sup>65</sup> Acronym of "Voltage-Controlled Oscillator Phase-Locked Loop"

émetteur fixe. La pose des deux robots est contrôlée de manière à ce qu'ils soient en vis-à-vis afin d'obtenir une puissance maximale au niveau du récepteur (figure 5.18).



**Figure 5. 18 :** Émetteur et récepteur embarqués sur deux robots distincts.

La figure 5.19 montre les variations de la tension continue détectée en fonction de la distance  $d$  entre l'émetteur et le récepteur. La même mesure est effectuée dans le sens inverse (sens de retour).



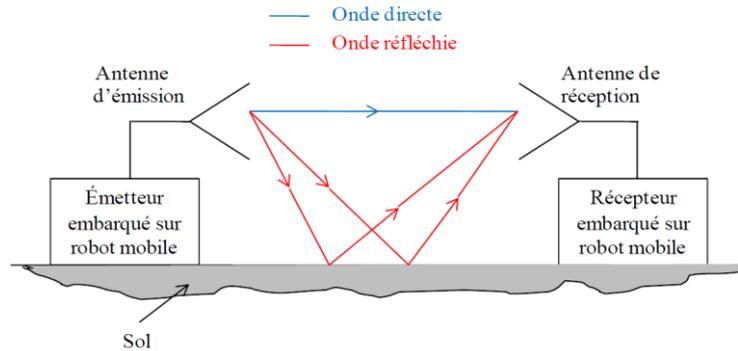
**Figure 5. 19 :** Tension détectée à la sortie du détecteur en fonction de la distance émetteur/récepteur - fréquence = 60 GHz.

D'après ce graphique, la décroissance de la tension détectée sous la forme de  $1/d$  est liée aux pertes de propagation en espace libre. La reproductibilité de la mesure est vérifiée par la comparaison entre les données observées dans les directions aller et retour qui sont très proches. Sur certaines distances de fonctionnement nous remarquons qu'il y a des changements rapides (figure 5.19 (b)). Cela est dû au fait que dans un environnement réel, nous sommes confrontés aux problèmes d'interférences et des réflexions multiples.

**Problème des réflexions multiples et son impact sur les résultats obtenus :**

Dans un environnement réel, le système émetteur-récepteur est confronté au problème des réflexions multiples. Le récepteur reçoit l'onde qui

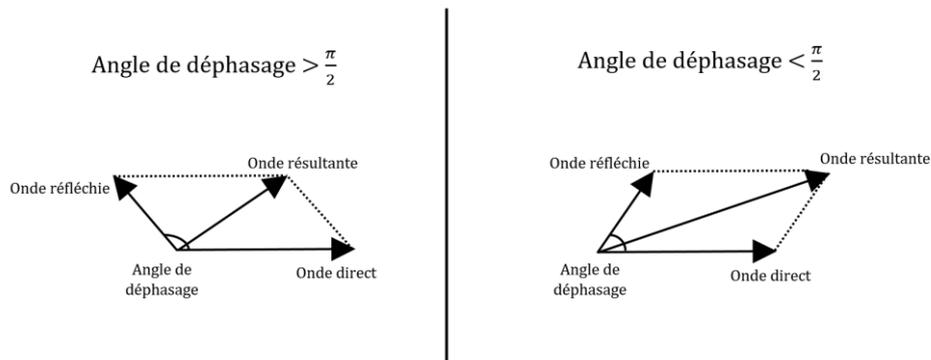
suit un chemin direct provenant de l'émetteur. Il reçoit également les ondes réfléchies par les différents objets de son environnement et par le sol. La figure suivante met en évidence ce phénomène.



**Figure 5. 20 :** Mise en évidence des réflexions multiples dans la propagation en espace libre.

Comme les ondes réfléchies parcourent un chemin plus long, elles arrivent déphasées par rapport à l'onde directe. Ce déphasage peut être constructif ou destructif selon l'angle de déphasage :

- Si l'angle de déphasage est inférieur à  $\pi / 2$ , il est alors constructif.
- Si l'angle de déphasage est supérieur à  $\pi / 2$ , il est alors destructif.



**Figure 5. 21 :** Illustration du déphasage constructif et destructif.

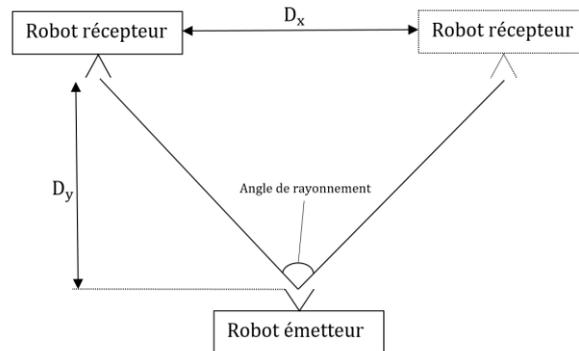
Comme le montre la figure 5.21, si le déphasage est inférieur à  $\pi/2$ , l'onde réfléchie renforce l'onde directe et le signal résultant reçu par l'antenne de réception aura une amplitude plus grande. Par contre, si le déphasage est supérieur à  $\pi / 2$ , l'onde réfléchie détruit l'onde directe et le signal résultant reçu par l'antenne réceptrice aura une amplitude plus faible.

Néanmoins, pour des distances entre les deux antennes allant jusque 50 cm, correspondant à  $100 \lambda_0$  ( $\lambda_0 = 5$  mm, longueur d'onde en espace libre à  $f = 60$  GHz), l'impact des trajets multiples est négligeable. Cette distance maximale est en faveur d'une opération en zone champ-proche, les ondes millimétriques autour de 60 GHz subissant une forte absorption par les molécules de dioxygène de l'air, et incidemment une forte atténuation du signal mesuré.

#### V. 5. 4. Mesures en trajectoire horizontale

Dans cette partie, nous effectuons des mesures en déplaçant le robot récepteur sur une trajectoire horizontale (que nous appelons  $D_x$ ) par un pas de

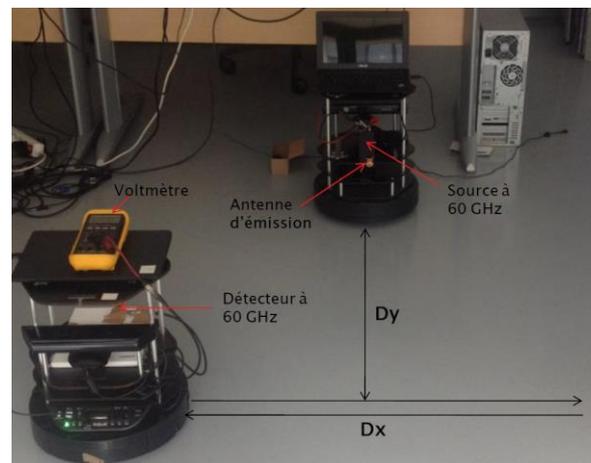
5 cm, toujours en gardant le robot émetteur fixe. Nous fixons la distance en trajectoire directe (que nous appelons  $D_y$ ), puis nous balayons la trajectoire horizontale  $D_x$  (sens aller et retour). La figure suivante montre de manière détaillée les tests effectués.



**Figure 5. 22 :** Mesures à 60 GHz en balayage horizontal du récepteur, avec émetteur fixe et distance en vis-à-vis ( $D_y$ ) fixe.

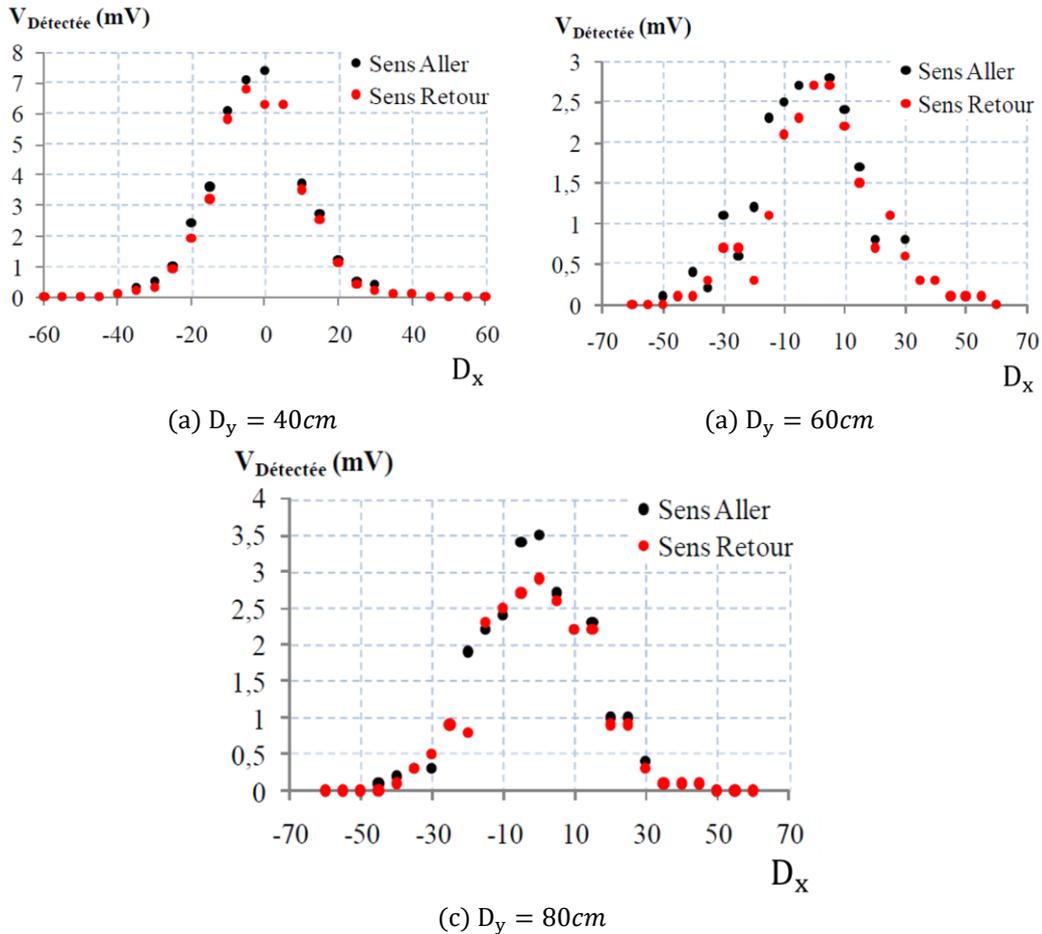
Nous effectuons trois tests, pour trois distances horizontales  $D_y$  différentes : 40, 60 et 80 cm. Ces mesures nous permettront de déterminer l'angle de rayonnement de l'émetteur.

Pour avoir une idée de l'allure du signal que l'on va obtenir, un bref rappel sur le diagramme de rayonnement et l'angle d'ouverture d'une antenne est présenté dans l'annexe B. La figure suivante montre le test en balayage horizontal.



**Figure 5. 23 :** Le test de balayage horizontal à 60 GHz.

La figure 5.24 montre l'évolution de la tension détectée en fonction de la distance horizontale  $D_x$  (en cm) pour les trois distances de  $D_y$  (40, 60 et 80 cm).



**Figure 5. 24 :** Tension détectée à la sortie en fonction de la distance horizontale  $D_x$ .

Il semble logique que la valeur maximale de la tension obtenue soit pour (a)  $D_x = 0cm$ . On remarque sur les trois courbes de la figure 5.24 que pour  $D_y = 40cm$ , nous avons peu de réflexions multiples (peu de pics et de trous). Cependant, pour  $D_y = 60cm$  et  $D_y = 80cm$ , on remarque la présence de pics et de trous, significatifs du phénomène des réflexions multiples. Nous démontrons, encore une fois, la nécessité d'opérer à des distances en deçà de 50 cm.

### V. 5. 5. Mesures en présence de matériaux

Dans cette sous-section, nous présentons les mesures effectuées en présence de différents types de matériaux (figure 5.25). Les robots sont commandés de manière à maintenir une distance fixe de 40 cm entre eux. A cette distance de séparation entre les ouvertures des antennes, la tension mesurée est de 7,8 mV en espace libre. Les matériaux testés sont placés entre les deux robots (en considérant trois distances différentes entre l'émetteur et le matériau sous test) ; la tension du récepteur est donc mesurée. Le tableau 5.3 correspond aux valeurs des tensions reçues en fonction des caractéristiques du matériau ainsi que de la distance entre l'émetteur et le matériau. Lorsque

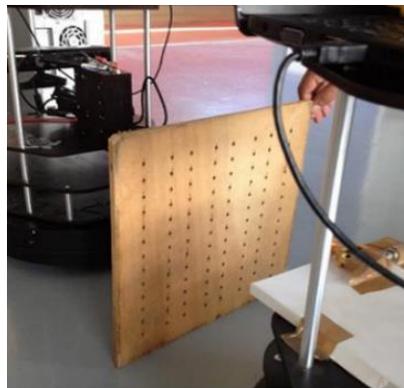
l'émetteur et le récepteur sont à une distance fixe de 40 cm l'un de l'autre, les tensions collectées sont beaucoup plus faibles qu'en espace libre.



