

**THESE  
POUR LE DIPLOME D'ETAT  
DE DOCTEUR EN PHARMACIE**

**Soutenue publiquement le  
Par M. MALEK AHMED ABDERAOUF**

**« L'intelligence artificielle dans l'aide au diagnostic médical : Enjeux actuels et avenir, avec un focus sur l'aide à la lecture des Electro-Encéphalogramme (EEG).»**

---

**Membres du jury :**

**Président :**

Decaudin Bertrand, Pharmacien Professeur des Universités, Praticien Hospitalien, université de LILLE.

**Assesseur(s) :**

Gourgues Aude, Responsable des Affaires réglementaires et cliniques chez BIOSERENITY

Masse Morgane, Maître de conférence et Praticien Hospitalier, Université de LILLE

Pinçon Claire, Professeur de Biomathématique, Université de LILLE

**Membre(s) extérieur(s) : (Nom, Prénom, titre et lieu de fonction)**

**Université de Lille**  
**UFR3S-Pharmacie**

**Enseignants et Enseignants-chercheurs**  
**2024-2025**

**Université de Lille**

Président  
Premier Vice-président  
Vice-présidente Formation  
Vice-président Recherche  
Vice-président Ressources Humaine  
Directrice Générale des Services

Régis BORDET  
Bertrand DÉCAUDIN  
Corinne ROBACZEWSKI  
Olivier COLOT  
Jean-Philippe TRICOIT  
Anne-Valérie CHIRIS-FABRE

**UFR3S**

Doyen  
Premier Vice-Doyen, Vice-Doyen RH, SI et Qualité  
Vice-Doyenne Recherche  
Vice-Doyen Finances et Patrimoine  
Vice-Doyen International  
Vice-Doyen Coordination pluriprofessionnelle et Formations sanitaires  
Vice-Doyenne Formation tout au long de la vie  
Vice-Doyen Territoire-Partenariats  
Vice-Doyen Santé numérique et Communication  
Vice-Doyenne Vie de Campus  
Vice-Doyen étudiant

Dominique LACROIX  
Hervé HUBERT  
Karine FAURE  
Emmanuelle LIPKA  
Vincent DERAMECOURT  
Sébastien D'HARANCY  
Caroline LANIER  
Thomas MORGENROTH  
Vincent SOBANSKI  
Anne-Laure BARBOTIN  
Victor HELENA

**Faculté de Pharmacie**

Vice - Doyen  
Premier Assesseur et  
Assesseur à la Santé et à l'Accompagnement  
Assesseur à la Vie de la Faculté et  
Assesseur aux Ressources et Personnels  
Responsable de l'Administration et du Pilotage  
Représentant étudiant  
Chargé de mission 1er cycle  
Chargée de mission 2eme cycle  
Chargé de mission Accompagnement et Formation à la Recherche  
Chargé de mission Relations Internationales  
Chargée de Mission Qualité  
Chargé de mission dossier HCERES

Pascal ODOU  
Anne GARAT  
Emmanuelle LIPKA  
Cyrille PORTA  
Honoré GUISE  
Philippe GERVOIS  
Héloïse HENRY  
Nicolas WILLAND  
Christophe FURMAN  
Marie-Françoise ODOU  
Réjane LESTRELIN

### Professeurs des Universités - Praticiens Hospitaliers (PU-PH)

Civ.	Nom	Prénom	Service d'enseignement	Section CNU
Mme	ALLORGE	Delphine	Toxicologie et Santé publique	81
M.	BROUSSEAU	Thierry	Biochimie	82
M.	DÉCAUDIN	Bertrand	Biopharmacie, Pharmacie galénique et hospitalière	81
M.	DINE	Thierry	Pharmacologie, Pharmacocinétique et Pharmacie clinique	81
Mme	DUPONT-PRADO	Annabelle	Hématologie	82
Mme	GOFFARD	Anne	Bactériologie - Virologie	82
M.	GRESSIER	Bernard	Pharmacologie, Pharmacocinétique et Pharmacie clinique	81
M.	ODOU	Pascal	Biopharmacie, Pharmacie galénique et hospitalière	80
Mme	POULAIN	Stéphanie	Hématologie	82
M.	SIMON	Nicolas	Pharmacologie, Pharmacocinétique et Pharmacie clinique	81
M.	STAELS	Bart	Biologie cellulaire	82

### Professeurs des Universités (PU)

Civ.	Nom	Prénom	Service d'enseignement	Section CNU
M.	ALIOUAT	El Moukhtar	Parasitologie - Biologie animale	87
Mme	ALIOUAT	Cécile-Marie	Parasitologie - Biologie animale	87
Mme	AZAROUAL	Nathalie	Biophysique - RMN	85
M.	BERLARBI	Karim	Physiologie	86
M.	BERTIN	Benjamin	Immunologie	87
M.	BLANCHEMAIN	Nicolas	Pharmacotechnie industrielle	85
M.	CARNOY	Christophe	Immunologie	87
M.	CAZIN	Jean-Louis	Pharmacologie, Pharmacocinétique et Pharmacie clinique	86
M.	CUNY	Damien	Sciences végétales et fongiques	87
Mme	DELBAERE	Stéphanie	Biophysique - RMN	85

Mme	DEPREZ	Rebecca	Chimie thérapeutique	86
M.	DEPREZ	Benoît	Chimie bio inorganique	85
Mme	DUMONT	Julie	Biologie cellulaire	87
M.	ELATI	Mohamed	Biomathématiques	27
M.	FOLIGNÉ	Benoît	Bactériologie - Virologie	87
Mme	FOULON	Catherine	Chimie analytique	85
M.	GARÇON	Guillaume	Toxicologie et Santé publique	86
M.	GOOSSENS	Jean-François	Chimie analytique	85
M.	HENNEBELLE	Thierry	Pharmacognosie	86
M.	LEBEGUE	Nicolas	Chimie thérapeutique	86
M.	LEMDANI	Mohamed	Biomathématiques	26
Mme	LESTAVEL	Sophie	Biologie cellulaire	87
Mme	LESTRELIN	Réjane	Biologie cellulaire	87
Mme	LIPKA	Emmanuelle	Chimie analytique	85
Mme	MELNYK	Patricia	Chimie physique	85
M.	MILLET	Régis	Institut de Chimie Pharmaceutique Albert Lespagnol	86
M.	MOREAU	Pierre-Arthur	Sciences végétales et fongiques	87
Mme	MUHR-TAILLEUX	Anne	Biochimie	87
Mme	PERROY	Anne-Catherine	Droit et Economie pharmaceutique	86
Mme	RIVIÈRE	Céline	Pharmacognosie	86
Mme	ROMOND	Marie-Bénédicte	Bactériologie - Virologie	87
Mme	SAHPAZ	Sevser	Pharmacognosie	86
M.	SERGHERAERT	Éric	Droit et Economie pharmaceutique	86
M.	SIEPMANN	Juergen	Pharmacotechnie industrielle	85
Mme	SIEPMANN	Florence	Pharmacotechnie industrielle	85
M.	WILLAND	Nicolas	Chimie organique	86

Civ.	Nom	Prénom	Service d'enseignement	Section CNU
Mme	CUVELIER	Élodie	Pharmacologie, Pharmacocinétique et Pharmacie clinique	81
Mme	DANEL	Cécile	Chimie analytique	85
Mme	DEMARET	Julie	Immunologie	82
Mme	GARAT	Anne	Toxicologie et Santé publique	81
Mme	GENAY	Stéphanie	Biopharmacie, Pharmacie galénique et hospitalière	81
Mme	GILLIOT	Sixtine	Biopharmacie, Pharmacie galénique et hospitalière	80
M.	GRZYCH	Guillaume	Biochimie	82
Mme	HENRY	Héloïse	Biopharmacie, Pharmacie galénique et hospitalière	80
M.	LANNOY	Damien	Biopharmacie, Pharmacie galénique et hospitalière	80
Mme	MASSE	Morgane	Biopharmacie, Pharmacie galénique et hospitalière	81
Mme	ODOU	Marie-Françoise	Bactériologie - Virologie	82

#### Maitres de Conférences des Universités (MCU)

Civ.	Nom	Prénom	Service d'enseignement	Section CNU
M.	ANTHÉRIEU	Sébastien	Toxicologie et Santé publique	86
M.	BANTUBUNGI-BLUM	Kadiombo	Biologie cellulaire	87
M.	BERTHET	Jérôme	Biophysique - RMN	85
M.	BEDART	Corentin	ICPAL	86
M.	BOCHU	Christophe	Biophysique - RMN	85
M.	BORDAGE	Simon	Pharmacognosie	86
M.	BOSC	Damien	Chimie thérapeutique	86
Mme	BOU KARROUM	Nour	Chimie bioinorganique	

M.	BRIAND	Olivier	Biochimie	87
Mme	CARON-HOUDE	Sandrine	Biologie cellulaire	87
Mme	CARRIÉ	Hélène	Pharmacologie, Pharmacocinétique et Pharmacie clinique	86
Mme	CHABÉ	Magali	Parasitologie - Biologie animale	87
Mme	CHARTON	Julie	Chimie organique	86
M.	CHEVALIER	Dany	Toxicologie et Santé publique	86
Mme	DEMANCHE	Christine	Parasitologie - Biologie animale	87
Mme	DEMARQUILLY	Catherine	Biomathématiques	85
M.	DHIFLI	Wajdi	Biomathématiques	27
M.	EL BAKALI	Jamal	Chimie thérapeutique	86
M.	FARCE	Amaury	Institut de Chimie Pharmaceutique Albert Lespagnol	86
M.	FLIPO	Marion	Chimie organique	86
M.	FRULEUX	Alexandre	Sciences végétales et fongiques	
M.	FURMAN	Christophe	Institut de Chimie Pharmaceutique Albert Lespagnol	86
M.	GERVOIS	Philippe	Biochimie	87
Mme	GOOSSENS	Laurence	Institut de Chimie Pharmaceutique Albert Lespagnol	86
Mme	GRAVE	Béatrice	Toxicologie et Santé publique	86
M.	HAMONIER	Julien	Biomathématiques	26
Mme	HAMOUDI-BEN YELLES	Chérifa-Mounira	Pharmacotechnie industrielle	85
Mme	HANNOThIAUX	Marie-Hélène	Toxicologie et Santé publique	86
Mme	HELLEBOID	Audrey	Physiologie	86
M.	HERMANN	Emmanuel	Immunologie	87
M.	KAMBIA KPAKPAGA	Nicolas	Pharmacologie, Pharmacocinétique et Pharmacie clinique	86
M.	KARROUT	Younes	Pharmacotechnie industrielle	85
Mme	LALLOYER	Fanny	Biochimie	87
Mme	LECOEUR	Marie	Chimie analytique	85
Mme	LEHMANN	Hélène	Droit et Economie pharmaceutique	86
Mme	LELEU	Natascha	Institut de Chimie Pharmaceutique Albert Lespagnol	86