(a) Bois contreplaqué



(b) Céramique



(c) Bois percé

**Figure 5. 25** : Caractérisation des matériaux planaires en tenant compte des différentes distances entre les robots.

Matériaux	Dimensions [longueur, largeur, épaisseur] en cm	Position du matériau par rapport à l'émetteur	Tension mesurée
Bois contreplaqué	[107.8, 92.0, 0.858]	10 cm	5.2 mV
		20 cm	6.1 mV
		30 cm	5.8 mV
Céramique	[121.0, 91.0, 0.409]	10 cm	6.3 mV
		20 m	6.8 mV
		30 cm	6.0 mV
Bois percé	[32.7, 31.4, 1.007]	10 cm	4.1 mV
		20 cm	4.7 mV
		30 cm	4.0 mV

**Tableau 5. 3** : Tensions mesurées en fonction de la nature du matériau et de sa distance par rapport à l'émetteur.

Si ces caractérisations peuvent à priori paraître basiques, elles demeurent très instructives sur le comportement de la propagation des signaux. L'onde est atténuée lorsqu'elle traverse le matériau. Cette atténuation diffère selon le matériau utilisé, sa permittivité et d'autres paramètres tels que son épaisseur. Pour les trois cas considérés, on observe que la puissance maximale détectée est atteinte lorsque le matériau est placé à une distance égale des deux robots. Dans ce cas, la position du matériau est favorable à la focalisation des ondes électromagnétiques. En effet, l'angle d'ouverture des antennes de l'ordre de  $90^\circ$  implique la propagation de l'onde suivant un angle solide aussi bien pour l'antenne d'émission que pour l'antenne de réception. Autrement dit, une partie de l'onde n'est pas interceptée par l'antenne de réception pour des distances antenne-matériau ou matériau-antenne supérieures à 20 cm.

Dans le cas pratique, pour envisager la problématique de l'Evaluation Non Destructive (END) qui va bien au-delà de celle du Contrôle Non Destructif (CND), des optimisations matérielles et logicielles devront être considérées pour enrichir la quantité d'informations mesurées. L'END en gamme de fréquences millimétriques consistera en effet à acquérir des informations quantitatives et physiques sur la nature du matériau tandis que le CND, par essence, se résume au contrôle (détection d'inhomogénéité par exemple). Ces problématiques seront discutées en conclusion de ce chapitre.

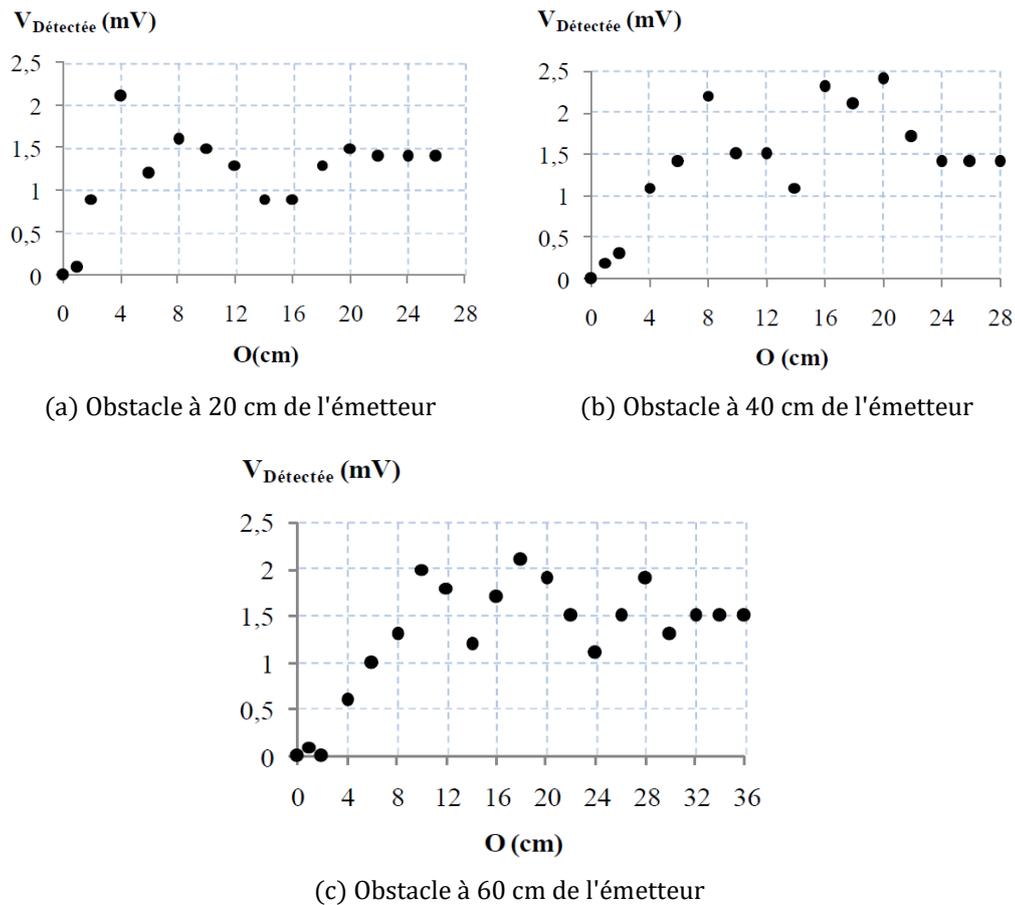
#### V. 5. 6. Mesures avec obstacle à ouverture

Dans cette dernière partie, nous effectuons des mesures à travers une ouverture créée à l'aide de deux obstacles. Nous fixons dans un premier temps la distance entre les deux robots à 80 cm. Nous collons également les deux obstacles côte à côte, puis petit à petit nous les séparons pour simuler une ouverture. Nous relevons donc la tension détectée à la sortie. Nous changeons également la position de l'obstacle, en le positionnant à 20 cm de l'émetteur, puis à 40 et 60 cm. La figure 5.26 montre le test effectué.



**Figure 5. 26 :** Mesures de la tension DC à travers l'ouverture d'un obstacle.

Les valeurs des tensions relevées pour chaque position de l'obstacle sont présentées en fonction de la dimension de l'ouverture « O » dans la figure suivante :



**Figure 5. 27 :** Tension DC détectée en fonction de la dimension de l'ouverture.

Nous remarquons que la tension détectée fluctue en fonction de la dimension de l'ouverture avant de se stabiliser. Cette fluctuation est due aux différentes réflexions sur les bords de l'ouverture entraînant des déphasages constructifs et destructifs. Dès que l'ouverture est suffisamment grande et que tout le signal transmis la traverse, il ne se produit plus de réflexions sur les bords de l'échantillon et le signal reçu devient constant. Ces caractérisations démontrent la capacité de la technique à détecter des contrastes de matériaux pour des résolutions spatiales de l'ordre du centimètre. Compte tenu du caractère hétérogène de l'expérience consistant à éclairer deux matériaux (métal et air) dont seule la géométrie est impactée, cette étude relève du champ du CND.

### V. 5. 7. Conclusion

L'implémentation d'une solution radar opérant à 60 GHz et permettant la mesure scalaire de la puissance rayonnée entre deux antennes positionnées respectivement sur un robot émetteur et un robot récepteur a été présentée. Les tests préliminaires ont permis de poser les bases d'une solution d'END pour la caractérisation à haut pouvoir de résolutions électrique et spatiale.

## V. 6. Conclusion du chapitre V

Les techniques de caractérisation hyperfréquence ont connu un succès grandissant dans les laboratoires de recherche académiques. Dans un premier temps, au travers d'un état de l'art, nous avons montré la pertinence des techniques en espace libre en regard d'autres techniques couramment rencontrées en laboratoire. La prise en main des instruments hyperfréquences, notamment au travers de la mise en œuvre d'un banc de mesure mono-statique a permis de poser les premiers jalons d'une méthode simple, sans contact, faible puissance et adaptée à la mesure de matériaux planaires distants de l'antenne. Fort de ces premiers résultats, la transposition de la technique aux fréquences millimétriques autour de 60 GHz a été entreprise. Afin d'enrichir les possibilités de mesure, nous avons opté pour une architecture bi-statique embarquant les têtes d'émission et de réception sur deux robots mobiles différents. Cette configuration permet une multitude de configurations (distance, position linéaire, position angulaire entre les robots ou/et matériaux). En guise de démonstration, nous avons présenté quelques résultats préliminaires pour valider le principe de mesure. Néanmoins, dans le but d'aboutir à une solution complète d'END en gamme de fréquences millimétriques, les perspectives de ces travaux sont posées et une thèse est engagée en 2021. Il s'agira notamment d'implémenter un dispositif de mesure de type Six-Port, basé sur quatre détecteurs de puissance pour recouvrer le module et la phase des signaux hyperfréquences. Il s'agira d'élargir également la bande de fréquences d'utilisation dans la bande de fréquences 57 – 63 GHz. Des discussions sur les bénéfices / désavantages d'opérer simultanément en réflexion / transmission sur chacun des robots doivent être opérées. Cette solution offrira des potentialités proches de celles des analyseurs de réseaux commerciaux à un coût réduit, un encombrement et un poids adaptés à l'intégration sur robot mobile. L'END requiert l'établissement du problème direct consistant à faire le lien entre les données mesurées et les grandeurs d'intérêt. Dans le cas de matériaux homogènes, des modélisations analytiques sont en cours de développement pour la mesure sans contact des propriétés diélectriques du matériau sous investigation. Dans le cas de matériaux complexes, hétérogènes, il s'agira d'établir des bases de données matériaux tout en bénéficiant des configurations de mesure et de la plage fréquentielle offerte par la technique développée pour enrichir les informations. Les capteurs décrits dans les chapitres précédents s'avèrent inéluctables pour interagir avec le capteur hyperfréquence. En effet, la mesure des propriétés des matériaux ne peut être envisagée que si la position des antennes et de la cible sous investigation est précisément connue.



# Chapitre VI.

## Conclusion et Perspectives

Afin de clore ce rapport, nous présentons une conclusion permettant de résumer les apports de ce travail. Nous terminons par une liste de quelques pistes de recherche envisagées.

### VI. 2. Conclusion

Les objectifs de cette étude peuvent être subdivisés en deux parties :

1. Développer des méthodes centralisées/décentralisées de fusion tolérantes aux défauts dans l'objectif d'assurer une navigation autonome collaborative, sûre, précise et intègre de robots mobiles.
2. Concevoir et intégrer une instrumentation hyperfréquence embarquée pour le contrôle non destructif des structures de l'environnement immédiat d'un robot mobile.

Dans la première partie de ce rapport, nous avons discuté la complexité du filtre de Kalman et du filtre informationnel en termes de charge de calculs. En profitant des propriétés de chacun de ces filtres, nous avons proposé un filtre combiné qui fournit les mêmes estimations. Ce filtre est caractérisé par une charge calculatoire réduite comparativement aux deux autres. Ce filtre est d'autant plus intéressant que le nombre de capteurs est important.

D'autre part, nous avons utilisé une approche de fusion de données multi-capteurs basée sur l'algorithme d'intersection de covariances. Cette approche est très utile dans le cas d'un système composé de plusieurs sous-systèmes collaboratifs dont les covariances sont incomplètes ou inconnues.

Ces deux premiers points nous ont amené à discuter trois architectures de fusion de données. Nous avons d'abord présenté l'architecture classique, dite « centralisée », pour laquelle tous les calculs sont effectués par une station de travail centrale. Dans le cadre d'un pilotage en ligne et en temps réel du système, ce type d'architecture peut entraîner une surcharge calculatoire de la station, surtout si le nombre de sous-systèmes et de capteurs (i.e. d'informations) est considérable. D'autre part, il est nécessaire de dimensionner un réseau de communication à large bande passante, sous peine de dysfonctionnement du système. La deuxième architecture présentée est entièrement distribuée. Dans cette situation, tous les calculs sont réalisés par les sous-systèmes eux-mêmes. Il faudra alors dimensionner ces sous-systèmes de façon à ne pas entraîner leur surcharge calculatoire. Finalement, nous avons présenté une troisième

architecture intermédiaire, dite partiellement décentralisée, permettant une répartition des calculs sur les différents composants du système. L'algorithme d'intersection des covariances des mesures est implémenté sur chaque sous-système. Les estimations des mesures sont dès lors envoyées à la station centrale, qui exécute le filtre correspondant à la fusion des mesures, permettant l'estimation de l'état de chaque sous-système.

Dans une deuxième partie de ce document, une phase de diagnostic des capteurs a été introduite à travers une reformulation de la stratégie de détection en utilisant un critère basé sur l'entropie. Ce processus permet la détermination d'un seuillage adaptatif visant à améliorer les performances des méthodes de détection de rupture dans les signaux. En particulier, nous avons considéré les cartes de contrôle basées sur les statistiques du Cusum et de l'EWMA. L'application de cette approche à toutes mesures permet de détecter et d'exclure les capteurs défectueux de la procédure de fusion et d'estimation. Une approche de fusion de données multi-capteurs tolérante aux défauts des capteurs est par conséquent proposée.

Pourtant, le calcul du seuil prend en considération toutes les observations précédentes. Il s'ensuit que le seuil calculé automatiquement risque d'être influencé de manière significative par les différents changements passés. Afin de résoudre ce problème, nous avons proposé une technique de fenêtrage. Cette technique consiste à fixer une fenêtre temporelle glissante de taille  $n$  : à chaque itération, seules les  $n$  observations les plus récentes sont considérées. Deux méthodes permettant de déterminer la taille de cette fenêtre ont été proposées. La première méthode se base sur la valeur lissée, et la seconde, sur l'entropie conditionnelle minimale. L'avantage de cette dernière est de pouvoir être utilisée en ligne et en temps réel.

Afin de valider nos approches méthodologiques, une application à la robotique mobile collaborative est envisagée, permettant de traiter du problème de la localisation, en temps réel, d'un système de deux robots mobiles équipés d'un nombre minimum de capteurs. L'objectif est d'estimer précisément la pose de chaque robot mobile en minimisant la charge de calculs, et selon une architecture décentralisée appropriée. Notre stratégie a montré une tolérance aux défauts des capteurs en assurant une robustesse vis-à-vis des fausses alarmes et des détections manquées.

Ces robots sont destinés à répondre à la caractérisation hyperfréquence de leur environnement proche. Ainsi, une technique de mesure, dite bi-statique, a été mise en place. Elle consiste en la mesure des paramètres  $S$  du matériau sous test correspondant aux obstacles immédiats du robot. Cette technique est réalisée à l'aide de deux antennes, respectivement d'émission et de réception, associées à un analyseur de réseaux vectoriel. Dans cette étude, nous avons présenté une preuve de concept en considérant plusieurs types de matériaux. Les résultats ont montré leur intérêt puisqu'ils permettent de déduire qu'un

traitement plus approfondi de la mesure du déphasage transmis ou/et du coefficient de réflexion complexe mesuré permettrait de lever toute ambiguïté liée à la caractérisation complète de la structure sous test.

### VI. 3. Perspectives

Pour compléter ces travaux, nous pouvons énoncer les pistes de recherche suivantes :

- La conception et l'étude du problème de la commande robuste, ainsi que l'analyse de la charge de calculs requise.
- L'extension de notre démarche de détection de défauts des capteurs aux défauts des actionneurs.
- Dans le quatrième chapitre, nous avons défini le résidu comme la différence entre la mesure provenant du capteur et la valeur prévue par le modèle d'évolution. De nombreuses questions restent en suspens concernant l'optimisation de ces résidus, en fonction de critères de robustesse et de sensibilité.
- Une piste très intéressante semble être l'utilisation du critère entropique pour la justification du modèle de bruit dans les filtres bayésiens.
- Le développement des algorithmes de traitement de signal et/ou de réseaux de neurones capables d'évaluer l'état du matériau sous test : présence de défauts, débouchant en surface ou sous-surfacique. Ces algorithmes permettront également de déterminer les propriétés physiques de celui-ci : épaisseur, permittivité, etc. Forts des résultats obtenus récemment dans le cadre du projet européen H2020 NMBP MMAMA (<https://www.mmama.eu>), et en partenariat avec l'équipementier KEYSIGHT TECHNOLOGIES™, nous proposons une solution bien au-delà de l'état de l'art en termes de vitesse d'opération en interfaçant le dernier système de mesure vectoriel 1-6 GHz de Keysight® avec des antennes à faisceaux focalisées (réalisées par impression 3D ou en matériau composite) pour constituer un banc de test bi-statique versatile.
- Le système sera également éprouvé afin d'adresser une application relative à la détection de mouvements mécaniques de faibles fréquences et amplitudes (e.g. détection des fréquences respiratoire et cardiaque d'un individu) au travers d'obstacles.
- Dans un environnement réel, nous sommes confrontés au problème des réflexions multiples. Ainsi, le signal total mesuré est lié au signal LOS avec des signaux résiduels supplémentaires liés aux propagations multiples entre les deux antennes. Les ondes réfléchies parcourent un chemin plus long que l'onde directe et le signal reçu au niveau du récepteur sera la somme vectorielle de toutes les ondes transmises. Ce problème peut affecter les données de manière significative. L'utilisation d'antennes de focalisation et de stratégies de calibrage ainsi que la mise en œuvre de la technologie à six ports seront étudiées dans le cadre de travaux futurs visant à obtenir des données quantitatives.



# Annexe A

Opération matricielle	Dimensions des matrices	Charge de calculs
$A + B = C$	$[n \times m] + [n \times m]$	$nm$
$A + B = S$	$[n \times n] + [n \times n]$	$\frac{1}{2}n^2 + \frac{1}{2}n$
$I + A = B$	$[n \times n] + [n \times n]$	$n$
$A \cdot B = C$	$[n \times m] \cdot [m \times \ell]$	$2nm\ell - n\ell$
$A \cdot B = S$	$[n \times m] \cdot [m \times n]$	$n^2m + nm - \frac{1}{2}n^2 - \frac{1}{2}n$
$A^{-1} = B$	$[n \times n]$	$\frac{1}{6}(16n^3 - 3n^2 - n)$

Tableau A. 1 : Charge de calculs des opérations matricielles élémentaires [161].

	Opération matricielle	Dimensions des matrices	Charge de calculs
Étape de prédiction	$F_k X_{k-1/k-1}$	$[n \times n]. [n \times 1]$	$2n^2 - n$
	$F_k P_{k-1/k-1}$	$[n \times n]. [n \times n]$	$2n^3 - n^2$
	$F_k P_{k-1/k-1} F_k^T$	$[n \times n]. [n \times n]$	$n^3 + \frac{n^2}{2} - \frac{n}{2}$
	$F_k P_{k-1/k-1} F_k^T + Q_k$	$[n \times n] + [n \times n]$	$\frac{n^2}{2} + \frac{n}{2}$
Étape de mise à jour	$H_k P_{k/k-1}$	$[m \times n]. [n \times n]$	$2n^2m - nm$
	$H_k P_{k/k-1} H_k^T$	$[m \times n]. [n \times m]$	$nm^2 + nm - \frac{m^2}{2} - \frac{m}{2}$
	$H_k P_{k/k-1} H_k^T + R_k$	$[m \times m] + [m \times m]$	$\frac{m^2}{2} + \frac{m}{2}$
	$(H_k P_{k/k-1} H_k^T + R_k)^{-1}$	$[n \times m]$	$\frac{1}{6}(16m^3 - 3m^2 - m)$
	$P_{k/k-1} H_k^T S_k^{-1}$	$[n \times m]. [m \times m]$	$2nm^2 - nm$
	$K_k H_k$	$[n \times m]. [m \times n]$	$2n^2m - n^2$
	$I - K_k H_k$	$[n \times n] + [n \times n]$	$n$
	$K_k Z_k$	$[n \times m]. [m \times 1]$	$2nm - n$
	$(I - K_k H_k) X_{k/k-1}$	$[n \times n]. [n \times 1]$	$2n^2 - n$
	$(I - K_k H_k) X_{k/k-1} + K_k Z_k$	$[n \times 1] + [n \times 1]$	$n$
$(I - K_k H_k) P_{k/k-1}$	$[n \times n]. [n \times n]$	$n^3 + \frac{n^2}{2} - \frac{n}{2}$	

Tableau A. 2 : Charge de calculs du filtre de Kalman [161].

	Opération matricielle	Dimensions des matrices	Charge de calculs
Étape de prédiction	$F_k Y_{k-1/k-1}^{-1}$	$[n \times n]. [n \times n]$	$2n^3 - n^2$
	$F_k Y_{k-1/k-1}^{-1} F_k^T$	$[n \times n]. [n \times n]$	$n^3 + \frac{n^2}{2} - \frac{n}{2}$
	$P_{k/k-1} = F_k Y_{k-1/k-1}^{-1} F_k^T + Q_k$	$[n \times n] + [n \times n]$	$\frac{n^2}{2} + \frac{n}{2}$
	$Y_{k/k-1} = P_{k/k-1}^{-1}$	$[n \times n]$	$\frac{1}{6}(16n^3 - 3n^2 - n)$
	$F_k Y_{k-1/k-1}^{-1} y_{k-1/k-1}$	$[n \times n]. [n \times 1]$	$2n^2 - n$
	$y_{k/k-1} = Y_{k/k-1} F_k Y_{k-1/k-1}^{-1} y_{k-1/k-1}$	$[n \times n]. [n \times 1]$	$2n^2 - n$
	$X_{k/k-1} = P_{k/k-1} y_{k/k-1}$	$[n \times n]. [n \times 1]$	$2n^2 - n$
Étape de mise à jour	$R_k^{-1}$ calculée hors ligne pour un système invariant dans le temps	$[m \times m]$	$\frac{1}{6}(16m^3 - 3m^2 - m)$
	$H_k^T R_k^{-1}$ calculée hors ligne pour un système invariant dans le temps	$[n \times m]. [m \times m]$	$2nm^2 - nm$
	$H_k^T R_k^{-1} Z_k$	$[n \times m]. [m \times 1]$	$2nm - n$
	$y_{k/k} = y_{k/k-1} + H_k^T R_k^{-1} Z_k$	$[n \times 1] + [n \times 1]$	$n$
	$H_k^T R_k^{-1} H_k$ calculée hors ligne pour un système invariant dans le temps	$[n \times m]. [m \times n]$	$n^2 m + nm - \frac{n^2}{2} - \frac{n}{2}$
	$Y_{k/k} = Y_{k/k-1} + H_k^T R_k^{-1} H_k$	$[n \times n] + [n \times n]$	$\frac{n^2}{2} + \frac{n}{2}$
	$P_{k/k} = Y_{k/k}^{-1}$	$[n \times n]$	$\frac{1}{6}(16n^3 - 3n^2 - n)$
$X_{k/k} = Y_{k/k}^{-1} y_{k/k}$	$[n \times n]. [n \times 1]$	$2n^2 - n$	

Tableau A. 3 : Charge de calculs du filtre informationnel [161].

	Opération matricielle	Dimensions des matrices	Charge de calculs
Étape de prédiction	$X_{k/k-1} = F_k X_{k-1/k-1}$	$[n \times n]. [n \times 1]$	$2n^2 - n$
	$F_k P_{k-1/k-1}$	$[n \times n]. [n \times n]$	$2n^3 - n^2$
	$F_k P_{k-1/k-1} F_k^T$	$[n \times n]. [n \times n]$	$n^3 + \frac{n^2}{2} - \frac{n}{2}$
	$P_{k/k-1} = F_k P_{k-1/k-1} F_k^T + Q_k$	$[n \times n] + [n \times n]$	$\frac{n^2}{2} + \frac{n}{2}$
	$Y_{k/k-1} = P_{k/k-1}^{-1}$	$[n \times n]$	$\frac{1}{6}(16n^3 - 3n^2 - n)$
	$y_{k/k-1} = P_{k/k-1}^{-1} X_{k/k-1}$	$[n \times n]. [n \times 1]$	$2n^2 - n$
Étape de mise à jour	$R_k^{-1}$	$(m \times m)$	$\frac{1}{6}(16m^3 - 3m^2 - m)$
	$H_k^T R_k^{-1}$	$[n \times m]. [m \times m]$	$2nm^2 - nm$
	$H_k^T R_k^{-1} Z_k$	$[n \times m]. [m \times 1]$	$2nm - n$
	$y_{k/k} = y_{k/k-1} + H_k^T R_k^{-1} Z_k$	$[n \times 1] + [n \times 1]$	$n$
	$H_k^T R_k^{-1} H_k$	$[n \times m]. [m \times n]$	$n^2 m + nm - \frac{n^2}{2} - \frac{n}{2}$
	$Y_{k/k} = Y_{k/k-1} + H_k^T R_k^{-1} H_k$	$[n \times n] + [n \times n]$	$\frac{n^2}{2} + \frac{n}{2}$
	$P_{k/k} = Y_{k/k}^{-1}$	$[n \times n]$	$\frac{1}{6}(16n^3 - 3n^2 - n)$
	$X_{k/k} = Y_{k/k}^{-1} y_{k/k}$	$[n \times n]. [n \times 1]$	$2n^2 - n$

Tableau A. 4 : Charge de calculs du filtre combiné [235].