M.	LIBERELLE	Maxime	Biophysique - RMN	
Mme	LOINGEVILLE	Florence	Biomathématiques	26
Mme	MARTIN	Françoise	Physiologie	86
M.	MARTIN MENA	Anthony	Biopharmacie, Pharmacie galénique et hospitalière	
M.	MENETREY	Quentin	Bactériologie - Virologie	87
M.	MORGENROTH	Thomas	Droit et Economie pharmaceutique	86
Mme	MUSCHERT	Susanne	Pharmacotechnie industrielle	85
Mme	NIKASINOVIC	Lydia	Toxicologie et Santé publique	86
Mme	PINÇON	Claire	Biomathématiques	85
M.	PIVA	Frank	Biochimie	85
Mme	PLATEL	Anne	Toxicologie et Santé publique	86
M.	POURCET	Benoît	Biochimie	87
M.	RAVAUX	Pierre	Biomathématiques / Innovations pédagogiques	85
Mme	RAVEZ	Séverine	Chimie thérapeutique	86
Mme	ROGEL	Anne	Immunologie	
M.	ROSA	Mickaël	Hématologie	87
M.	ROUMY	Vincent	Pharmacognosie	86
Mme	SEBTI	Yasmine	Biochimie	87
Mme	SINGER	Elisabeth	Bactériologie - Virologie	87
Mme	STANDAERT	Annie	Parasitologie - Biologie animale	87
M.	TAGZIRT	Madjid	Hématologie	87
M.	VILLEMAGNE	Baptiste	Chimie organique	86
M.	WELTI	Stéphane	Sciences végétales et fongiques	87
M.	YOUS	Saïd	Chimie thérapeutique	86
M.	ZITOUNI	Djamel	Biomathématiques	85

### Professeurs certifiés

Civ.	Nom	Prénom	Service d'enseignement
Mme	FAUQUANT	Soline	Anglais
M.	HUGES	Dominique	Anglais
Mme	KUBIK	Laurence	Anglais
M.	OSTYN	Gaël	Anglais

### Professeurs Associés

Civ.	Nom	Prénom	Service d'enseignement	Section CNU
M.	BAILLY	Christian	ICPAL	86
M.	DAO PHAN	Haï Pascal	Chimie thérapeutique	86
M.	DHANANI	Alban	Droit et Economie pharmaceutique	86

### Maîtres de Conférences Associés

1 Civ.	2 Nom	3 Prénom	4 Service d'enseignement	5 Section 6 CNU
M	AYED	Elya	Pharmacie officinale	
M.	COUSEIN	Etienne	Biopharmacie, Pharmacie galénique et hospitalière	
Mme	CUCCHI	Malgorzata	Biomathématiques	85
Mme	DANICOURT	Frédérique	Pharmacie officinale	
Mme	DUPIRE	Fanny	Pharmacie officinale	
M.	DUFOSSEZ	François	Biomathématiques	85
M.	FRIMAT	Bruno	Pharmacologie, Pharmacocinétique et Pharmacie clinique	85
Mme	GEILER	Isabelle	Pharmacie officinale	

M.	GILLOT	François	Droit et Economie pharmaceutique	86
M.	MITOUMBA	Fabrice	Biopharmacie, Pharmacie galénique et hospitalière	86
M.	PELLETIER	Franck	Droit et Economie pharmaceutique	86
M	POTHIER	Jean-Claude	Pharmacie officinale	
Mme	ROGNON	Carole	Pharmacie officinale	

#### Assistants Hospitalo-Universitaire (AHU)

Civ.	Nom	Prénom	Service d'enseignement	Section CNU
M.	BOUDRY	Augustin	Biomathématiques	
Mme	DERAMOUDT	Laure	Pharmacologie, Pharmacocinétique et Pharmacie clinique	
M.	GISH	Alexandr	Toxicologie et Santé publique	
Mme	NEGRIER	Laura	Chimie analytique	

#### Hospitalo-Universitaire (PHU)

	Nom	Prénom	Service d'enseignement	Section CNU
M.	DESVAGES	Maximilien	Hématologie	
Mme	LENSKI	Marie	Toxicologie et Santé publique	

#### Attachés Temporaires d'Enseignement et de Recherche (ATER)

Civ.	Nom	Prénom	Service d'enseignement	Section CNU
Mme	BERNARD	Lucie	Physiologie	
Mme	BARBIER	Emeline	Toxicologie	

Mme	COMPAGNE	Nina	Chimie Organique	
Mme	COULON	Audrey	Pharmacologie, Pharmacocinétique et Pharmacie clinique	
M.	DUFOSSEZ	Robin	Chimie physique	
Mme	FERRY	Lise	Biochimie	
M	HASYEOUI	Mohamed	Chimie Organique	
Mme	HENRY	Doriane	Biochimie	
Mme	KOUAGOU	Yolène	Sciences végétales et fongiques	
M	LAURENT	Arthur	Chimie-Physique	
M.	MACKIN MOHAMOUR	Synthia	Biopharmacie, Pharmacie galénique et hospitalière	
Mme	RAAB	Sadia	Physiologie	

#### Enseignant contractuel

Civ.	Nom	Prénom	Service d'enseignement
Mme	DELOBEAU	Iris	Pharmacie officinale
M	RIVART	Simon	Pharmacie officinale
Mme	SERGEANT	Sophie	Pharmacie officinale
M.	ZANETTI	Sébastien	Biomathématiques

#### LRU / MAST

Civ.	Nom	Prénom	Service d'enseignement
Mme	FRAPPE	Jade	Pharmacie officinale
M	LATRON-FREMEAU	Pierre-Manuel	Pharmacie officinale
M.	MASCAUT	Daniel	Pharmacologie, Pharmacocinétique et Pharmacie clinique



## ***UFR3S-Pharmacie***

**L'Université n'entend donner aucune approbation aux opinions émises  
dans les thèses ; celles-ci sont propres à leurs auteurs.**



## Remerciements

Je tiens tout d'abord à exprimer ma profonde gratitude aux membres du jury qui m'ont fait l'honneur d'évaluer ce travail et de participer à la soutenance de ma thèse.

À Monsieur le Professeur Bertrand Decaudin, Président du jury, j'adresse mes plus sincères remerciements pour avoir accepté de juger ce travail et pour l'attention qu'il lui a portée.

À Madame le Professeur Claire Pinçon et Madame le Professeur Morgane Masse, assesseurs de cette thèse, je souhaite témoigner ma reconnaissance pour avoir accepté de consacrer leur temps et leur expertise à l'évaluation de ce manuscrit.

J'exprime également toute ma gratitude à ma directrice de thèse, Docteur Aude Gourgues, pour son accompagnement précieux, sa disponibilité et ses conseils avisés. Malgré une année particulièrement riche et exigeante sur le plan professionnel, elle a su trouver le temps et l'énergie nécessaires pour m'encadrer, m'orienter et m'encourager tout au long de ce projet. Sa rigueur scientifique, associée à son humanité, a été pour moi une source d'inspiration et de motivation.

Je souhaite aussi remercier chaleureusement l'ensemble de l'équipe de BioSerenity, pour leur soutien quotidien et leur engagement. Je tiens à citer en particulier Madame Mélanie Renaud-Samiri, ancienne directrice QRA, dont les conseils, la bienveillance et l'expérience ont été déterminants dans ma progression et dans la réalisation de ce travail.

Mes pensées reconnaissantes se tournent ensuite vers mes parents, pour leurs innombrables sacrifices et leur soutien indéfectible, qui m'ont permis d'arriver jusqu'ici. Leur confiance et leur amour ont constitué les fondations de ma formation et de mon parcours. À mon frère Anis, ainsi qu'à mes sœurs Naila et Soumia, je dédie également une part de ce travail : je n'aurais jamais pu atteindre ce stade sans l'environnement bienveillant, sécurisant et aimant dans lequel j'ai grandi.

À mon épouse Sara, je souhaite exprimer ma plus profonde gratitude pour son soutien inconditionnel, sa patience et sa compréhension. Elle a été à mes côtés dans chaque étape de ce parcours, offrant son énergie et sa force morale dans les moments de doute comme dans ceux de réussite.

Je remercie également mes amis, pour leur présence constante, leurs encouragements et leur soutien indéfectible au fil de ces années. Leur confiance et leur bienveillance m'ont accompagné et porté dans ce chemin parfois difficile.

Enfin, j'adresse mes remerciements à l'ensemble du corps enseignant de la Faculté de Pharmacie de Lille, dont la qualité de l'enseignement et le dévouement ont façonné ma formation scientifique et professionnelle.

À toutes celles et ceux qui, de près ou de loin, ont contribué à ce travail, je souhaite exprimer ma reconnaissance sincère.

## Table des matières

1	Civ.....	8
2	Nom .....	8
3	Prénom .....	8
4	Service d'enseignement .....	8
5	Section.....	8
6	CNU.....	8
	<b>Remerciements</b> .....	13
	<b>Table des matières</b> .....	14
	Liste des figures .....	17
	Liste des abréviations .....	18
	Introduction.....	21
1.	La naissance et l'évolution de l'IA .....	23
1.1.	L'IA c'est quoi ?.....	23
1.1.1.	IA une définition difficile à cerner .....	23
1.1.2.	Histoire de l'IA : Les Quatre Saisons de l'Intelligence Artificielle .....	24
1.1.3.	Les différentes Types IA.....	26
1.2.	Comprendre la conception d'une IA : de la théorie aux modèles .....	30
1.2.1.	Machine Learning (ML) : l'apprentissage automatique .....	30
1.2.2.	Deep Learning (DL) : les réseaux de neurones profonds .....	30
1.2.3.	Entraînement d'un modèle d'IA.....	34
1.2.4.	L'importance du Big Data .....	35
1.2.5.	Data Augmentation : combler les lacunes .....	36
1.2.6.	Vers des IA explicables (XAI) .....	37
1.3.	IA dans les application Médicales .....	37
1.3.1.	Métriques d'évaluation de la performance des IA médicales .....	38
1.3.2.	Imagerie médicale .....	40
1.3.3.	Médecine personnalisé .....	44
1.3.4.	Télémédecine et réhabilitation.....	46
1.3.5.	CDSS (Clinical Decision Support System).....	47
1.3.5.	Dermatologie .....	58
1.3.6.	Diabétologie / Ophtalmologie .....	60