Étape de calcul	Charge de calculs
$tr(R_p^i); (p = 1 \rightarrow N_r^i)$	$N_r^i(n^i - 1)$
$\sum_{q=1}^N \frac{1}{tr(R_q^i)}$	Divisions: $N_r^i$ Additions: $N_r^i - 1$
$\frac{1/tr(R_p^i)}{\sum_{q=1}^N 1/tr(R_q^i)}$	Divisions : $N_r^i$
$\omega_p^i$	$N_r^i(n^i + 2) - 1$
$\omega_p^i R_p^i$	$N_r^i \times \frac{n^i(n^i + 1)}{2}$
$(R_p^i)^{-1}; [n^i \times n^i]^{-1}; (p = 1 \rightarrow N_r^i)$	$\frac{N_r^i}{6} [16(n^i)^3 - 3(n^i)^2 - n^i]$
$\omega_p^i (R_p^i)^{-1}; (p = 1 \rightarrow N_r^i)$	$N_r^i \times \frac{n^i(n^i + 1)}{2}$
$\sum_{p=1}^{N_r^i} \omega_p^i (R_p^i)^{-1};$	$(N_r^i - 1) \times \frac{n^i(n^i + 1)}{2}$

$[n^i \times n^i] + [n^i \times n^i]$	
$\left[ \sum_{p=1}^{N_r^i} \omega_p^i (R_p^i)^{-1} \right]^{-1}$	$\frac{1}{6} [16(n^i)^3 - 3(n^i)^2 - n^i]$
$R^i$	$(3N_r^i - 1) \times \frac{n^i(n^i + 1)}{2} + \frac{N_r^i + 1}{6} \times [16(n^i)^3 - 3(n^i)^2 - n^i]$
$\omega_p^i (R_p^i)^{-1} Z_p^i;$ $(p = 1 \rightarrow N_r^i);$ $[n^i \times n^i]. [n^i \times 1]$	$N_r^i (2(n^i)^2 - n^i)$
$\sum_{p=1}^{N_r^i} \omega_p^i (R_p^i)^{-1} Z_p^i$	$(N_r^i - 1)n^i$
$R^i \sum_{p=1}^{N_r^i} \omega_p^i (R_p^i)^{-1} Z_p^i; [n^i \times n^i]. [n^i \times 1]$	$2(n^i)^2 - n^i$
$Z^i$	$2n^i (n^i N_r^i + n^i - 1)$

**Tableau A. 5 :** Charge de calculs de l'algorithme d'intersection des covariances.

Opération matricielle	Dimensions	Charge de calculs
$A_k^i U_k^i$	$[n^i \times \ell^i]. [\ell^i \times 1]$	$2n^i \ell^i - n^i$
$X_{k-1}^i + A_k^i U_k^i$	$[n^i \times 1] + [n^i \times 1]$	$n^i$
$F_k^i P_{k-1/k-1}^i (F_k^i)^T$	$[n^i \times n^i]. [n^i \times n^i]$	$(n^i)^3 + \frac{(n^i)^2}{2} - \frac{n^i}{2}$
$G_k^i (Q_u^i)_k$	$[n^i \times \ell^i]. [\ell^i \times \ell^i]$	$2n^i (\ell^i)^2 - n^i \ell^i$
$G_k^i (Q_u^i)_k (G_k^i)^T$	$[n^i \times \ell^i]. [\ell^i \times n^i]$	$(n^i)^2 \ell^i + n^i \ell^i - \frac{1}{2} (n^i)^2 - \frac{1}{2} n^i$
$F_k^i P_{k-1/k-1}^i (F_k^i)^T + G_k^i (Q_u^i)_k (G_k^i)^T$	$[n^i \times n^i] + [n^i \times n^i]$	$\frac{(n^i)^2}{2} + \frac{n^i}{2}$
$F_k^i P_{k-1/k-1}^i (F_k^i)^T + G_k^i (Q_u^i)_k (G_k^i)^T + Q_k^i$	$[n^i \times n^i] + [n^i \times n^i]$	$\frac{(n^i)^2}{2} + \frac{n^i}{2}$

**Tableau A. 6 :** Charge de calculs de l'étape de prédiction du filtre de Kalman étendu.

# Annexe B

---

## Diagramme de rayonnement

Le diagramme de rayonnement d'une antenne illustre la distribution de l'énergie rayonnée dans les différentes directions de l'espace. Le diagramme de rayonnement d'une antenne est principalement relié à sa géométrie mais peut aussi varier avec la fréquence.

Le plus souvent, le diagramme de rayonnement d'une antenne est composé d'un lobe de grande amplitude appelé « lobe principal » et de lobes de plus petite amplitude appelés « lobes secondaires » ou « lobes latéraux ».

La majorité de l'énergie rayonnée est concentrée dans le lobe principal. Cependant, le niveau des lobes latéraux peut être important, en particulier dans les applications radar, où il doit être maintenu aussi bas que possible.

Pour que les lobes secondaires ne soient pas considérés comme gênants, on admet en pratique que le niveau du premier lobe secondaire doit être au moins 20 dB inférieur au niveau du lobe principal.



## Bibliographie

---

- [1] H. C. Shen and X. G. Wang, "Multiple Hypotheses Testing Method for Distributed Multisensor Systems," *Journal of Intelligent and Robotic Systems*, vol. 30, no. 2, pp. 119–141, Feb. 2001, doi: 10.1023/A:1008170229084.
- [2] J. Fan, W. Xie and H. Du, "A Robust Multi-Sensor Data Fusion Clustering Algorithm Based on Density Peaks," *Sensors*, vol. 20, no. 1, p. 238, Jan. 2020, doi: 10.3390/s20010238.
- [3] B. Khaleghi, A. Khamis, F. O. Karray and S. N. Razavi, "Multisensor Data Fusion: A Review of the State-of-the-art," *Information Fusion*, vol. 14, no. 1, pp. 28–44, Jan. 2013, doi: 10.1016/j.inffus.2011.08.001.
- [4] W. Li, Z. Wang, G. Wei, L. Ma, J. Hu and D. Ding, "A Survey on Multisensor Fusion and Consensus Filtering for Sensor Networks," *Discrete Dynamics in Nature and Society*, vol. 2015, 2015.
- [5] G. Till, "Seapower as Strategy: Navies and National Interests," *The Journal of Military History*, vol. 66, no. 3, p. 937, 2002.
- [6] R. A. Singer and A. J. Kanyuck, "Computer Control of Multiple Site Track Correlation," *Automatica*, vol. 7, no. 4, pp. 455–463, 1971.
- [7] L. Zou, Z. Wang, J. Hu and Q.-L. Han, "Moving Horizon Estimation Meets Multi-sensor Information Fusion: Development, Opportunities and Challenges," *Information Fusion*, vol. 60, pp. 1–10, 2020.
- [8] E. Kayacan and G. Chowdhary, "Tracking Error Learning Control for Precise Mobile Robot Path Tracking in Outdoor Environment," *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, vol. 95, no. 3–4, pp. 975–986, 2019.
- [9] Z. Yan, J. Liu, L. T. Yang and W. Pedrycz, *Data Fusion in Heterogeneous Networks*. Elsevier, 2020.
- [10] D. L. Hall and J. Llinas, "An Introduction to Multisensor Data Fusion," *Proceedings of the IEEE*, vol. 85, no. 1, pp. 6–23, 1997.
- [11] R. Nowak, R. Biedrzycki and J. Misiurewicz, "Machine Learning Methods in Data Fusion Systems," in *2012 13th International Radar Symposium*, 2012, pp. 400–405.
- [12] S. B. Ayed, H. Trichili and A. M. Alimi, "Data Fusion Architectures: A Survey and Comparison," in *2015 15th International Conference on Intelligent Systems Design and Applications (ISDA)*, 2015, pp. 277–282.
- [13] C. L. Bowman and C. L. Morefield, "Multisensor Fusion of Target Attributes and Kinematics," in *1980 19th IEEE Conference on Decision and Control including the Symposium on Adaptive Processes*, 1980, pp. 837–839.

- [14] J. Wang, Z. Yan, L. T. Yang and B. Huang, "An Approach to Rank Reviews by Fusing and Mining Opinions based on Review Pertinence," *Information fusion*, vol. 23, pp. 3–15, 2015.
- [15] X. Jing, Z. Yan, X. Jiang and W. Pedrycz, "Network Traffic Fusion and Analysis Against DDoS Flooding Attacks with a Novel Reversible Sketch," *Information Fusion*, vol. 51, pp. 100–113, 2019.
- [16] G. Li, Z. Yan, Y. Fu and H. Chen, "Data Fusion for Network Intrusion Detection: a Review," *Security and Communication Networks*, vol. 2018, 2018.
- [17] Z. Yan, J. Liu, L. T. Yang and N. Chawla, "Big Data Fusion in Internet of Things," *Information Fusion*, vol. 100, no. 40, pp. 32–33, 2018.
- [18] Z. Yan, J. Liu, A. V. Vasilakos and L. T. Yang, "Trustworthy Data Fusion and Mining in Internet of Things," *Future Generation Computer Systems*, vol. 49, no. C, pp. 45–46, 2015.
- [19] J. Liu, Z. Yan and L. T. Yang, "Fusion – An Aide to Data Mining in Internet of Things," *Information Fusion*, vol. 8, no. 23, pp. 1–2, 2015, doi: 10.1016/j.inffus.2014.08.001.
- [20] X. Jing, J. Zhao, Q. Zheng, Z. Yan and W. Pedrycz, "A Reversible Sketch-based Method for Detecting and Mitigating Amplification Attacks," *Journal of Network and Computer Applications*, vol. 142, pp. 15–24, 2019.
- [21] R. Weiss, P. Glösekötter, E. Prestes and M. Kolberg, "Hybridisation of Sequential Monte Carlo Simulation with Non-linear Bounded-error State Estimation Applied to Global Localisation of Mobile Robots," *J Intell Robot Syst*, vol. 99, no. 2, pp. 335–357, Dec. 2019, doi: 10.1007/s10846-019-01118-7.
- [22] Chee-Yee Chong, S. Mori, W. H. Barker and Kuo-Chu Chang, "Architectures and Algorithms for Track Association and Fusion," *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine*, vol. 15, no. 1, pp. 5–13, Jan. 2000, doi: 10.1109/62.821657.
- [23] B. Munoz-Barron, J. R. Rivera-Guillen, R. A. Osornio-Rios and R. J. Romero-Troncoso, "Sensor Fusion for Joint Kinematic Estimation in Serial Robots using Encoder, Accelerometer and Gyroscope," *J Intell Robot Syst*, vol. 78, no. 3, pp. 529–540, Jun. 2015, doi: 10.1007/s10846-014-0125-7.
- [24] I. Bloch, *Fusion d'informations en traitement du signal et des images*, Hermes Science Publication, vol. 2, 2003.
- [25] C. André, « Approche crédibiliste pour la fusion multi capteurs décentralisée, » Thèse doctorat, Université Paris Sud - Paris XI, 2013.
- [26] F. Alam, R. Mehmood, I. Katib, N. Albogami and A. Albeshri, "Data Fusion and IoT for Smart Ubiquitous Environments: A Survey," *IEEE Access*, vol. 5, pp. 9533–9554, 2017.
- [27] T. Meng, X. Jing, Z. Yan and W. Pedrycz, "A Survey on Machine Learning for Data Fusion," *Information Fusion*, vol. 57, pp. 115–129, May 2020, doi: 10.1016/j.inffus.2019.12.001.
- [28] F. Castanedo, "A Review of Data Fusion Techniques," *The Scientific World Journal*, vol. 2013, pp. 1–19, 2013, doi: 10.1155/2013/704504.
- [29] N.-E. E. Faouzi, H. Leung and A. Kurian, "Data Fusion in Intelligent Transportation Systems: Progress and Challenges – A Survey,"

- Information Fusion*, vol. 12, no. 1, pp. 4–10, Jan. 2011, doi: 10.1016/j.inffus.2010.06.001.
- [30] I. M. Pires, N. M. Garcia, N. Pombo and F. Flórez-Revuelta, “From Data Acquisition to Data Fusion: A Comprehensive Review and a Roadmap for the Identification of Activities of Daily Living using Mobile Devices,” *Sensors*, vol. 16, no. 2, Art. no. 2, Feb. 2016, doi: 10.3390/s16020184.
- [31] R. Ranjan *et al.*, “City Data Fusion: Sensor Data Fusion in the Internet of Things,” *Int. J. Distrib. Syst. Technol.*, vol. 7, no. 1, pp. 15–36, Jan. 2016, doi: 10.4018/IJDST.2016010102.
- [32] X. Qin and Y. Gu, “Data Fusion in the Internet of Things,” *Procedia Engineering*, vol. 15, pp. 3023–3026, Jan. 2011, doi: 10.1016/j.proeng.2011.08.567.
- [33] J. Dong, D. Zhuang, Y. Huang and J. Fu, “Advances in Multi-Sensor Data Fusion: Algorithms and Applications,” *Sensors*, vol. 9, no. 10, Art. no. 10, Oct. 2009, doi: 10.3390/s91007771.
- [34] M. I. Ribeiro, “Kalman and Extended Kalman Filters: Concept, Derivation and Properties,” *Institute for Systems and Robotics*, 2004.
- [35] H. Durrant-Whyte and T. C. Henderson, “Multisensor Data Fusion,” in *Springer Handbook of Robotics*, B. Siciliano and O. Khatib, Eds. Cham: Springer International Publishing, 2016, pp. 867–896.
- [36] H.-H. Bothe, M. Persson, L. Biel and M. Rosenholm, “Multivariate Sensor Fusion by a Neural Network Model,” Applied Autonomous Sensor Systems Laboratory (AASS), Örebro University, 2011.
- [37] J. A. Stover, D. L. Hall and R. E. Gibson, “A Fuzzy-logic Architecture for Autonomous Multisensor Data Fusion,” *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 43, no. 3, pp. 403–410, Jun. 1996, doi: 10.1109/41.499813.
- [38] T. P. Banerjee and S. Das, “Multi-sensor Data Fusion using Support Vector Machine for Motor Fault Detection,” *Information Sciences*, vol. 217, pp. 96–107, Dec. 2012, doi: 10.1016/j.ins.2012.06.016.
- [39] N. Friedman, M. Linial, I. Nachman and D. Pe’er, “Using Bayesian Networks to Analyze Expression Data,” *Journal of Computational Biology*, vol. 7, no. 3–4, pp. 601–620, Aug. 2000, doi: 10.1089/106652700750050961.
- [40] S. Gite and H. Agrawal, “On Context Awareness for Multisensor Data Fusion in IoT,” in *Proceedings of the Second International Conference on Computer and Communication Technologies*, New Delhi, 2016, pp. 85–93, doi: 10.1007/978-81-322-2526-3\_10.
- [41] R. E. Kalman, “A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems,” *J. Basic Eng.*, vol. 82, no. 1, pp. 35–45, Mar. 1960, doi: 10.1115/1.3662552.
- [42] M. S. Grewal and A. P. Andrews, “Applications of Kalman Filtering in Aerospace 1960 to the Present [Historical Perspectives],” *IEEE Control Systems Magazine*, vol. 30, no. 3, pp. 69–78, Jun. 2010, doi: 10.1109/MCS.2010.936465.
- [43] E. A. Wan and R. Van Der Merwe, “The Unscented Kalman Filter for Nonlinear Estimation,” in *Proceedings of the IEEE 2000 Adaptive Systems for Signal Processing, Communications, and Control Symposium*