2.	L'IA dans l'aide en diagnostique des troubles Neurologiques .....	63
2.1.	EEG l'Outils principal de détection de maladie Neurologique .....	63
2.1.1.	Définition et principes de l'électroencéphalographie (EEG).....	63
2.1.2.	Caractéristiques et types de signaux EEG .....	63
2.1.3.	Applications cliniques et neuroscientifiques .....	64
2.1.4.	Limites et traitement du signal.....	64
2.1.5.	Conclusion .....	64
2.2.	Les troubles Neurologiques adressés par l'IA actuellement .....	65
2.2.1.	L'intelligence artificielle dans la prise en charge de l'épilepsie .....	66
2.2.2.	L'intelligence artificielle dans la prise en charge de la maladie d'Alzeihmer	70
2.2.3.	L'intelligence artificielle dans le diagnostic de la maladie de Parkinson .	73
2.3.	L'aide à la lecture de l'EEG avec le système BioSerenity Neuronaute+ .....	75
2.3.1.	BioSerenity : un pionnier de la neurophysiologie connectée.....	75
2.3.2.	Neuronaute+ : un système modulaire et connecté .....	76
2.3.3.	Composants et indication du system Neuronaute + : .....	77
2.3.4.	Intelligence artificielle embarquée : détection automatique des spikes et	seizures 78
2.3.5.	Intérêt clinique global du système .....	79
2.3.6.	Conclusion .....	80
3.	Enjeux économiques et de santé publique de l'intelligence artificielle dans la santé	81
3.1.	Un contexte de pression économique et de transformation des systèmes de	santé 81
3.1.1.	Amélioration des parcours de soins et de la santé publique .....	81
3.1.2.	Réduction des coûts et gains économiques.....	82
3.1.3.	Retour sur investissement et conditions d'adoption .....	83
3.1.4.	Limites méthodologiques et enjeux éthiques .....	83
3.1.5.	Un levier stratégique pour les politiques de santé .....	84
3.2.	Limites, risques et enjeux du diagnostic médical assisté par l'IA .....	84
3.2.1.	Limites techniques des modèles d'IA en diagnostic médical.....	84
<b>3.2.2.</b>	<b>Risques cliniques : erreurs, retards, surdiagnostic .....</b>	<b>85</b>
3.2.3.	Enjeux éthiques, sociaux et acceptabilité .....	85

3.2.4.	Problèmes juridiques et réglementaires : responsabilité et traçabilité ...	85
3.2.5.	Intégration difficile dans les flux cliniques .....	86
3.2.6.	Cybersécurité et protection des données .....	86
3.3.	Enjeux réglementaires et légaux de l'intelligence artificielle dans le diagnostic médical.....	86
3.3.1.	Cadres réglementaires internationaux de l'IA en santé .....	86
3.3.2.	CNIL et recommandations nationales .....	88
3.4.	Responsabilité, sécurité juridique et risques .....	88
3.4.1.	L'imputabilité en cas d'erreur de diagnostic .....	88
3.4.2.	Risques de biais et d'inégalités de traitement .....	89
3.5.	Manque d'explicabilité et « boîtes noires » .....	89
	Conclusion générale.....	90
	Bibliographie.....	92

## Liste des figures

**Figure 1** — Deep Learning simplifié [98]

**Figure 2** — schéma expliquant la méthodologie FNN [95]

**Figure 3** — Reconnaissance d'image par CNN [95]

**Figure 4** — schéma expliquant la méthodologie du RNN [95]

**Figure 5** — Schéma représentant le SNN [98]

**Figure 6** — les grandes applications médicales où l'IA est implantée

**Figure 7** — Tableau de classification BI-RADS

**Figure 8** — Enregistrement EEG normal utilisant un montage longitudinal bipolaire avec 21 électrodes selon le système 10–20

**Figure 9** — Système Neuronate+ et ses composants matériels

## Liste des abréviations

- ACC/AHA** — American College of Cardiology / American Heart Association (sociétés savantes de cardiologie).
- AUC** — Aire sous la courbe ROC (Area Under the Curve).
- A $\beta$**  — Protéine  $\beta$ -amyloïde.
- AI Act** — Règlement européen sur l'intelligence artificielle.
- AIaMD** — Artificial Intelligence as a Medical Device.
- ANN** — Artificial Neural Network (réseau de neurones artificiels).
- AP-HP** — Assistance Publique – Hôpitaux de Paris.
- AVC** — Accident vasculaire cérébral.
- BCC** — Basal Cell Carcinoma (carcinome basocellulaire).
- BERT** — Bidirectional Encoder Representations from Transformers.
- CAD** — Coronary Artery Disease (maladie coronarienne).
- CADe / CADx** — Détection assistée par ordinateur (Computer-Aided Detection) / Diagnostic assisté par ordinateur (Computer-Aided Diagnosis).
- CC** — Cholangiocarcinome.
- CE (classe IIa)** — Marquage « Conformité Européenne » pour dispositifs médicaux, classe IIa.
- CDSS** — Système d'aide à la décision clinique (Clinical Decision Support System).
- CFD** — Computational Fluid Dynamics (mécanique des fluides numérique).
- CHU** — Centre Hospitalier Universitaire.
- CNIL** — Commission Nationale de l'Informatique et des Libertés.
- CT** — Tomodensitométrie / scanner (Computed Tomography).
- CTA** — Angiographie coronaire par scanner (Computed Tomography Angiography).
- DB25** — Connecteur DB-25 (pour casques EEG compatibles).
- DBS** — Stimulation cérébrale profonde (Deep Brain Stimulation).
- DIP/DPIA** — Data Protection Impact Assessment (analyse d'impact relative à la protection des données, AIPD).
- DL** — Deep Learning (apprentissage profond).
- DIN 42802** — Norme de connecteur « touchproof » pour électrodes médicales.
- DMLA** — Dégénérescence maculaire liée à l'âge.
- DNN** — Deep Neural Network (réseau de neurones profond).
- DPI** — Dossier Patient Informatisé.
- DWT** — Discrete Wavelet Transform (ondelettes discrètes).
- ECG** — Électrocardiogramme.
- ECoG** — Électrocorticographie.
- EEG** — Électroencéphalogramme / électroencéphalographie.
- EMCI / LMCI** — Early / Late Mild Cognitive Impairment (trouble cognitif léger précoce / tardif).
- EMG** — Électromyogramme.

**EOG** — Électrooculogramme.

**ESC** — European Society of Cardiology.

**F1-score** — Mesure harmonique précision/rappel.

**FCD** — Focal Cortical Dysplasia (dysplasie corticale focale).

**FDA** — Food and Drug Administration (agence américaine).

**FFR** — Fractional Flow Reserve (réserve de flux fractionnaire, mesure invasive).

**FFRCT** — Estimation non invasive de la FFR à partir d'un scanner coronaire.

**FNN** — Feedforward Neural Network (réseau de neurones à propagation avant).

**GAN** — Generative Adversarial Network (réseau antagoniste génératif).

**GCS** — Glasgow Coma Scale (échelle de Glasgow).

**GPT** — Generative Pre-trained Transformer.

**HCC** — Carcinome hépatocellulaire.

**HDS** — Hébergeur de Données de Santé (certification).

**HIPAA** — Health Insurance Portability and Accountability Act (loi américaine de protection des données de santé).

**ICH** — Intracerebral Hemorrhage (hémorragie intracérébrale).

**ICA** — Independent Component Analysis (analyse en composantes indépendantes).

**IC95 %** — Intervalle de confiance à 95 %.

**IDx-DR** — Dispositif autonome de dépistage de la rétinopathie diabétique.

**IED** — Interictal Epileptiform Discharges (décharges épileptiformes intercritiques).

**ILAE** — International League Against Epilepsy (Ligue Internationale Contre l'Épilepsie).

**IRM / IRMf** — Imagerie par Résonance Magnétique / IRM fonctionnelle.

**IVH** — Intraventricular Hemorrhage (hémorragie intraventriculaire).

**LDCT** — Low-Dose CT (scanner thoracique à faible dose).

**LCR** — Liquide céphalo-rachidien.

**LIME** — Local Interpretable Model-Agnostic Explanations.

**Lung-RADS** — Lung CT Screening Reporting and Data System.

**MA** — Maladie d'Alzheimer.

**MDR (UE 2017/745)** — Medical Device Regulation (règlement européen des DM).

**MFCCs** — Mel-Frequency Cepstral Coefficients (coefficients cepstraux de Mel).

**ML** — Machine Learning (apprentissage automatique).

**MLP** — Multi-Layer Perceptron (perceptron multicouche).

**MKL** — Multiple Kernel Learning.

**MP** — Maladie de Parkinson.

**mtmDR** — More-than-mild Diabetic Retinopathy (RD modérée ou plus).

**NIHSS** — National Institutes of Health Stroke Scale (échelle AVC).

**OMS** — Organisation mondiale de la santé.

**PACS** — Picture Archiving and Communication System.

**PCCP** — Predetermined Change Control Plan (plan de maîtrise des évolutions, FDA).

**PET / TEP** — Tomographie par émission de positons.

**PRFI** — Pays à revenu faible ou intermédiaire.

**RGPD (GDPR)** — Règlement Général sur la Protection des Données.

**RNN** — Recurrent Neural Network (réseau de neurones récurrent).

**RR** — Risque relatif (Relative Risk).

**SaMD** — Software as a Medical Device (logiciel en tant que DM).

**SHAP** — SHapley Additive exPlanations.

**SNN** — Spiking Neural Network.

**SVM** — Support Vector Machine (machine à vecteurs de support).

**SWE** — Shear Wave Elastography (élastographie par ondes de cisaillement).

**TAL** — Traitement automatique du langage (NLP).

**TDH** — Trouble du déficit de l'attention avec hyperactivité.

**TSA** — Trouble du spectre de l'autisme.

**TUSZ** — Temple University Hospital Seizure corpus (base EEG).

**VAE** — Variational Autoencoder (autoencodeur variationnel).

**VEEG** — Vidéo-EEG.

**VPP / VPN** — Valeur prédictive positive / négative.

**vtDR** — Vision-Threatening Diabetic Retinopathy (RD menaçante pour la vision).

**XAI** — Explainable AI (IA explicable).

**XGBoost** — eXtreme Gradient Boosting (algorithme de ML).

**ZÉ** — Zone épileptogène.

# Introduction

Au cours des dernières décennies, l'intelligence artificielle (IA) a connu une évolution fulgurante, passant d'un concept purement théorique à un outil incontournable dans de nombreux secteurs, dont celui de la santé. Aujourd'hui, les systèmes d'IA se déploient dans l'imagerie médicale, la médecine personnalisée, la télémédecine, et s'intègrent progressivement aux dispositifs médicaux connectés, transformant profondément les pratiques diagnostiques et thérapeutiques. L'essor du big data, du machine learning et du deep learning permet désormais de traiter des volumes considérables de données hétérogènes, ouvrant la voie à une médecine plus prédictive, préventive et personnalisée.

Dans ce contexte, le domaine des neurosciences constitue un terrain privilégié pour le développement et l'application de l'IA. Les troubles neurologiques, tels que l'épilepsie, la maladie de Parkinson ou encore la maladie d'Alzheimer, nécessitent des outils diagnostiques précis et rapides, en raison de la complexité et de la diversité des manifestations cliniques. L'électroencéphalogramme (EEG) reste l'outil de référence pour l'évaluation de nombreuses pathologies neurologiques, mais son interprétation demeure chronophage et exige une expertise élevée. L'intégration de l'IA dans l'analyse des signaux EEG représente ainsi une avancée majeure, susceptible d'améliorer la détection des anomalies, de réduire les délais diagnostiques et de soutenir les cliniciens dans leur prise de décision.

La présente thèse s'intéresse à ces enjeux en explorant les fondements, les applications actuelles et les perspectives de l'intelligence artificielle dans l'aide au diagnostic médical, avec un accent particulier sur l'analyse des EEG et sur l'exemple du système Neuronaute+ développé par BioSerenity, pionnier de la neurophysiologie connectée.

Elle s'articule autour de trois grandes parties complémentaires :

La première partie retrace la naissance et l'évolution de l'intelligence artificielle. Elle définit ce qu'est l'IA, présente ses différentes catégories (IA faible, générale, super-intelligence) et ses modes de fonctionnement (machine learning, deep learning, réseaux neuronaux). Elle aborde également les méthodes d'entraînement des modèles, l'importance du big data et les avancées récentes vers une IA explicable (XAI). Enfin, cette partie illustre les principales applications médicales de l'IA, notamment en imagerie médicale, médecine personnalisée, télémédecine, et systèmes d'aide à la décision clinique.

La deuxième partie se focalise sur le rôle de l'IA dans le diagnostic des troubles neurologiques. Elle présente les bases de l'électroencéphalographie (EEG), ses caractéristiques, ses applications et ses limites, avant de détailler les apports de l'IA dans la prise en charge de pathologies telles que l'épilepsie, la maladie d'Alzheimer et la maladie de Parkinson. Cette partie met également en lumière l'apport concret du système Neuronaute+, en détaillant ses composants, son fonctionnement, ainsi que son intérêt clinique pour l'aide à la lecture des EEG.

La troisième partie analyse les enjeux économiques, éthiques, réglementaires et sociétaux liés à l'intégration de l'IA dans la santé. Elle discute des bénéfices attendus pour les systèmes de soins, des limites techniques et cliniques, des risques liés aux biais algorithmiques et au manque d'explicabilité, ainsi que des questions de responsabilité juridique et de conformité réglementaire (notamment au regard du MDR 2017/745 et des initiatives récentes comme l'AI Act).

À travers cette structure, cette thèse vise à offrir une vision globale et critique de l'apport de l'intelligence artificielle dans le diagnostic médical, en mettant en perspective ses promesses technologiques, ses applications concrètes et les défis à relever pour son adoption sécurisée et efficace dans la pratique clinique.

# 1. La naissance et l'évolution de l'IA

## 1.1. L'IA c'est quoi ?

### 1.1.1. IA une définition difficile à cerner

La définition du terme « *intelligence artificielle* » continue à faire débat, notamment car la communauté scientifique n'a jamais été en mesure de forger une définition de l'« *intelligence* » acceptée de tous. [1].

Avant d'aborder la définition du terme « intelligence artificielle », explorons tout d'abord le concept « *d' intelligence humaine* », un concept qui, jusqu'à présent, n'est pas totalement défini en raison des difficultés à cerner et définir de façon exacte le terme « L'intelligence ». Avant même d'aborder les termes de « *intelligence humaine* » ou « *intelligence artificielle* », la question qui doit être posée est : « *Qu'est-ce que l'intelligence ?* »

Au fil du temps, la communauté scientifique a réussi à établir une définition de l'« intelligence » qui fait désormais consensus, malgré les controverses.

Selon Howard Gardner, l'intelligence est la capacité d'un individu à raisonner, à résoudre des problèmes, à comprendre des concepts et à apprendre efficacement. L'intelligence fait également référence à la capacité d'une personne à s'adapter à l'environnement, à utiliser et à analyser les informations mises à sa disposition pour prendre des décisions éclairées. L'intelligence est une qualité complexe qui comprend une variété de capacités mentales et émotionnelles [2].

L'existence de différents types d'intelligence fait actuellement débat. Le psychologue américain Howard Gardner a émis l'hypothèse que des « intelligences différenciées » (Gardner, 1983) existent au détriment d'un seul type d'intelligence. Ainsi, ces différents types d'intelligence sont regroupés selon les scénarios et schémas de réflexions :

- l'intelligence logico-mathématique,
- l'intelligence verbale-linguistique,
- l'intelligence musicale,
- l'intelligence corporelle-kinesthésique,
- l'intelligence personnelle,
- l'intelligence interpersonnelle,
- l'intelligence intrapersonnelle,
- l'existentielle intelligence et,
- l'écologique intelligence [2].

Le terme « *intelligence artificielle* » a été inventé lors de la Conférence Dartmouth de 1956, organisée par Marvin Minsky, John McCarthy, Shannon et Nathan Rochester. [3], Lors de cette conférence John McCarthy informaticien, mathématicien et professeur à l'université de Stanford, considéré par la plupart de spécialistes comme le « Père de l'IA », a décrit pour la première fois le terme IA de manière concise et mémorable : « l'IA c'est la science et l'ingénierie de la fabrication de machines intelligentes » [4].

La définition posée par John McCarthy reste le socle sur lequel viennent se poser au fil des années d'autres définitions de l'IA, notamment la dichotomie des deux courants de pensée qui ont engendré les définitions analytiques et les définitions essentialistes. Les premières se concentrent davantage sur les capacités nécessaires pour créer une IA en tant qu'outil développé essentiellement par des outils mathématiques type algorithmes. Les deuxièmes, les « essentialistes », se concentrent davantage sur l'objectif final de l'IA, à savoir la simulation d'un comportement et une intelligence de pensées critiques semblables à ceux des êtres humains [4].

En prenant en compte les différentes définitions de l'IA depuis 1956, nous pouvons avancer une définition globale. L'IA est donc la capacité d'une machine ou d'un système informatique à simuler et à exécuter des tâches qui nécessiteraient normalement l'intelligence humaine, telles que le raisonnement logique, l'apprentissage et la résolution de problèmes.

L'IA repose sur l'utilisation d'algorithmes et de technologies d'apprentissage automatique pour donner aux machines la capacité d'agir comme si elles possédaient certaines compétences cognitives et d'accomplir des tâches seules ou avec une certaine aide [5].

## 1.1.2. Histoire de l'IA : Les Quatre Saisons de l'Intelligence Artificielle

### 1.1.2.1. *Le printemps de l'IA : Les origines de l'IA*

Les racines de l'intelligence artificielle (IA) remontent aux années 1940, bien que la définition exacte de ce domaine reste floue. L'une des premières étapes marquantes se trouve en 1942, lorsque l'écrivain de science-fiction Isaac Asimov publie sa nouvelle *Runaround*, qui introduit les trois lois fondamentales de la robotique. Ces lois ont eu une influence profonde sur les travaux en robotique et en IA. Elles stipulent, entre autres, qu'un robot ne doit pas blesser un être humain, qu'il doit obéir aux ordres des humains (sauf en conflit avec la première loi), et qu'il doit protéger sa propre existence tant que cela ne contrevient pas aux deux premières lois. Ces principes ont inspiré de nombreux chercheurs, dont Marvin Minsky, un pionnier des sciences cognitives, qui co-fonda plus tard le laboratoire d'intelligence artificielle du MIT.

Simultanément, le mathématicien britannique Alan Turing, dans le cadre de ses travaux de décryptage de la machine Enigma pendant la Seconde Guerre mondiale, commence

à s'interroger sur la notion d'intelligence des machines. En 1950, il publie l'article *Computing Machinery and Intelligence*, introduisant le fameux test de Turing, un critère permettant de mesurer l'intelligence d'une machine. Ce test consiste à déterminer si un humain est capable de distinguer une machine d'un autre humain lors d'une interaction, marquant ainsi la naissance d'un nouveau cadre pour l'IA.

Comme expliqué précédemment, le terme « intelligence artificielle » lui-même a été inventé en 1956, lors du *Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence*, organisé par Marvin Minsky et John McCarthy. Cet atelier a réuni des chercheurs issus de divers domaines, avec pour objectif de développer des machines capables de simuler l'intelligence humaine. Ce projet a posé les bases de la recherche en IA moderne [6].

#### 1.1.2.2. *L'été et l'hiver de l'IA : Les succès et les échecs*

Dans les décennies qui suivent, les progrès réalisés dans le domaine de l'IA sont marqués par des succès notables, comme la création du programme *ELIZA* par Joseph Weizenbaum, un des premiers systèmes capables de simuler des conversations humaines. Le programme *General Problem Solver*, développé par Herbert Simon et ses collègues, constitue également une avancée majeure en permettant de résoudre automatiquement certains types de problèmes simples. Ces succès ont conduit à un financement accru pour la recherche en IA.

Cependant, ces optimismes sont rapidement déçus. En 1973, des critiques croissantes émergent, notamment le rapport de James Lighthill, qui remet en question les capacités réelles des machines à atteindre un niveau de raisonnement comparable à celui des humains. En réponse, le financement de la recherche en IA se réduit considérablement, marquant le début de l'hiver de l'IA, une période de stagnation qui dure plusieurs décennies.

Dans les années 1980, bien que des investissements massifs aient été réalisés par le Japon et que la DARPA (Agence des projets de recherche avancée de défense américaine) ait intensifié son soutien, la recherche en IA peine à produire des avancées significatives. Une des raisons de cette stagnation réside dans la méthode utilisée par les systèmes experts, basés sur des règles formalisées qui ne peuvent pas s'adapter à des tâches complexes et moins structurées. [6]

#### 1.1.2.3. *L'automne de l'IA : La maturité de l'IA*

Le véritable tournant de l'IA se produit à la fin des années 2000, lorsque des progrès considérables sont réalisés grâce à l'avènement du *deep learning* (apprentissage profond). En 2015, AlphaGo, un programme développé par Google, bat le champion du monde de Go, un jeu réputé pour sa complexité. Ce succès est attribué à l'utilisation de réseaux neuronaux artificiels, une approche qui reproduit les mécanismes d'apprentissage du cerveau humain.