- (*Cat. No.00EX373*), Oct. 2000, pp. 153–158, doi: 10.1109/ASSPCC.2000.882463.
- [44] F. Gustafsson *et al.*, “Particle Filters for Positioning, Navigation, and Tracking,” *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 50, no. 2, pp. 425–437, Feb. 2002, doi: 10.1109/78.978396.
- [45] J.-C. Noyer, « Traitement non-linéaire du signal radar par filtrage particulière, » Thèse doctorat, Toulouse 3, 1996.
- [46] H. Li and F. Nashashibi, “Cooperative Multi-Vehicle Localization using Split Covariance Intersection Filter,” *IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine*, vol. 5, no. 2, pp. 33–44, Summer 2013, doi: 10.1109/MITS.2012.2232967.
- [47] D. Smith and S. Singh, “Approaches to Multisensor Data Fusion in Target Tracking: A Survey,” *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, vol. 18, no. 12, pp. 1696–1710, Dec. 2006, doi: 10.1109/TKDE.2006.183.
- [48] S. J. Julier and J. K. Uhlmann, “A Non-divergent Estimation Algorithm in the Presence of Unknown Correlations,” in *Proceedings of the 1997 American Control Conference (Cat. No.97CH36041)*, Jun. 1997, vol. 4, pp. 2369–2373, doi: 10.1109/ACC.1997.609105.
- [49] Z. Deng, P. Zhang, W. Qi, J. Liu and Y. Gao, “Sequential Covariance Intersection Fusion Kalman Filter,” *Information Sciences*, vol. 189, pp. 293–309, Apr. 2012, doi: 10.1016/j.ins.2011.11.038.
- [50] P. O. Arambel, C. Rago and R. K. Mehra, “Covariance Intersection Algorithm for Distributed Spacecraft State Estimation,” in *Proceedings of the 2001 American Control Conference. (Cat. No.01CH37148)*, Jun. 2001, vol. 6, pp. 4398–4403, doi: 10.1109/ACC.2001.945670.
- [51] L. C. Carrillo-Arce, E. D. Nerurkar, J. L. Gordillo and S. I. Roumeliotis, “Decentralized Multi-robot Cooperative Localization using Covariance Intersection,” in *2013 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, Nov. 2013, pp. 1412–1417, doi: 10.1109/IROS.2013.6696534.
- [52] Y. Wang and X. R. Li, “Distributed Estimation Fusion with Unavailable Cross-Correlation,” *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 48, no. 1, pp. 259–278, Jan. 2012, doi: 10.1109/TAES.2012.6129634.
- [53] Z. Deng, P. Zhang, W. Qi, Y. Gao and J. Liu, “The Accuracy Comparison of Multisensor Covariance Intersection Fuser and Three Weighting Fusers,” *Information Fusion*, vol. 14, no. 2, pp. 177–185, Apr. 2013, doi: 10.1016/j.inffus.2012.05.005.
- [54] H. Li, F. Nashashibi and M. Yang, “Split Covariance Intersection Filter: Theory and its Application to Vehicle Localization,” *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 14, no. 4, pp. 1860–1871, Dec. 2013, doi: 10.1109/TITS.2013.2267800.
- [55] B. Noack, J. Sijs, M. Reinhardt and U. D. Hanebeck, “Decentralized Data Fusion with Inverse Covariance Intersection,” *Automatica*, vol. 79, pp. 35–41, May 2017, doi: 10.1016/j.automatica.2017.01.019.
- [56] M. Reinhardt, B. Noack, P. O. Arambel and U. D. Hanebeck, “Minimum Covariance Bounds for the Fusion under Unknown Correlations,” *IEEE*

- Signal Processing Letters*, vol. 22, no. 9, pp. 1210–1214, Sep. 2015, doi: 10.1109/LSP.2015.2390417.
- [57] J. Salerno, M. Hinman and D. Boulware, “Building A Framework for Situation Awareness,” in *Proceedings of the 7th International Conference on Information Fusion (Fusion 2004)*, Stockholm, Sweden, 2004, p. 219–226.
- [58] H. Durrant-whyte, A. Centre and F. Robotics, *A Beginner’s Guide to Decentralised Data Fusion*. 2000.
- [59] R. J. Patton, P. M. Frank and R. N. Clark, *Issues of Fault Diagnosis for Dynamic Systems*. Springer Science & Business Media, 2013.
- [60] R. Isermann, “Supervision, Fault-detection and Fault-diagnosis Methods — An Introduction,” *Control Engineering Practice*, vol. 5, no. 5, pp. 639–652, May 1997, doi: 10.1016/S0967-0661(97)00046-4.
- [61] R. Isermann, *Fault-Diagnosis Systems: An Introduction from Fault Detection to Fault Tolerance*. Springer Science & Business Media, 2006.
- [62] P. M. Frank, “Analytical and Qualitative Model-based Fault Diagnosis – A Survey and some New Results,” *European Journal of Control*, vol. 2, no. 1, pp. 6–28, Jan. 1996, doi: 10.1016/S0947-3580(96)70024-9.
- [63] I. Hwang, S. Kim, Y. Kim and C. E. Seah, “A Survey of Fault Detection, Isolation, and Reconfiguration Methods,” *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, vol. 18, no. 3, pp. 636–653, May 2010, doi: 10.1109/TCST.2009.2026285.
- [64] J. Chen and R. J. Patton, *Robust Model-based Fault Diagnosis for Dynamic Systems*. Springer Science & Business Media, 2012.
- [65] S. Baniardalani, J. Askari and J. Lunze, “Qualitative Model Based Fault Diagnosis using a Threshold Level,” *Int. J. Control Autom. Syst.*, vol. 8, no. 3, pp. 683–694, Jun. 2010, doi: 10.1007/s12555-010-0323-4.
- [66] D. E. C. Belkhiat, « Diagnostic d’une classe de systèmes linéaires à commutations : Approche à base d’observateurs robustes, » Thèse doctorat, Reims, 2011.
- [67] J.-F. Magni and P. Mouyon, “On Residual Generation by Observer and Parity Space Approaches,” *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 39, no. 2, pp. 441–447, 1994.
- [68] E. A. Domlan, D. Maquin et J. Ragot, « Diagnostic des systèmes à commutation, approche par la méthode de l’espace de parité, » *Conférence Internationale Francophone d’Automatique, CIFA*, 2004, pp. 22–24.
- [69] J. Ragot, F. Kratz et D. Maquin, « Espace de parité pour les systèmes linéaires incertains. Synthèse, quelques résultats nouveaux et mise en oeuvre, » *16ème Colloque sur le traitement du signal et des images*, 1997; p. 1403-1406.
- [70] I. Y. Hoballah and P. K. Varshney, “An Information Theoretic Approach to the Distributed Detection Problem,” *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 35, no. 5, pp. 988–994, Sep. 1989, doi: 10.1109/18.42216.
- [71] D. Pomorski, “Entropy-based Optimisation for Binary Detection Networks,” in *Proceedings of the Third International Conference on Information Fusion*, Jul. 2000, vol. 2, p. THC4/3-THC410 vol.2, doi: 10.1109/IFIC.2000.859895.

- [72] P. Sarkar and W. Q. Meeker, "A Bayesian on-Line Change Detection Algorithm with Process Monitoring Applications," *Quality Engineering*, vol. 10, no. 3, pp. 539–549, Mar. 1998, doi: 10.1080/08982119808919168.
- [73] P. K. Varshney, *Distributed Detection and Data Fusion*. Springer Science & Business Media, 2012.
- [74] E. Drakopoulos and C.-C. Lee, "Optimum Multisensor Fusion of Correlated Local Decisions," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 27, no. 4, pp. 593–606, Jul. 1991, doi: 10.1109/7.85032.
- [75] S. Liu, T. Yang and H. Liu, "Optimal Detection under the Restricted Bayesian Criterion," *Entropy*, vol. 19, no. 7, p. 370, Jul. 2017, doi: 10.3390/e19070370.
- [76] Z. Madadi, G. V. Anand and A. B. Premkumar, "Signal Detection in Generalized Gaussian Noise by Nonlinear Wavelet Denoising," *IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Regular Papers*, vol. 60, no. 11, pp. 2973–2986, Nov. 2013, doi: 10.1109/TCSI.2013.2252476.
- [77] J. Cao and Z. Lin, "Bayesian Signal Detection with Compressed Measurements," *Information Sciences*, vol. 289, pp. 241–253, Dec. 2014, doi: 10.1016/j.ins.2014.08.010.
- [78] M. Higger, M. Akcakaya, H. Nezamfar, G. LaMountain, U. Orhan and D. Erdogmus, "A Bayesian Framework for Intent Detection and Stimulation Selection in SSVEP BCIs," *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 22, no. 6, pp. 743–747, Jun. 2015, doi: 10.1109/LSP.2014.2368952.
- [79] Q. Cheng, H. Zhou, J. Cheng and H. Li, "A Minimax Framework for Classification with Applications to Images and High Dimensional Data," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 36, no. 11, pp. 2117–2130, Nov. 2014, doi: 10.1109/TPAMI.2014.2327978.
- [80] R. Alhakim, K. Raouf and E. Simeu, "Detection of UWB Signal using Dirty Template Approach," *SIViP*, vol. 8, no. 3, pp. 549–563, Mar. 2014, doi: 10.1007/s11760-013-0554-y.
- [81] G. Shevlyakov, V. Shin, S. Lee and K. Kim, "Asymptotically Stable Detection of a Weak Signal," *International Journal of Adaptive Control and Signal Processing*, vol. 28, no. 9, pp. 848–858, 2014, doi: 10.1002/acs.2405.
- [82] R. D. Morey and E.-J. Wagenmakers, "Simple Relation Between Bayesian Order-restricted and Point-null Hypothesis Tests," *Statistics & Probability Letters*, vol. 92, pp. 121–124, Sep. 2014, doi: 10.1016/j.spl.2014.05.010.
- [83] D. Ciuonzo, G. Romano and P. S. Rossi, "Channel-Aware Decision Fusion in Distributed MIMO Wireless Sensor Networks: Decode-and-Fuse vs. Decode-then-Fuse," *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 11, no. 8, pp. 2976–2985, Aug. 2012, doi: 10.1109/TWC.2012.061912.112049.
- [84] J. R. Blum and J. Rosenblatt, "On Partial a Priori Information in Statistical Inference," *The Annals of Mathematical Statistics*, vol. 38, no. 6, pp. 1671–1678, 1967.
- [85] J. L. Hodges and E. L. Lehmann, "The use of Previous Experience in Reaching Statistical Decisions," *Ann. Math. Statist.*, vol. 23, no. 3, pp. 396–407, Sep. 1952, doi: 10.1214/aoms/1177729384.