Aujourd'hui, l'IA est omniprésente dans nos vies, que ce soit à travers les systèmes de reconnaissance d'images sur les réseaux sociaux, les assistants vocaux ou encore les

voitures autonomes. Les réseaux neuronaux et l'apprentissage profond sont désormais à la base de nombreuses applications d'IA. [6]

#### *1.1.2.4. Le présent : L'impact de l'IA sur les entreprises et la société*

L'IA joue un rôle de plus en plus central dans la prise de décision des entreprises, transformant la manière dont elles interagissent avec leurs employés, clients et partenaires. Des articles récents analysent les différents aspects de cette transformation. Par exemple, dans le domaine des ressources humaines, des études examinent comment l'IA influence la gestion des talents et l'optimisation des processus de recrutement et de gestion des performances. Ces technologies posent de nouveaux défis, notamment en termes d'éthique, de protection des données et de relations humaines.

Les entreprises doivent également faire face à des questions fondamentales sur l'intégration de l'IA dans leur fonctionnement interne. Des chercheurs proposent des modèles pour déterminer quelles décisions devraient être prises par l'IA, quelles décisions devraient rester humaines, et dans quels cas une approche collaborative serait optimale.

Enfin, l'impact de l'IA sur le marketing est également une question cruciale. Des études explorent comment l'IA permet de personnaliser l'engagement client en fonction des préférences individuelles, modifiant ainsi les stratégies marketing et la gestion des relations avec les clients. [6]

### **1.1.3. Les différents Types IA**

#### *1.1.3.1. Le Test de Turing : Une Évaluation de l'Intelligence Artificielle*

Avant de parler des différents types et classifications de l'IA, il me semble nécessaire d'aborder la question de l'évaluation de l'intelligence artificielle, Selon le test de Turing. Le test de Turing, formulé par le mathématicien britannique Alan Turing en 1950, est conçu pour évaluer si une machine peut manifester une forme d'intelligence comparable à celle d'un être humain (Turing, 1950). Le principe du test consiste à soumettre une personne et une machine à une série de questions posées par un interrogateur. Si ce dernier ne parvient pas à distinguer les réponses de la machine de celles de la personne, la machine est considérée comme ayant réussi le test de Turing.

Malgré l'intérêt fascinant du test de Turing, plusieurs chercheurs soulignent qu'il ne constitue pas une évaluation fiable de l'intelligence artificielle. En effet, certaines critiques mettent en évidence le fait que ce test repose uniquement sur la capacité de la machine à imiter les réponses humaines, sans prendre en compte sa capacité à

raisonner de manière autonome ou à résoudre des problèmes complexes (Halpern, 2006). En outre, ce test ne prend pas en considération d'autres aspects importants de l'intelligence, tels que la créativité, l'empathie, et la capacité d'adaptation, qui sont au cœur de la nouvelle génération d'IA [7].

Cependant, il convient de noter que le test de Turing présente certains avantages, notamment en tant que cadre standard pour comparer les capacités des machines à celles des êtres humains. Il permet ainsi d'évaluer dans quels domaines une machine peut imiter l'intelligence humaine, tout en mettant en évidence ses limites dans d'autres domaines [8].

Il est également important de souligner que le test de Turing n'est pas la seule méthode utilisée pour évaluer l'intelligence artificielle. D'autres approches, comme les évaluations basées sur les tâches, se concentrent sur la capacité d'une machine à accomplir des tâches spécifiques, tandis que les approches comportementales examinent la manière dont une machine se comporte dans des contextes réels [9]. Toutefois, il est essentiel que toute méthode d'évaluation de l'IA prenne en compte la complexité et la diversité de l'intelligence en général, tout en étant suffisamment flexible pour intégrer les avancées technologiques et une compréhension plus profonde de ce qu'est l'intelligence [2].

### *1.1.3.2. Les Types et Classifications de l'Intelligence Artificielle (IA)*

L'Intelligence Artificielle (IA) est un domaine technologique en pleine expansion qui vise à doter les machines de capacités similaires à l'intelligence humaine. L'IA peut apprendre, raisonner, prendre des décisions et s'adapter à différentes situations, ce qui lui permet d'avoir de nombreuses applications dans divers secteurs. Cependant, toutes les IA ne possèdent pas le même niveau de sophistication ni le même degré d'autonomie. Pour mieux comprendre ces différences, l'IA est classée selon trois critères principaux : par capacité cognitive, par mode de fonctionnement et par degré d'autonomie.

#### *1.1.3.2.1. Classification Type 1 : Basée sur la Capacité Cognitive [10]*

##### *1.1.3.2.1.1. Intelligence Artificielle Faible (ANI – Artificial Narrow Intelligence)*

L'intelligence artificielle faible est celle que l'on rencontre le plus souvent aujourd'hui. Elle est conçue pour exécuter une seule tâche avec efficacité, mais elle ne possède pas la capacité de généraliser ses connaissances à d'autres domaines. Elle fonctionne sur la base de données et d'algorithmes prédéfinis qui lui permettent d'optimiser des processus précis. Par exemple, les assistants vocaux tels que Siri et Alexa sont des formes d'IA faible, car ils peuvent répondre à des commandes vocales prédéfinies sans comprendre véritablement leur signification. [8]

#### 1.1.3.2.1.2. *Intelligence Artificielle Générale (AGI – Artificial General Intelligence)*

Contrairement à l'IA faible, l'intelligence artificielle générale est conçue pour être capable d'apprendre et de résoudre des problèmes dans divers domaines, de la même manière qu'un humain. Elle peut comprendre, raisonner, planifier et s'adapter à de nouvelles situations. Cependant, bien que l'AGI soit un objectif pour les chercheurs en IA, elle n'existe pas encore aujourd'hui. Les scientifiques travaillent activement sur des modèles capables de développer une intelligence comparable à celle des humains, mais les obstacles technologiques sont encore nombreux. [7]

#### 1.1.3.2.1.3. *Super-Intelligence Artificielle (ASI – Artificial Super Intelligence)*

L'intelligence artificielle super-intelligente est une hypothèse selon laquelle l'IA dépasserait les capacités intellectuelles humaines dans tous les domaines. Une telle IA serait capable d'apprentissage, de prise de décision et de créativité bien au-delà des capacités humaines. Si l'ASI était développée, elle pourrait éventuellement repenser l'ensemble des connaissances scientifiques, politiques et sociétales, posant ainsi des enjeux éthiques et philosophiques majeurs. [8]

#### 1.1.3.2.2. *Classification Type 2 : Basée sur le Mode de Fonctionnement* .[9]

##### 1.1.3.2.2.1. *Machines Réactives*

Les machines réactives sont les formes d'IA les plus simples. Elles ne possèdent aucune mémoire et ne peuvent pas tirer d'enseignements de leurs expériences passées. Elles analysent uniquement la situation actuelle et réagissent en fonction des données immédiates. Un exemple célèbre est Deep Blue, l'ordinateur d'IBM qui a battu Garry Kasparov aux échecs. Ce système analysait les mouvements possibles et choisissait la meilleure option, sans apprendre des parties précédentes. [10]

##### 1.1.3.2.2.2. *IA à Mémoire Limitée*

Contrairement aux machines réactives, l'IA à mémoire limitée peut utiliser des données passées pour améliorer ses décisions futures. Ce type d'IA est largement utilisé dans les voitures autonomes, qui doivent analyser la vitesse, la position des autres véhicules et d'autres paramètres pour prendre des décisions en temps réel. Cependant, cette mémoire reste temporaire et ne permet pas d'apprendre sur le long terme. [8]

#### 1.1.3.2.2.3. *IA Basée sur la Théorie de l'Esprit*

Encore au stade de recherche, l'IA basée sur la théorie de l'esprit serait capable de comprendre les émotions et les intentions humaines. Une telle IA pourrait interagir avec les humains de manière plus naturelle et adaptative. Par exemple, un assistant virtuel qui pourrait interpréter l'état émotionnel d'un utilisateur et ajuster son comportement en conséquence relève de cette catégorie. [7]

#### 1.1.3.2.2.4. *IA Auto-Consciente*

L'IA auto-consciente serait une intelligence artificielle dotée d'une conscience de soi et capable de comprendre ses propres émotions et pensées. Bien que cette idée soit encore purement théorique, elle soulève d'importantes questions éthiques et philosophiques sur la nature de la conscience et la relation entre l'homme et la machine. [11]

#### 1.1.3.2.3. *Classification Type 3 : Basée sur le Degré d'Autonomie* .[9]

##### 1.1.3.2.3.1. *IA Réactive*

Elle exécute des tâches sans apprentissage ni mémoire, et ne peut pas anticiper des événements futurs. [10]

##### 1.1.3.2.3.2. *IA Délibérative*

Cette IA analyse son environnement et prend des décisions sur la base d'objectifs prédéfinis. On la retrouve dans des robots industriels ou des systèmes d'optimisation logistique. [8]

##### 1.1.3.2.3.3. *IA Cognitive*

Elle possède des capacités de perception, d'apprentissage et de raisonnement avancées. Des modèles comme ChatGPT ou DALL-E relèvent de cette catégorie. [7]

##### 1.1.3.2.3.4. *IA Autonome*

Elle fonctionne sans intervention humaine et peut s'adapter seule à de nouveaux environnements. Les véhicules autonomes avancés et les robots explorateurs en sont des exemples. [11]

## 1.2. Comprendre la conception d'une IA : de la théorie aux modèles

Fondée sur les données, elle inclut le *machine learning* et le *deep learning* [93].

### 1.2.1. Machine Learning (ML) : l'apprentissage automatique

Le machine learning est un sous-domaine de l'IA qui permet à un système d'apprendre à partir de données, sans être explicitement programmé [94]. Il repose sur la création de modèles prédictifs.

Types d'apprentissage :

- Supervisé : les données d'entraînement sont étiquetées (ex : diagnostic = épilepsie).
- Non supervisé : pas d'étiquettes ; utile pour détecter des structures cachées.
- Apprentissage par renforcement : basé sur des récompenses (ex : agents IA dans les jeux ou la robotique) [95].

### 1.2.2. Deep Learning (DL) : les réseaux de neurones profonds

Le deep learning est une branche du machine learning utilisant des réseaux de neurones artificiels ayant plusieurs couches cachées (d'où le terme « profond ») [96].

Pourquoi utiliser le DL ?

- Il excelle pour le traitement des données non structurées comme les images, sons ou textes.
- Il permet une extraction automatique des caractéristiques des données (contrairement au ML classique).

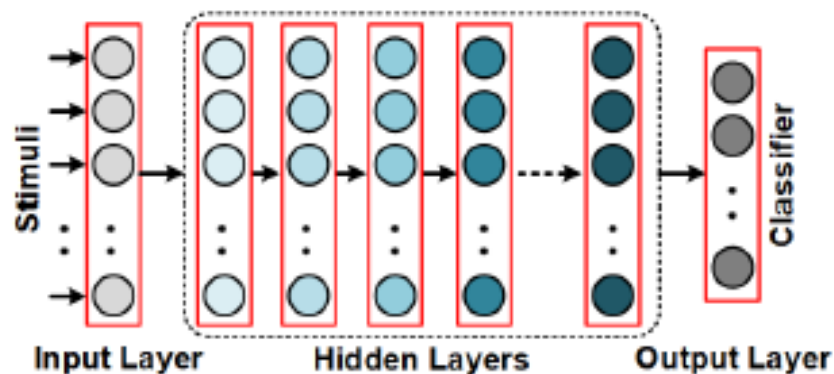


Figure 1 : Deep Learning simplifié [98]

## Les réseaux de neurones : fonctionnement et types

Un réseau de neurones artificiel (ANN) s'inspire des connexions neuronales biologiques. Chaque « neurone » est une unité de calcul recevant des entrées pondérées, qu'il transforme via une fonction d'activation (ReLU, Sigmoidé...).

Types de réseaux :

- **Les Feedforward Neural Networks (FNN)** sont les plus simples : les données circulent dans une seule direction, sans boucle ni mémoire. Ils sont adaptés aux tâches de classification ou régression sur des données statiques [1].

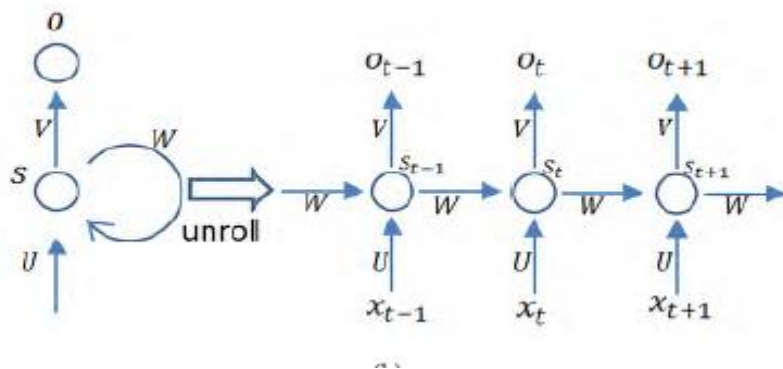
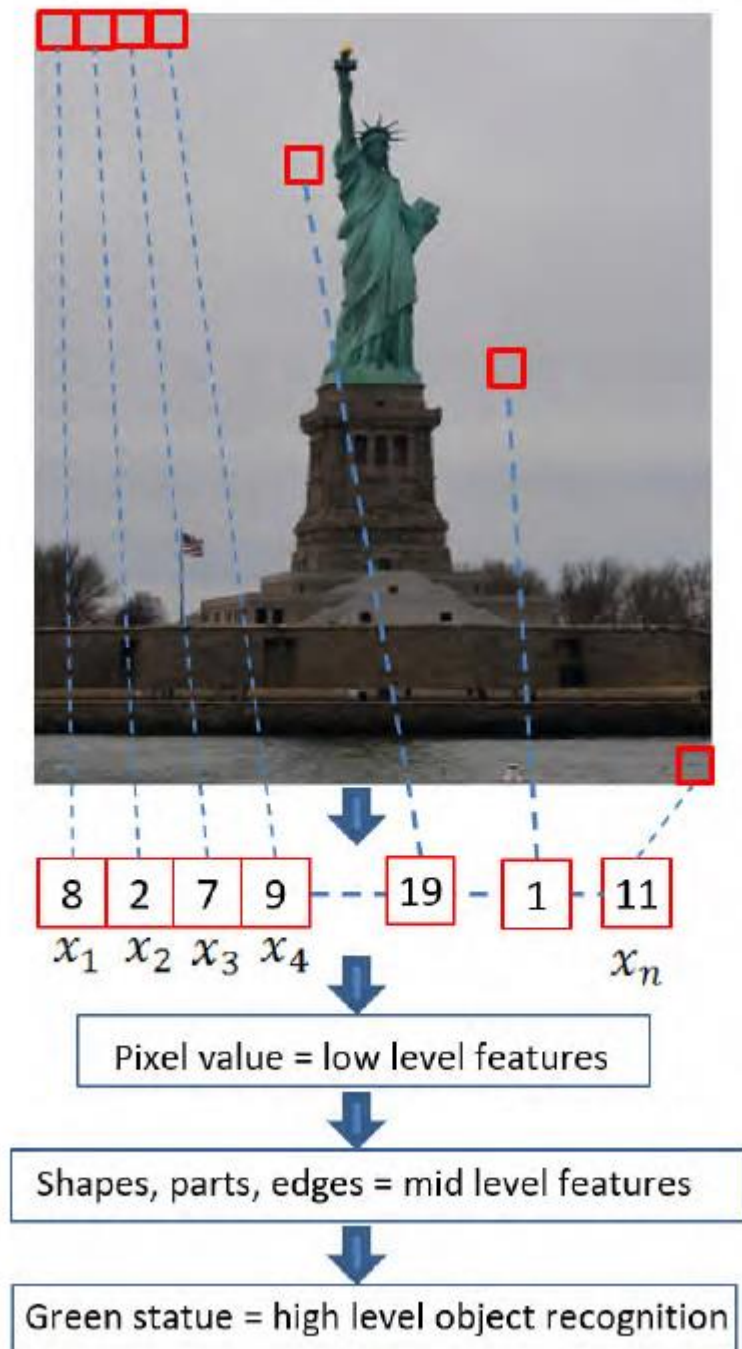


Figure 2 : schéma expliquant la méthodologie FNN [95]

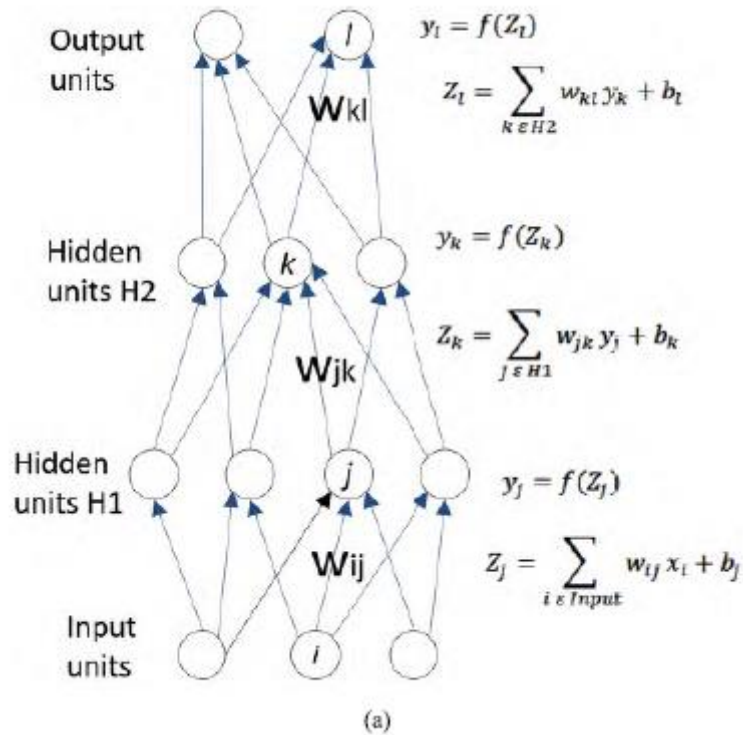
- **Les Convolutional Neural Networks (CNN)** sont spécifiquement conçus pour traiter les images. Grâce à des filtres convolutifs, ils apprennent automatiquement à extraire des motifs visuels pertinents (bords, textures, formes). Ils sont très utilisés en imagerie médicale pour la classification de lésions, la détection

d'anomalies ou la segmentation d'organes [2].



*Figure 3 : Reconnaissance d'image par CNN [95]*

Les Recurrent Neural Networks (RNN) intègrent une mémoire interne permettant de traiter des données séquentielles (ex. : signaux EEG, ECG). Ils modélisent les relations temporelles entre les observations successives, ce qui les rend particulièrement adaptés à l'analyse de données physiologiques [96].



*Figure 4 : schéma expliquant la méthodologie du RNN [95]*

- **Les Spiking Neural Networks (SNN)** constituent une approche inspirée de la biologie. Contrairement aux réseaux classiques qui manipulent des valeurs continues, les SNN utilisent des impulsions électriques (spikes) pour coder l'information, en tenant compte du temps entre les signaux. Cette approche permet un traitement plus économe en énergie et plus proche du fonctionnement du cerveau humain, bien que les applications concrètes soient encore en développement [96].

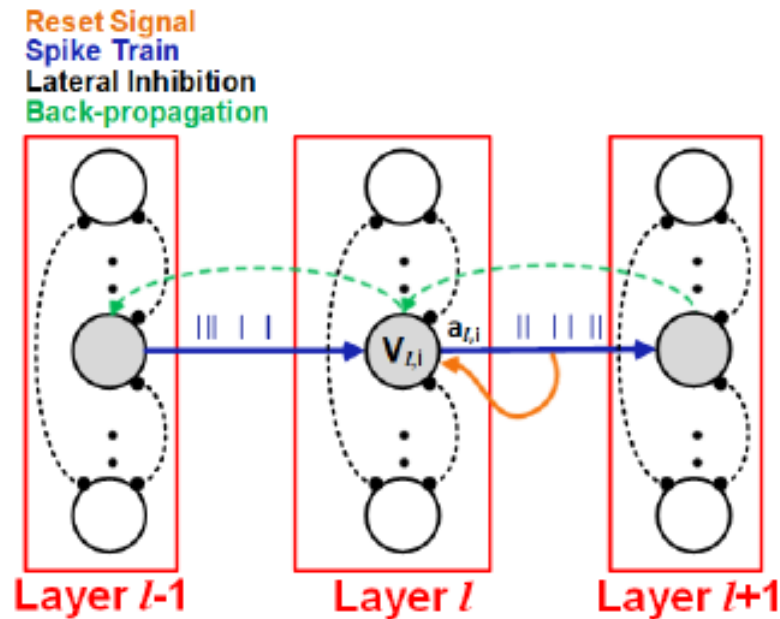


Figure 5 : Schéma représentant le SNN [98]

### 1.2.3. Entraînement d'un modèle d'IA

L'apprentissage dans un réseau neuronal consiste à ajuster les poids qui connectent les neurones afin de minimiser une fonction de perte (ou *loss function*), qui mesure l'écart entre la sortie prédite et la sortie attendue [93]. Ce processus est itératif et implique plusieurs étapes clés :

#### 1. Prétraitement des données

Les données brutes sont transformées pour être utilisables par le réseau. Cela peut inclure la normalisation, la gestion des valeurs manquantes, la vectorisation, ou encore l'augmentation des données (notamment en imagerie ou en texte) [94].

#### 2. Propagation avant (forward pass)

Les données passent d'une couche à l'autre du réseau, et chaque neurone calcule une sortie à partir d'une combinaison linéaire des entrées, suivie d'une fonction d'activation (comme *ReLU*, *sigmoïde*, *tanh*, etc.). Le résultat final est la **prédiction** du modèle [93].