- [86] H. Robbins, *An Empirical Bayes Approach to Statistics*. Office of Scientific Research, U.S. Air Force, 1955.
- [87] H. Robbins, "The Empirical Bayes Approach to Statistical Decision Problems," *The Annals of Mathematical Statistics*, vol. 35, no. 1, pp. 1–20, 1964.
- [88] L. J. Savage, *The Foundations of Statistics*. Courier Corporation, 1972.
- [89] S. R. Watson, "On Bayesian Inference with Incompletely Specified Prior Distributions," *Biometrika*, vol. 61, no. 1, pp. 193–196, 1974, doi: 10.2307/2334305.
- [90] A. Caticha and R. Preuss, "Maximum Entropy and Bayesian Data Analysis: Entropic Prior Distributions," *Phys. Rev. E*, vol. 70, no. 4, p. 046127, Oct. 2004, doi: 10.1103/PhysRevE.70.046127.
- [91] F. A. N. Palmieri and D. Ciunzo, "Objective Priors from Maximum Entropy in Data Classification," *Information Fusion*, vol. 14, no. 2, pp. 186–198, Apr. 2013, doi: 10.1016/j.inffus.2012.01.012.
- [92] K. R. Varshney and L. R. Varshney, "Optimal Grouping for Group Minimax Hypothesis Testing," *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 60, no. 10, pp. 6511–6521, Oct. 2014, doi: 10.1109/TIT.2014.2346194.
- [93] H. V. Poor, *An Introduction to Signal Detection and Estimation*. Springer Science & Business Media, 2013.
- [94] C. Desrousseaux and D. Pomorski, "Entropy Optimisation for Distributed Detection Systems," *Traitement du Signal*, vol. 16, no. 4, pp. 275–293, 1999.
- [95] C. E. Shannon, "A Mathematical Theory of Communication," *The Bell System Technical Journal*, vol. 27, no. 3, pp. 379–423, Jul. 1948, doi: 10.1002/j.1538-7305.1948.tb01338.x.
- [96] V. V. Veeravalli and T. Banerjee, "Quickest Change Detection," in *Academic Press Library in Signal Processing*, vol. 3, Elsevier, 2014, pp. 209–255.
- [97] H. V. Poor and O. Hadjiladis, *Quickest Detection*. Cambridge University Press, 2008.
- [98] A. Tartakovsky, I. Nikiforov and M. Basseville, *Sequential Analysis: Hypothesis Testing and Changepoint Detection*. CRC Press, 2014.
- [99] T. S. Lau and W. P. Tay, "Quickest Change Detection in the Presence of a Nuisance Change," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 67, no. 20, pp. 5281–5296, Oct. 2019, doi: 10.1109/TSP.2019.2939080.
- [100] M. Awais and A. Haq, "New Shewhart-EWMA and Shewhart-CUSUM Control Charts for Monitoring Process Mean," *Scientia Iranica*, vol. 26, no. 6, pp. 3796–3818, Dec. 2019, doi: 10.24200/sci.2018.4962.1011.
- [101] W. Shewhart, *Economic Control of Quality of Manufactured Product*. Lancaster, Inc., PA: Lancaster Press, 1931.
- [102] W. A. Shewhart, *Statistical Method from the Viewpoint of Quality Control*. Washington: Graduate School, Department of Agriculture., 1939.
- [103] E. S. Page, "Continuous Inspection Schemes," *Biometrika*, vol. 41, no. 1/2, pp. 100–115, 1954, doi: 10.2307/2333009.
- [104] M. Basseville and I. V. Nikiforov, *Detection of Abrupt Changes - Theory and Application*. Englewood Cliffs, Prentice Hall, Inc., 1993.

- [105] O. A. Grigg, V. T. Farewell and D. J. Spiegelhalter, "Use of Risk-adjusted CUSUM and RSPRTcharts for Monitoring in Medical Contexts," *Stat Methods Med Res*, vol. 12, no. 2, pp. 147–170, Apr. 2003, doi: 10.1177/096228020301200205.
- [106] P. Granjon, *The CuSum Algorithm-A Small Review*. Technical Report, 2013.
- [107] S. W. Roberts, "Control Chart Tests Based on Geometric Moving Averages," *Technometrics*, vol. 1, no. 3, pp. 239–250, Aug. 1959, doi: 10.1080/00401706.1959.10489860.
- [108] J. S. Hunter, "The Exponentially Weighted Moving Average," *Journal of quality technology*, vol. 18, no. 4, pp. 203–210, 1986.
- [109] N. Ye, S. Vilbert and Q. Chen, "Computer Intrusion Detection Through EWMA for Autocorrelated and Uncorrelated Data," *IEEE transactions on reliability*, vol. 52, no. 1, pp. 75–82, 2003.
- [110] N. Boudaoud and Z. Cherfi, "A Comparative Study of CUSUM and EWMA Charts: Detection of Incipient Drifts in a Multivariate Framework," *Quality Engineering*, vol. 17, no. 4, pp. 703–709, 2005.
- [111] D. M. Hawkins and Q. Wu, "The CUSUM and the EWMA Head-to-head," *Quality Engineering*, vol. 26, no. 2, pp. 215–222, 2014.
- [112] S. Ottenstreuer, C. H. Weiß and S. Knoth, "A Combined Shewhart-CUSUM Chart with Switching Limit," *Quality Engineering*, vol. 31, no. 2, pp. 255–268, 2019.
- [113] J. M. Lucas and R. B. Crosier, "Fast Initial Response for CUSUM Quality-control Schemes: Give your CUSUM a Head Start," *Technometrics*, vol. 42, no. 1, pp. 102–107, 2000.
- [114] R. S. Sparks, "CUSUM Charts for Signalling Varying Location Shifts," *Journal of Quality Technology*, vol. 32, no. 2, pp. 157–171, 2000.
- [115] J. M. Lucas and M. S. Saccucci, "Exponentially Weighted Moving Average Control Schemes: Properties and Enhancements," *Technometrics*, vol. 32, no. 1, pp. 1–12, 1990.
- [116] G. Capizzi and G. Masarotto, "An Adaptive Exponentially Weighted Moving Average Control Chart," *Technometrics*, vol. 45, no. 3, pp. 199–207, 2003.
- [117] Y. Zhao, F. Tsung and Z. Wang, "Dual CUSUM Control Schemes for Detecting a Range of Mean Shifts," *IIE Transactions*, vol. 37, no. 11, pp. 1047–1057, 2005.
- [118] G. Verdier, N. Hilgert et J.-P. Vila, « Calcul d'un seuil adaptatif pour des algorithmes de type CUSUM, » *37èmes Journées de Statistique*, Pau, 2005.
- [119] P. Cisar and S. M. Cisar, "EWMA Statistic in Adaptive Threshold Algorithm," in *2007 11th International Conference on Intelligent Engineering Systems*, 2007, pp. 51–54.
- [120] A. Haq, J. Brown and E. Moltchanova, "Improved Fast Initial Response Features for Exponentially Weighted Moving Average and Cumulative Sum Control Charts," *Quality and Reliability Engineering International*, vol. 30, no. 5, pp. 697–710, 2014.
- [121] N. Abbas, M. Riaz and R. J. Does, "Mixed Exponentially Weighted Moving Average–Cumulative Sum Charts for Process Monitoring," *Quality and Reliability Engineering International*, vol. 29, no. 3, pp. 345–356, 2013.

- [122] A. Haq, "A New Hybrid Exponentially Weighted Moving Average Control Chart for Monitoring Process Mean," *Quality and Reliability Engineering International*, vol. 29, no. 7, pp. 1015–1025, 2013.
- [123] W.-C. Chiu, "Generally Weighted Moving Average Control Charts with Fast Initial Response Features," *Journal of Applied Statistics*, vol. 36, no. 3, pp. 255–275, 2009.
- [124] D. Lee and K. Akatsu, "An Improved Position Sensor Fault Detection and Algorithm Transition using Adaptive Threshold for Sensorless Control of IPMSM," in *IECON 2019 - 45th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society*, Oct. 2019, vol. 1, pp. 910–915, doi: 10.1109/IECON.2019.8927158.
- [125] A. Yassin *et al.*, "Recent Advances in Indoor Localization: A Survey on Theoretical Approaches and Applications," *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, vol. 19, no. 2, pp. 1327–1346, 2016.
- [126] S. Ferdous, K. Vyas and F. Makedon, "A Survey on Multi Person Identification and Localization," in *Proceedings of the 5th International Conference on Pervasive Technologies Related to Assistive Environments*, 2012, pp. 1–3.
- [127] W. Wei, L. Tan, G. Jin, L. Lu and C. Sun, "A Survey of UAV Visual Navigation based on Monocular SLAM," in *2018 IEEE 4th Information Technology and Mechatronics Engineering Conference (ITOEC)*, 2018, pp. 1849–1853.
- [128] A. A. Panchpor, S. Shue and J. M. Conrad, "A Survey of Methods for Mobile Robot Localization and Mapping in Dynamic Indoor Environments," in *2018 Conference on Signal Processing And Communication Engineering Systems (SPACES)*, Jan. 2018, pp. 138–144, doi: 10.1109/SPACES.2018.8316333.
- [129] N. O'Mahony *et al.*, "Adaptive Multimodal Localisation Techniques for Mobile Robots in Unstructured Environments : A Review," in *2019 IEEE 5th World Forum on Internet of Things (WF-IoT)*, Apr. 2019, pp. 799–804, doi: 10.1109/WF-IoT.2019.8767330.
- [130] A. Desai, N. Ghagare and S. Donde, "Optimal Robot Localisation Techniques for Real World Scenarios," in *2018 Fourth International Conference on Computing Communication Control and Automation (ICCUBEA)*, Aug. 2018, pp. 1–9, doi: 10.1109/ICCUBEA.2018.8697798.
- [131] L. Delobel, « Agrégation d'information pour la localisation d'un robot mobile sur une carte imparfaite, » Thèse doctorat, Université Clermont Auvergne, May 04, 2018.
- [132] C. Charbonnieras, "Exploitation of the GNSS Signals for Integrity Measurement," PhD Thesis, University Toulouse 3 Paul Sabatier, 2017.
- [133] P. Adesso, L. Bruno and R. Restaino, "Adaptive Localization Techniques in WiFi Environments," in *IEEE 5th International Symposium on Wireless Pervasive Computing 2010*, May 2010, pp. 289–294, doi: 10.1109/ISWPC.2010.5483731.
- [134] M. Patel, M. G. Jadidi, J. Biehl and A. Girgensohn, "System and Method for Automating Beacon Location Map Generation using Sensor Fusion and Simultaneous Localization and Mapping," 20180321353, Nov. 08, 2018.

- [135] B. J. McLoughlin, H. A. G. Pointon, J. P. McLoughlin, A. Shaw and F. A. Bezombes, "Uncertainty Characterisation of Mobile Robot Localisation Techniques using Optical Surveying Grade Instruments," *Sensors*, vol. 18, no. 7, Art. no. 7, Jul. 2018, doi: 10.3390/s18072274.
- [136] Y. S. Eroglu, I. Guvenc, N. Pala and M. Yuksel, "AOA-based Localization and Tracking in Multi-element VLC Systems," in *2015 IEEE 16th Annual Wireless and Microwave Technology Conference (WAMICON)*, Apr. 2015, pp. 1–5, doi: 10.1109/WAMICON.2015.7120424.
- [137] B. Ko, H. Lee and S. H. Son, "GPS-Less Localization System in Vehicular Networks using Dedicated Short Range Communication," in *2016 IEEE 22nd International Conference on Embedded and Real-Time Computing Systems and Applications (RTCSA)*, Aug. 2016, pp. 106–106, doi: 10.1109/RTCSA.2016.26.
- [138] J.-S. Gutmann and D. Fox, "An Experimental Comparison of Localization Methods Continued," in *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, Sep. 2002, vol. 1, pp. 454–459 vol.1, doi: 10.1109/IRDS.2002.1041432.
- [139] J. Borenstein, H. R. Everett, and L. Feng, *Navigating Mobile Robots: Systems and Techniques*. A K Peters, 1996.
- [140] S. Persa and P. P. Jonker, "Real-time Computer Vision System for Mobile Robot," in *Intelligent Robots and Computer Vision XX: Algorithms, Techniques, and Active Vision*, Oct. 2001, vol. 4572, pp. 105–114, doi: 10.1117/12.444173.
- [141] P. Goel, S. I. Roumeliotis and G. S. Sukhatme, "Robust Localization using Relative and Absolute Position Estimates," in *Proceedings 1999 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Human and Environment Friendly Robots with High Intelligence and Emotional Quotients (Cat. No.99CH36289)*, Oct. 1999, vol. 2, pp. 1134–1140 vol.2, doi: 10.1109/IROS.1999.812832.
- [142] Fantian Kong, Youping Chen, Jingming Xie, Gang Zhang and Zude Zhou, "Mobile Robot Localization Based on Extended Kalman Filter," in *2006 6th World Congress on Intelligent Control and Automation*, Jun. 2006, vol. 2, pp. 9242–9246, doi: 10.1109/WCICA.2006.1713789.
- [143] D. Di Paola, A. Milella, G. Cicirelli and A. Distante, "An Autonomous Mobile Robotic System for Surveillance of Indoor Environments," *International Journal of Advanced Robotic Systems*, vol. 7, no. 1, p. 8, Mar. 2010, doi: 10.5772/7254.
- [144] P. Bonnifait, « Localisation précise en position et attitude des robots mobiles d'extérieur à évolutions lentes, » Thèse doctorat, université de Nantes, 1997.
- [145] C. D. Lockard, "Anomaly Detection in Radiographic Images of Composite Materials via Crosshatch Regression," PhD Thesis, Mills College, 2015.
- [146] I. G. Scott and C. M. Scala, "A Review of Non-destructive Testing of Composite Materials," *NDT International*, vol. 15, no. 2, pp. 75–86, Apr. 1982, doi: 10.1016/0308-9126(82)90001-3.
- [147] B. Wang, S. Zhong, T.-L. Lee, K. S. Fancey and J. Mi, "Non-destructive Testing and Evaluation of Composite Materials/Structures: A State-of-