#### 3. Calcul de la perte

La fonction de perte (par exemple, *cross-entropy* pour la classification, ou *MSE* pour la régression) évalue la qualité de la prédiction. Cette valeur est un indicateur que le modèle doit chercher à minimiser.

#### 4. Rétropropagation (backpropagation)

C'est l'étape clé de l'apprentissage supervisé. Grâce à l'algorithme de descente du gradient (ou variantes comme *Adam*, *RMSProp*), les poids du réseau sont modifiés

en fonction de la dérivée de la fonction de perte par rapport à chaque paramètre [93].

#### 5. Validation croisée

Pour s'assurer que le modèle généralise bien aux nouvelles données, on divise le jeu de données en plusieurs parties (train/validation/test) et on évalue ses performances sur des données non vues pendant l'apprentissage. Cela permet de prévenir le surapprentissage (*overfitting*) et d'ajuster des hyperparamètres (profondeur, nombre de neurones, taux d'apprentissage, etc.) [98].

L'ensemble de ce processus est itératif : le réseau est entraîné pendant plusieurs époques (ou *epochs*), c'est-à-dire plusieurs passages sur le jeu de données, jusqu'à convergence. Pour des cas complexes ou des données en grande dimension, des techniques comme l'apprentissage par transfert, l'entraînement réparti ou la compression de modèles (cf. Menghani, 2021) sont utilisées pour accélérer ou optimiser l'apprentissage [99].

### 1.2.4. L'importance du Big Data

Les modèles DL ont besoin de grandes quantités de données hétérogènes (big data) pour généraliser efficacement.

Caractéristiques du Big Data :

- Volume : millions d'images, signaux EEG, etc.
- Variété : textes, images, sons.
- Vitesse : génération en temps réel.
- Véracité : qualité et fiabilité des données.

Des limites apparaissent avec les données manquantes, déséquilibrées ou bruitées.

Des solutions pour faire face aux jeux de données incomplets ou limités ont été largement explorées dans la littérature récente. Chai et al. [102] proposent plusieurs techniques de reconstruction des données manquantes, adaptées notamment aux données médicales irrégulièrement collectées. Ils mettent en avant l'utilisation :

- des autoencoders, qui apprennent à compresser puis reconstruire les données, permettant ainsi de prédire les valeurs manquantes,
- des réseaux de neurones récurrents (RNN), particulièrement efficaces pour modéliser des séries temporelles comme les signaux physiologiques,
- et des réseaux adverses génératifs (GANs), capables de générer de nouvelles données synthétiques cohérentes avec les distributions originales.

De leur côté, Alzubaidi et al. [103] abordent la problématique de la rareté des données sous un angle plus large et proposent une typologie structurée des stratégies possibles :

- l'augmentation de données (data augmentation), qui consiste à créer artificiellement de nouvelles données à partir de celles existantes via des transformations (bruit, rotations, translations, etc.) ;
- l'apprentissage par transfert (transfer learning), qui permet d'adapter des modèles préentraînés sur de grands ensembles de données à des tâches spécifiques avec peu de données ;
- les modèles génératifs (comme les GANs ou les VAE) pour produire des données synthétiques de qualité ;
- ainsi que des approches hybrides, combinant plusieurs de ces stratégies pour maximiser les performances.

### 1.2.5. Data Augmentation : combler les lacunes

L'augmentation de données (data augmentation) est une technique cruciale pour améliorer les performances des modèles d'apprentissage profond, notamment lorsque les données disponibles sont rares, déséquilibrées ou coûteuses à collecter.

#### **Image Data Augmentation**

Dans le domaine de l'imagerie, on utilise des transformations simples mais efficaces sur les images d'entraînement afin de créer de nouvelles variantes : rotations, recadrages, retournements horizontaux/verticaux, zooms, ajout de bruit, variations de luminosité, etc. Ces techniques permettent au modèle de mieux généraliser, en le confrontant à des images légèrement différentes mais toujours étiquetées de la même façon. Shorten & Khoshgoftaar [104] expliquent que ces approches réduisent le risque de surapprentissage et améliorent la robustesse des réseaux convolutionnels (CNN).

#### **Text Data Augmentation**

Dans le traitement automatique du langage naturel (TAL), le data augmentation peut consister à substituer certains mots par des synonymes, insérer ou supprimer des mots, paraphraser des phrases ou modifier la structure grammaticale. Ces manipulations conservent le sens général du texte mais permettent d'exposer le modèle à une plus grande diversité linguistique.

Shorten et al. (2021) [104] présentent une typologie de ces méthodes, allant des approches simples (remplacement aléatoire) aux méthodes avancées basées sur les modèles génératifs (GPT, BERT...).

## GAN-based Augmentation

Les GANs (Generative Adversarial Networks) sont des modèles capables de générer des données entièrement synthétiques mais réalistes. Par exemple, un GAN peut produire de nouvelles images médicales d'anomalies rares, qui sont ensuite utilisées pour entraîner un modèle sans nécessiter de nouveaux patients.

Tran et al. [105] montrent que cette approche est particulièrement utile dans les cas de classes très déséquilibrées ou de données sensibles, et qu'elle permet d'améliorer la précision sans compromettre la confidentialité.

### 1.2.6. Vers des IA explicables (XAI)

Les modèles DL sont souvent considérés comme des boîtes noires. L'Explainable AI (XAI) vise à fournir des explications interprétables par l'humain.

- Méthodes : LIME, SHAP, Grad-CAM...
- Enjeux : confiance, éthique, acceptabilité [15].

La conception d'une IA en santé repose sur des bases théoriques robustes et une chaîne de traitement sophistiquée, allant du traitement des données massives jusqu'à l'entraînement de réseaux profonds. La compréhension de cette chaîne est essentielle pour concevoir, évaluer et déployer des outils d'IA fiables et cliniquement utiles.

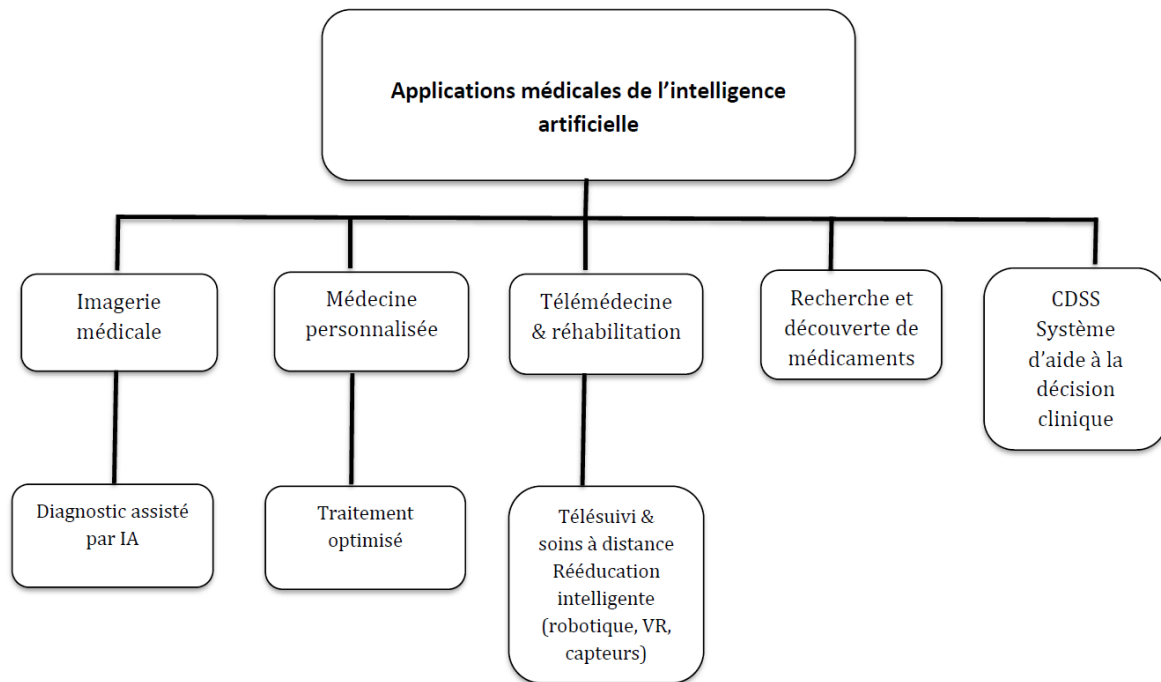
## 1.3. IA dans les application Médicales

L'intelligence artificielle (IA) s'impose comme l'un des leviers les plus prometteurs de la transformation du secteur de la santé. Grâce à l'essor du big data, à l'amélioration des capacités de calcul et à l'évolution rapide des algorithmes d'apprentissage, l'IA offre aujourd'hui des solutions concrètes pour répondre aux défis complexes du monde médical.[104]

Ses applications se déploient dans de nombreux domaines : l'imagerie médicale bénéficie de réseaux neuronaux capables d'analyser des scanners et IRM avec une précision remarquable [104], la médecine personnalisée permet d'adapter les traitements en fonction des données génétiques et cliniques propres à chaque patient [105], et les systèmes de soutien à la décision clinique (CDSS) assistent les professionnels de santé dans leurs choix diagnostiques et thérapeutiques .[104]

L'IA joue également un rôle central dans la réhabilitation, la prise en charge à distance grâce à la télémédecine, ainsi que dans la découverte de nouveaux médicaments via l'analyse de grands ensembles de données biomédicales [103]. Ces évolutions s'inscrivent dans une dynamique plus large de numérisation du parcours de soin, orientée vers une médecine plus prédictive, préventive et personnalisée .[105]

Face à ces avancées, les systèmes de santé s'adaptent progressivement, intégrant l'IA comme un partenaire de soin au service du patient et du professionnel, et non comme un substitut.



*Figure 6 : Les grandes applications médicales où l'IA est implantée*

### 1.3.1. Métriques d'évaluation de la performance des IA médicales

Avant d'aborder la partie sur les indications médicales où l'intelligence artificielle est exploitée, il est nécessaire de comprendre quelques notions fondamentales de métriques d'évaluation. En effet, ces indicateurs statistiques constituent les outils principaux permettant de mesurer la performance des modèles d'IA, d'en comparer la robustesse et, surtout, de valider leur pertinence clinique dans le cadre des dispositifs médicaux. Leur maîtrise est donc indispensable pour interpréter correctement les résultats rapportés dans la littérature scientifique et pour assurer une conformité réglementaire aux exigences du MDR européen et de la FDA américaine.

L'évaluation de la performance des modèles d'intelligence artificielle (IA) intégrés dans des dispositifs médicaux (IAaMD ou SaMD) repose sur des métriques statistiques standardisées, permettant d'assurer la robustesse et la validité clinique des résultats. Contrairement aux simples logiciels d'aide à la décision hors domaine médical, les IA médicales doivent démontrer que leurs performances sont non inférieures à l'état de l'art existant (MDR 2017/745 ; FDA Software as a Medical Device Guidance).