- the-art Review," *Advances in Mechanical Engineering*, vol. 12, no. 4, p. 1687814020913761, Apr. 2020, doi: 10.1177/1687814020913761.
- [148] M. T. Ghasr *et al.*, "Rapid Rotary Scanner and Portable Coherent Wideband Q-Band Transceiver for High-Resolution Millimeter-Wave Imaging Applications," *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 60, no. 1, pp. 186–197, Jan. 2011, doi: 10.1109/TIM.2010.2049216.
- [149] S. Kharkovsky and R. Zoughi, "Microwave and Millimeter Wave Nondestructive Testing and Evaluation - Overview and Recent Advances," *IEEE Instrumentation Measurement Magazine*, vol. 10, no. 2, pp. 26–38, Apr. 2007, doi: 10.1109/MIM.2007.364985.
- [150] I. Lau *et al.*, "An Accurate Free Space Method for Material Characterization in W- Band using Material Samples with Two Different Thicknesses," in *2018 48th European Microwave Conference (EuMC)*, Sep. 2018, pp. 202–205, doi: 10.23919/EuMC.2018.8541437.
- [151] M. H. Umari, D. K. Ghodgaonkar, V. V. Varadan and V. K. Varadan, "A Free-space Bistatic Calibration Technique for the Measurement of Parallel and Perpendicular Reflection Coefficients of Planar Samples," *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 40, no. 1, pp. 19–24, Feb. 1991, doi: 10.1109/19.69942.
- [152] K. Haddadi, M. M. Wang, D. Glay and T. Lasri, "A 60 GHz Six-Port Distance Measurement System with Sub-Millimeter Accuracy," *IEEE Microwave and Wireless Components Letters*, vol. 19, no. 10, pp. 644–646, Oct. 2009, doi: 10.1109/LMWC.2009.2029744.
- [153] K. Haddadi and T. Lasri, "Formulation for Complete and Accurate Calibration of Six-Port Reflectometer," *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, vol. 60, no. 3, pp. 574–581, Mar. 2012, doi: 10.1109/TMTT.2011.2181861.
- [154] K. Haddadi and C. Loyez, "Millimeter-wave Six-port IQ Demodulator in 65 nm SOI CMOS Technology," in *2016 IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference Proceedings*, May 2016, pp. 1–5, doi: 10.1109/I2MTC.2016.7520391.
- [155] M. J. Horst, M. T. Ghasr and R. Zoughi, "Design of a Compact V-Band Transceiver and Antenna for Millimeter-Wave Imaging Systems," *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 68, no. 11, pp. 4400–4411, Nov. 2019, doi: 10.1109/TIM.2018.2886938.
- [156] S.-L. Sun and Z.-L. Deng, "Multi-sensor Optimal Information Fusion Kalman Filter," *Automatica*, vol. 40, no. 6, pp. 1017–1023, Jun. 2004, doi: 10.1016/j.automatica.2004.01.014.
- [157] L. F. Pau, "Sensor Data Fusion," *Journal of Intelligent and Robotic Systems*, vol. 1, no. 2, pp. 103–116, Jun. 1988, doi: 10.1007/BF00348718.
- [158] X. R. Li, Yunmin Zhu, Jie Wang and Chongzhao Han, "Optimal Linear Estimation Fusion .I. Unified Fusion Rules," *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 49, no. 9, pp. 2192–2208, Sep. 2003, doi: 10.1109/TIT.2003.815774.
- [159] R. C. Luo, Chih-Chen Yih and Kuo Lan Su, "Multisensor Fusion and Integration: Approaches, Applications, and Future Research Directions,"

- IEEE Sensors Journal*, vol. 2, no. 2, pp. 107–119, Apr. 2002, doi: 10.1109/JSEN.2002.1000251.
- [160] G. C. Nandi and D. Mitra, “Development of a Sensor Fusion Strategy for Robotic Application based on Geometric Optimization,” *Journal of Intelligent and Robotic Systems*, vol. 35, no. 2, pp. 171–191, Oct. 2002, doi: 10.1023/A:1021119432587.
- [161] N. Assimakis, M. Adam and A. Douladiris, “Information Filter and Kalman Filter Comparison: Selection of the Faster Filter,” *Information Engineering*, vol. 2, no. 1, pp. 1-5, 2012.
- [162] J. Joseph and Jr. LaViola, “A Comparison of Unscented and Extended Kalman Filtering for Estimating Quaternion Motion,” in *Proceedings of the 2003 American Control Conference, 2003.*, Jun. 2003, vol. 3, pp. 2435–2440 vol.3, doi: 10.1109/ACC.2003.1243440.
- [163] M. A. Bakr and S. Lee, “Distributed Multisensor Data Fusion under Unknown Correlation and Data Inconsistency,” *Sensors*, vol. 17, no. 11, Art. no. 11, Nov. 2017, doi: 10.3390/s17112472.
- [164] S. Thrun, “Probabilistic Robotics,” *Commun. ACM*, vol. 45, no. 3, pp. 52–57, Mar. 2002, doi: 10.1145/504729.504754.
- [165] H. Durrant-Whyte, *Introduction to Decentralised Data Fusion*. Sydney, Australia: The Australian Center for Field Robotics, The University of Sydney, 2004.
- [166] N. Assimakis and M. Adam, “Discrete Time Kalman and Lainiotis Filters Comparison,” *International Journal of Mathematical Analysis*, vol. 1, no. 13, pp. 635–659, 2007.
- [167] J. K. Uhlmann, “General Data Fusion for Estimates with Unknown Cross Covariances,” Orlando, FL, Jun. 1996, pp. 536–547, doi: 10.1117/12.243195.
- [168] W. Niehsen, “Information Fusion based on Fast Covariance Intersection Filtering,” in *Proceedings of the Fifth International Conference on Information Fusion. FUSION 2002. (IEEE Cat.No.02EX5997)*, Jul. 2002, vol. 2, pp. 901–904 vol.2, doi: 10.1109/ICIF.2002.1020907.
- [169] L. J. Levy, “Suboptimality of Cascaded and Federated Kalman Filters,” *Proceedings of the 52nd Annual Meeting of The Institute of Navigation*, Jun. 1996, pp. 399–407.
- [170] P. J. Lawrence and M. Berarducci, “Comparison of Federated and Centralized Kalman Filters with Fault Detection Considerations,” *Proceedings of 1994 IEEE Position, Location and Navigation Symposium - PLANS'94*, 1994, doi: 10.1109/PLANS.1994.303380.
- [171] D. J. Allerton and H. Jia, “A Review of Multisensor Fusion Methodologies for Aircraft Navigation Systems,” *The Journal of Navigation*, vol. 58, no. 3, pp. 405–417, Sep. 2005, doi: 10.1017/S0373463305003383.
- [172] S. Rachidi, « Diagnostic des défauts dans les systèmes à évènements discrets soumis à des contraintes temporelles, » Thèse doctorat, Normandie Université, 2019.
- [173] A. Pepelyshev and A. S. Polunchenko, “Real-time Financial Surveillance via Quickest Change-point Detection Methods,” *arXiv:1509.01570 [stat]*, Dec. 2015.

- [174] D. Pomorski et C. Desrousseaux, « Optimisation entropique des systèmes de détection distribuée parallèle, » *Traitement du Signal*, vol. 17, no. 4, pp. 339–351, 2000.
- [175] G. B. Wetherill, *Statistical Process Control Theory and Practice*. Springer, 1991.
- [176] M. J. Phillips, “A Survey of Sampling Procedures for Continuous Production,” *Journal of the Royal Statistical Society: Series A (General)*, vol. 132, no. 2, pp. 205–228, 1969, doi: 10.2307/2343785.
- [177] V. F. Pisarenko, A. F. Kushnir and I. V. Savin, “Statistical Adaptive Algorithms for Estimation of Onset Moments of Seismic Phases,” *Physics of the Earth and Planetary Interiors*, vol. 47, pp. 4–10, Aug. 1987, doi: 10.1016/0031-9201(87)90062-8.
- [178] I. V. Nikiforov and I. N. Tikhonov, “Application of Change Detection Theory to Seismic Signal Processing,” in *Detection of Abrupt Changes in Signals and Dynamical Systems*, Berlin, Heidelberg, 1986, pp. 355–373, doi: 10.1007/BFb0006399.
- [179] S. Salehkalaibar and M. Wigger, “Distributed Hypothesis Testing based on Unequal-Error Protection Codes,” *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 66, no. 7, pp. 4150–4182, Jul. 2020, doi: 10.1109/TIT.2020.2993172.
- [180] J. A. Swets, “Measuring the Accuracy of Diagnostic Systems,” *Science*, vol. 240, no. 4857, pp. 1285–1293, Jun. 1988, doi: 10.1126/science.3287615.
- [181] W. Peterson, T. Birdsall and W. Fox, “The Theory of Signal Detectability,” *Transactions of the IRE Professional Group on Information Theory*, vol. 4, no. 4, pp. 171–212, Sep. 1954, doi: 10.1109/TIT.1954.1057460.
- [182] D. L. Streiner and J. Cairney, “What’s under the ROC? An Introduction to Receiver Operating Characteristics Curves,” *Can J Psychiatry*, vol. 52, no. 2, pp. 121–128, Feb. 2007, doi: 10.1177/070674370705200210.
- [183] S. Chaudhari, *Spectrum Sensing for Cognitive Radios: Algorithms, Performance, and Limitations*. Aalto University, 2012.
- [184] J. Neyman and E. S. Pearson, “IX. On the Problem of the Most Efficient Tests of Statistical Hypotheses,” *Philosophical Transactions of the Royal Society of London. Series A, Containing Papers of a Mathematical or Physical Character*, vol. 231, no. 694–706, pp. 289–337, Feb. 1933, doi: 10.1098/rsta.1933.0009.
- [185] R. D. Hippenstiel, *Detection Theory: Applications and Digital Signal Processing*. CRC Press, 2002.
- [186] D. C. Montgomery, *Control Charts for Variables. Introduction to Statistical Quality Control*, 6th ed. John Wiley and Sons, Inc., 2009.
- [187] E. Cadenas, O. A. Jaramillo and W. Rivera, “Analysis and Forecasting of Wind Velocity in Chetumal, Quintana Roo, using the Single Exponential Smoothing Method,” *Renewable Energy*, vol. 35, no. 5, pp. 925–930, May 2010, doi: 10.1016/j.renene.2009.10.037.
- [188] D. P. Newton and L. D. Newton, “When Robots Teach: A Code of Practice,” vol. 5, p. 8, 2019.
- [189] T. Wisspeintner, T. van der Zant, L. Iocchi and S. Schiffer, “RoboCup@Home: Scientific Competition and Benchmarking for

- Domestic Service Robots,” *Interaction Studies*, vol. 10, no. 3, pp. 392–426, Jan. 2009, doi: 10.1075/is.10.3.06wis.
- [190] A. Olabi, « Amélioration de la précision des robots industriels pour des applications d’usinage à grande vitesse, » Thèse doctorat, Arts et Métiers ParisTech, 2011.
- [191] J. Burgner-Kahrs, D. C. Rucker and H. Choset, “Continuum Robots for Medical Applications: A Survey,” *IEEE Transactions on Robotics*, vol. 31, no. 6, pp. 1261–1280, Dec. 2015, doi: 10.1109/TRO.2015.2489500.
- [192] C. R. Kube and E. Bonabeau, “Cooperative Transport by Ants and Robots,” *Robotics and Autonomous Systems*, vol. 30, no. 1, pp. 85–101, Jan. 2000, doi: 10.1016/S0921-8890(99)00066-4.
- [193] D. Voth, “A New Generation of Military Robots,” *IEEE Intelligent Systems*, vol. 19, no. 4, pp. 2–3, Jul. 2004, doi: 10.1109/MIS.2004.30.
- [194] A. Koubâa *et al.*, “Turtlebot at Office: A Service-Oriented Software Architecture for Personal Assistant Robots using ROS,” in *2016 International Conference on Autonomous Robot Systems and Competitions (ICARSC)*, May 2016, pp. 270–276, doi: 10.1109/ICARSC.2016.66.
- [195] M. Quigley *et al.*, “ROS: an Open-source Robot Operating System,” in *ICRA workshop on open source software*, 2009, vol. 3, no. 3.2, p. 5.
- [196] A. Koubâa, *Robot Operating System (ROS)*, vol. 1. Springer, 2019.
- [197] A. Censi, “An ICP Variant using a Point-to-line Metric,” in *2008 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, May 2008, pp. 19–25, doi: 10.1109/ROBOT.2008.4543181.
- [198] R. Siegwart, I. R. Nourbakhsh and D. Scaramuzza, *Introduction to Autonomous Mobile Robots*. MIT Press, 2011.
- [199] M. Basseville and I. Nikiforov, *Statistical Change Detection*. Prentice Hall, 1994.
- [200] N. Kiupel and P. M. Frank, “A Fuzzy FDI Decision Making System for the Support of the Human Operator,” *IFAC Proceedings Volumes*, vol. 30, no. 18, pp. 721–726, 1997.
- [201] B. Köppen-Seliger and P. M. Frank, “Neural Networks in Model-based Fault Diagnosis,” *IFAC Proceedings Volumes*, vol. 29, no. 1, pp. 6389–6394, 1996.
- [202] E. Sobhani-Tehrani and K. Khorasani, *Fault Diagnosis of Nonlinear Systems using a Hybrid Approach*, vol. 383. Springer Science & Business Media, 2009.
- [203] J. dumont-Fillon, *Contrôle non destructif (CND)*. Ed. Techniques Ingénieur, 1996.
- [204] K. Haddadi, M. M. Wang, O. Benzaim, D. Glay and T. Lasri, “Contactless Microwave Technique Based on a Spread-Loss Model for Dielectric Materials Characterization,” *IEEE Microwave and Wireless Components Letters*, vol. 19, no. 1, pp. 33–35, Jan. 2009, doi: 10.1109/LMWC.2008.2008573.
- [205] K. Haddadi and T. Lasri, “60-GHz Near-Field Six-Port Microscope using a Scanning Slit Probe for Subsurface Sensing,” *IEEE Sensors Journal*, vol. 12, no. 8, pp. 2575–2576, Aug. 2012, doi: 10.1109/JSEN.2012.2197197.

- [206] K. Haddadi and T. Lasri, "Six-port Technology for Millimeter-wave Radar and Imaging Applications," in *2014 IEEE Topical Conference on Wireless Sensors and Sensor Networks (WiSNet)*, Jan. 2014, pp. 1–3, doi: 10.1109/WiSNet.2014.6825508.
- [207] K. Haddadi and T. Lasri, "Six-port-based Compact and Low-cost Near-field 35GHz Microscopy Platform for Non-destructive Evaluation," *NDT & E International*, vol. 55, pp. 102–108, Apr. 2013, doi: 10.1016/j.ndteint.2013.01.018.
- [208] R. Suganya and P. Myvizhi, "Theoretical Study on NDT," *International Journal of Pure and Applied Mathematics*, vol. 119, no. 12, pp. 4709–4716, 2018.
- [209] S. Gholizadeh, "A Review of Non-destructive Testing Methods of Composite Materials," *Procedia Structural Integrity*, vol. 1, pp. 50–57, Jan. 2016, doi: 10.1016/j.prostr.2016.02.008.
- [210] W. S. Burkle and L. P. Lemle, "The Effect of Order-of-film Placement in Composite Film Radiography," *Mater. eval*, vol. 51, no. 3, pp. 327–329, 1993.
- [211] K. T. Tan, N. Watanabe and Y. Iwahori, "X-ray Radiography and Micro-computed Tomography Examination of Damage Characteristics in Stitched Composites Subjected to Impact Loading," *Composites Part B: Engineering*, vol. 42, no. 4, pp. 874–884, Jun. 2011, doi: 10.1016/j.compositesb.2011.01.011.
- [212] A. Katunin, M. Dańczak and P. Kostka, "Automated Identification and Classification of Internal Defects in Composite Structures using Computed Tomography and 3D Wavelet Analysis," *Archives of Civil and Mechanical Engineering*, vol. 15, no. 2, pp. 436–448, Feb. 2015, doi: 10.1016/j.acme.2014.08.002.
- [213] B. Aidi, M. K. Philen and S. W. Case, "Progressive Damage Assessment of Centrally Notched Composite Specimens in Fatigue," *Composites Part A: Applied Science and Manufacturing*, vol. 74, pp. 47–59, Jul. 2015, doi: 10.1016/j.compositesa.2015.03.022.
- [214] J. Kaiser, "An Investigation into the Occurrence of Noises in Tensile Tests, or a Study of Acoustic Phenomena in Tensile Tests," *Doctor of Philosophy, Technical University of Munich, Munich, Germany*, 1950.
- [215] H. Tensi, "The Kaiser-effect and its Scientific Background," *J. Acoust Emiss*, vol. 22, pp. 1–16, 2004.
- [216] F. Dahmene, S. Yaacoubi and M. E. Mountassir, "Acoustic Emission of Composites Structures: Story, Success, and Challenges," *Physics Procedia*, vol. 70, pp. 599–603, Jan. 2015, doi: 10.1016/j.phpro.2015.08.031.
- [217] D. Rytting, "Appendix to an Analysis of Vector Measurement Accuracy Enhancement Techniques," *Hewlett Packard*, pp. 1–42, 1982.
- [218] D. Rytting, "Network Analyzer Error Models and Calibration Methods," *White Paper, September*, 1998.
- [219] G. F. Engen and C. A. Hoer, "Thru-reflect-line: An Improved Technique for Calibrating the Dual Six-port Automatic Network Analyzer," *IEEE transactions on microwave theory and techniques*, vol. 27, no. 12, pp. 987–993, 1979.

- [220] H.-J. Eul and B. Schiek, "A Generalized Theory and New Calibration Procedures for Network Analyzer Self-calibration," *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, vol. 39, no. 4, pp. 724–731, 1991.
- [221] R. B. Marks, "Formulations of the Basic Vector Network Analyzer Error Model Including Switch-terms," in *50th ARFTG Conference Digest*, 1997, vol. 32, pp. 115–126.
- [222] G. F. Engen and R. W. Beatty, "Microwave Reflectometer Techniques," *IRE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, vol. 7, no. 3, pp. 351–355, Jul. 1959, doi: 10.1109/TMTT.1959.1124587.
- [223] G. F. Engen, "Calibrating the Six-port Reflectometer by Means of Sliding Terminations," *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, vol. 26, no. 12, pp. 951–957, 1978.
- [224] A. Koelpin, G. Vinci, B. Laemmle, D. Kissinger and R. Weigel, "The Six-Port in Modern Society," *IEEE Microwave Magazine*, vol. 11, no. 7, pp. 35–43, Dec. 2010, doi: 10.1109/MMM.2010.938584.
- [225] M. M. Brandy, S. A. Symons and S. S. Stuchly, "Dielectric Behavior of Selected Animal Tissues in Vitro at Frequencies from 2 to 4 GHz," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, no. 3, pp. 305–307, 1981.
- [226] E. C. Burdette, F. L. Cain and J. Seals, "In VIVO Probe Measurement Technique for Determining Dielectric Properties at VHF through Microwave Frequencies," *IEEE transactions on microwave theory and techniques*, vol. 28, no. 4, pp. 414–427, 1980.
- [227] *N1501A Dielectric Probe Kit 10 MHz to 50 GHz*. Technical Overview, 2015.
- [228] D. K. Ghodgaonkar, V. V. Varadan and V. K. Varadan, "A Free-space Method for Measurement of Dielectric Constants and Loss Tangents at Microwave Frequencies," *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 38, no. 3, pp. 789–793, 1989.
- [229] G. L. Friedsam and E. M. Biebl, "A Broadband Free-space Dielectric Properties Measurement System at Millimeter Wavelengths," *IEEE Transactions on instrumentation and Measurement*, vol. 46, no. 2, pp. 515–518, 1997.
- [230] S. Puthukodan, E. Dadrasnia, V. V. Thalakkatukulathil, H. L. Rivera, G. Ducournau and J.-F. Lampin, "Free Space Material Characterization of Carbon Nanotube Thin Films at Sub-terahertz Frequencies," *Journal of Electromagnetic Waves and applications*, vol. 30, no. 5, pp. 589–598, 2016.
- [231] R. E. Hiatt, E. F. Knott and T. Senior, "A Study of VHF Aabsorbers and Anechoic Rooms," 1963.
- [232] K. Haddadi, C. Loyez, L. Clavier, D. Pomorski and S. Lallemand, "Six-port Reflectometer in WR15 Metallic Waveguide for Free-space Sensing Applications," in *2018 IEEE Topical Conference on Wireless Sensors and Sensor Networks (WiSNet)*, Jan. 2018, pp. 80–83, doi: 10.1109/WISNET.2018.8311570.
- [233] S. Linz, F. Lurz, R. Weigel and A. Koelpin, "Squirrel-Based Calibration Algorithm for Six-Port Radar," *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, vol. 67, no. 10, pp. 4023–4030, Oct. 2019, doi: 10.1109/TMTT.2019.2931968.

- [234] H. Arab, C. Akyel and S. Tatu, "Accurate FMCW Frequency Synthesis using Six-port Interferometry," in *2018 IEEE Topical Conference on Wireless Sensors and Sensor Networks (WiSNet)*, Jan. 2018, pp. 88–91, doi: 10.1109/WISNET.2018.8311572.
- [235] B. Daass, D. Pomorski and K. Haddadi, "A New Faster Filter based on Optimizing the Calculation Burden of Information and Kalman Filters," presented at the 15th European/IFAC Workshop on Advanced Control and Diagnosis (ACD'2019), Nov. 2019.



# Résumé

---

Ces dernières années, de nombreux travaux ont été menés afin de fournir une estimation précise de l'état d'un système dynamique. Dans cette thèse, nous ciblons les systèmes composés de sous-systèmes collaboratifs possédant une multitude de capteurs. Nous proposons un filtre combinant les avantages du filtre de Kalman et du filtre informationnel, nécessitant une charge de calculs bien moins élevée. Afin de prendre en compte la méconnaissance des covariances des mesures, une fusion multi-capteurs basée sur l'intersection des covariances est analysée en termes de charge calculatoire. Trois architectures de fusion multi-capteurs sont dès lors considérées. On réalise, sur les différents composants de ces architectures, une analyse fine de la répartition de la charge calculatoire du filtre et de l'algorithme d'intersection des covariances.

Dans l'objectif de rendre un système tolérant aux défauts, des méthodes statistiques informationnelles sont développées. Elles sont applicables à toute méthode basée sur le rapport de vraisemblance généralisé, entraînant un seuillage adaptatif de ce rapport. Leurs mises en œuvre à travers deux types de cartes de contrôle permettent une détection rapide des défaillances des capteurs.

Nos approches théoriques sont validées à travers un système de robots mobiles collaboratifs. Nous intégrons une phase de diagnostic et de détection de défauts des capteurs. Celle-ci est basée sur l'intégration de ces méthodes statistiques informationnelles dans le processus de fusion et d'estimation composé d'un filtre bayésien et de l'intersection des covariances. L'objectif est d'assurer une navigation autonome sûre, précise et tolérante aux défaillances des capteurs.

Enfin, nous présentons une preuve de concept d'une méthode de contrôle et d'évaluation non destructive des matériaux dans l'environnement immédiat des robots. En particulier, il s'agit d'introduire un capteur hyperfréquence pour l'interaction entre l'onde électromagnétique propagée et le matériau sous investigation. Cette méthode, connue sous le vocable radar, a connu un essor grandissant dans les laboratoires de recherche et dans les applications courantes liées notamment à la mesure de vitesse. Néanmoins, sa transposition sur des robots mobiles collaboratifs demeure un challenge pour adresser l'évaluation sans contact de matériaux, notamment en environnement sévère. Elle consiste à déterminer les caractéristiques du matériau sous test à l'aide de capteurs micro-ondes embarqués.

**Mots clés :** Fusion de données, estimation, filtre bayésien, intersection des covariances, charge de calculs, tolérance aux défauts, théorie de l'information, système multi-robots, localisation, contrôle non destructif, microonde, analyseur de réseaux.



# Abstract

---

In the recent years, there was a growing interest to provide an accurate estimate of the state of a dynamic system for a wide range of applications. In this work, we target systems built up with several collaborative subsystems integrating various heterogeneous sensors. We introduce a filter concept that combines the advantages of both Kalman and informational filters to achieve low computational load. To consider any system whose measurement covariances are incomplete or unknown, a multi-sensor fusion based on the covariance intersection is analyzed in terms of calculation burden. Three multi-sensor fusion architectures are then considered. A fine analysis of the calculation load distribution of the filter and the covariance intersection algorithm is performed on the different components of these architectures.

To make the system fault tolerant, informational statistical methods are developed. They are applicable to any method based on the generalized likelihood ratio. They lead to an adaptive threshold of this ratio. The technique has been implemented considering two types of control charts for the fast detection of sensor failures.

Our theoretical approaches are validated through a system of collaborative mobile robots. We integrate a diagnosis and fault detection phase, which is based on the integration of these informational statistical methods into the fusion and estimation process, the latter being composed of a Bayesian filter and the covariance intersection. The main objective is to ensure that this system provides safe, accurate and fault-tolerant autonomous navigation.

Finally, we present a proof-of-concept method for nondestructive and evaluation of materials in close proximity of the robot environment. In particular, we introduce a microwave sensor to characterize the electromagnetic wave to material under test interaction. This technique, known under the name radar, had a growing interest in academic laboratories and for usual applications related to speed measurements. Nevertheless, its adaptation to collaborative mobile robots remains a challenging task to address contactless characterization of materials, especially in harsh environments. This latter consists to determine the material characteristics from embedded microwave sensors.

**Keywords:** Data fusion, estimation, Bayesian filter, covariance intersection, calculation burden, fault tolerance, information theory, multi-robot system, localization, non-destructive testing, microwaves, vector network analyzer.