#### 1.3.1.1. Aire sous la courbe ROC (AUC)

L'AUC (Area Under the Receiver Operating Characteristic Curve) est l'un des indicateurs les plus utilisés pour évaluer la capacité discriminante d'un modèle binaire [106]. Une AUC de 0,5 correspond à une performance aléatoire, tandis qu'une AUC de 1,0 reflète une discrimination parfaite.

- Avantages : mesure globale, indépendante d'un seuil particulier.
- Limites : ne reflète pas directement les implications cliniques liées à un seuil donné (taux de faux positifs/négatifs).

#### 1.3.1.2. Sensibilité et spécificité

- Sensibilité (Recall, TPR) : capacité à détecter correctement les cas positifs (vrais positifs / [vrais positifs + faux négatifs]).
- Spécificité (TNR) : capacité à détecter correctement les cas négatifs (vrais négatifs / [vrais négatifs + faux positifs]).

Ces mesures sont essentielles en diagnostic, car elles reflètent le risque de faux négatifs (retard de diagnostic) ou de faux positifs (surdépistage) [107].

#### 1.3.1.3. Valeurs prédictives positive (VPP) et négative (VPN)

- VPP : probabilité qu'un patient avec un test positif soit réellement malade.
- VPN : probabilité qu'un patient avec un test négatif soit réellement sain.

Ces métriques dépendent directement de la prévalence de la pathologie dans la population étudiée [108]. Elles sont donc cruciales pour interpréter l'applicabilité clinique des résultats.

#### 1.3.1.4. Positive Percent Agreement (PPA) et Negative Percent Agreement (NPA)

Lorsque le gold standard est imparfait (par exemple, en comparant une IA aux décisions d'experts humains), la FDA et le MDR recommandent d'utiliser des mesures d'accord plutôt que sensibilité/spécificité classiques [7].

- PPA (Positive Percent Agreement) : proportion de positifs concordants entre le test IA et le comparateur.
- NPA (Negative Percent Agreement) : proportion de négatifs concordants.

Ces métriques sont largement utilisées dans les soumissions réglementaires (FDA, EMA) pour les tests diagnostiques [109][110].

#### 1.3.1.5. *F1-score et métriques dérivées*

Le F1-score est la moyenne harmonique de la précision (precision = vrais positifs / [vrais positifs + faux positifs]) et du rappel (sensibilité). Il est particulièrement pertinent en présence de classes déséquilibrées [9].

- $F1 > 0,9$  : excellente balance précision/rappel.
- Variantes :  $F\beta$  (pondérant plus la précision ou le rappel).

#### 1.3.1.6. *Bonnes pratiques méthodologiques*

- Utiliser des ensembles indépendants pour validation externe.
- Fournir des intervalles de confiance (souvent 95 %) pour toutes les métriques [109].
- Tenir compte de la prévalence réelle dans la population cible pour interpréter correctement VPP et VPN [108].
- Documenter clairement la justification des métriques choisies dans les protocoles d'évaluation réglementaires (MDR, FDA SaMD Guidance).

### 1.3.2. *Imagerie médicale*

L'imagerie médicale constitue un terrain particulièrement fertile pour l'application de l'IA, en raison de la grande quantité d'informations visuelles générées par des examens comme l'IRM, le scanner, ou l'échographie. Ces données peuvent être analysées automatiquement pour détecter des anomalies, améliorer la précision diagnostique, et assister les cliniciens.

#### 1.3.2.1. *Méthodologies IA en imagerie médicale*

Comme expliqué dans la partie 1.2.1, l'IA repose principalement sur deux approches : le ML classique et le DL. Le ML utilise des algorithmes comme les forêts aléatoires ou les SVM (machines à vecteurs de support), tandis que le DL s'appuie sur des réseaux de neurones profonds, notamment les CNN (convolutional neural networks), très performants pour l'analyse d'images (Castiglioni et al., 2021)[17].

Selon Willemink et al. (2020)[18], la qualité des données (taille des bases, annotations expertes, diversité géographique) est un facteur critique. La préparation des données implique l'anonymisation, la normalisation, et la labellisation rigoureuse des images médicales.

### 1.3.2.2. Domaines d'application

#### 1.3.2.2.1. Radiologie générale

La radiologie générale est l'un des domaines les plus avancés de l'IA en médecine. Les algorithmes sont capables de :

- Détecter automatiquement des anomalies radiologiques comme des fractures osseuses (par exemple des vertèbres ou membres), des nodules pulmonaires précoces indicateurs de cancer, des pneumothorax (accumulation d'air dans la cavité pleurale), des embolies pulmonaires (caillots obstruant les artères des poumons) ainsi que des hémorragies intracrâniennes (notamment les hématomes sous-duraux ou hémorragies méningées). Ces détections s'appuient généralement sur des réseaux neuronaux convolutionnels (CNN) entraînés sur des milliers d'images annotées. Des études ont montré que ces algorithmes atteignent des niveaux de performance proches de ceux des radiologues experts, en particulier pour les pathologies aiguës et critiques [17].
- Hiérarchiser les examens en urgence en identifiant les cas critiques :  
Cela signifie que certains algorithmes d'IA peuvent analyser automatiquement les images dès leur acquisition (par exemple sur un scanner ou une IRM) et détecter des signes critiques comme une hémorragie intracrânienne, un AVC ischémique ou une embolie pulmonaire. Lorsque de telles anomalies sont identifiées, l'examen est automatiquement positionné en tête de la liste de lecture (worklist) des radiologues pour une prise en charge rapide. Des études ont montré que ce système de priorisation basé sur l'IA permet de réduire significativement le temps de compte rendu pour les cas urgents [19] ; [20] ; [21] ; [22].
- Améliorer la qualité d'image (réduction du bruit, reconstruction d'image à faible dose) :  
Les algorithmes d'intelligence artificielle, notamment ceux basés sur le deep learning, permettent de reconstituer des images médicales de haute qualité même lorsqu'elles sont obtenues avec une dose réduite de rayonnement (scanner) ou un agent de contraste limité (IRM). Ces réseaux, entraînés sur de grands ensembles d'images annotées, apprennent à atténuer le bruit tout en préservant les détails anatomiques essentiels. Par exemple, ils peuvent renforcer les contours flous, simuler des reconstructions 3D ou générer des coupes virtuelles intermédiaires. Cette capacité permet d'améliorer la lisibilité des examens, de diminuer les risques liés à l'imagerie (exposition aux rayons ou aux produits de contraste) et de faciliter un diagnostic plus précis, tout en réduisant la durée des examens [18].

- Une méta-analyse a montré que les systèmes de détection assistée par ordinateur (CAD) permettent aux médecins en formation (résidents) d'améliorer significativement leur capacité à détecter les anomalies sur les images médicales. En particulier, leur sensibilité diagnostique est passée de 72 % à 89 % grâce à l'utilisation de ces outils, tout en maintenant une spécificité raisonnable autour de 79 %. Cela montre que l'IA peut agir comme un soutien pédagogique efficace, réduisant le risque d'erreurs de détection tout en offrant un encadrement virtuel aux cliniciens moins expérimentés[23].

#### 1.3.2.2.2. Oncologie et détection du cancer

La détection et la caractérisation des tumeurs sont au cœur des apports de l'IA en cancérologie :

- L'IA permet de détecter des masses suspectes (sein, poumon, foie, cerveau) avec une précision proche, voire supérieure, à celle des experts. Ces systèmes s'appuient sur des réseaux de neurones convolutifs profonds (CNN), entraînés sur des bases de données annotées par des radiologues expérimentés.
- Par exemple, pour le cancer du sein, les modèles comme le SVM atteignent une précision de 97,13 % et une AUC > 0,90, tandis que l'ANN va jusqu'à 97,88 % de précision [23].
- En imagerie hépatique, Zhou et al. (2019) [24] rapportent une précision moyenne de 90,4 %, une sensibilité de 93,6 % et une spécificité de 86,9 % pour différencier les tumeurs bénignes et malignes.
- Kiani et al. (2020) [25] ont démontré qu'un assistant IA améliore significativement la classification histologique entre carcinome hépatocellulaire (HCC) et cholangiocarcinome (CC). Dans leur étude, 11 pathologistes ont interprété des lames histologiques numériques avec et sans assistance d'un modèle de deep learning. Les résultats ont montré une augmentation notable de la précision diagnostique, particulièrement chez les praticiens non experts en pathologie hépatique. Toutefois, les auteurs ont observé que lorsque l'IA se trompait, elle pouvait biaiser le jugement des médecins, ce qui souligne l'importance d'une supervision humaine active dans l'utilisation de ces outils. L'IA permet aussi d'anticiper la réponse au traitement par analyse radiomique [26].
- Pour la prostate, le SVM affiche une performance avec un AUC de 0,89. Ce résultat provient d'études basées sur l'analyse d'IRM multiparamétriques (IRMmp), combinant des séquences anatomiques et fonctionnelles (T2, diffusion, perfusion). Le SVM, entraîné à partir de caractéristiques d'intensité, de texture et de forme extraites des images, a particulièrement bien différencié les lésions dans la zone de transition (TZ), souvent difficile à interpréter manuellement. L'algorithme a atteint une sensibilité et une spécificité élevées, comparables à celles de radiologues expérimentés [23].
- Les systèmes CADx permettent à la fois de détecter (CADe) et de caractériser (CADx) les lésions. La détection assistée par ordinateur (CADe) désigne les outils capables d'identifier automatiquement la présence de structures suspectes sur les images médicales, telles que des nodules pulmonaires ou des masses

mammaires. Une fois ces anomalies détectées, la caractérisation assistée (CADx) intervient pour estimer la probabilité que la lésion soit bénigne ou maligne, en se basant sur des critères comme la texture, la densité, la forme ou les profils de contraste. Cette double approche permet à l'IA d'intervenir de manière continue dans le parcours de soin, depuis le dépistage jusqu'à la décision thérapeutique, en soutenant le clinicien dans l'interprétation et la priorisation des cas. D'après [23], ces systèmes améliorent à la fois la précision diagnostique et la reproductibilité entre lecteurs

#### 1.3.2.2.3. Imagerie du foie

L'imagerie hépatique représente un champ d'application particulièrement dynamique pour l'intelligence artificielle, en raison de la complexité des lésions hépatiques et des besoins en diagnostic non-invasif. [24]

Nous pouvons résumer l'ensemble de ces applications médicales où l'IA présente une performance remarquable, d'après l'analyse de Zhou and al (2019) [24] :

- Détection de la stéatose hépatique (foie gras) : grâce à des réseaux de neurones convolutifs (CNN) appliqués à l'échographie, les systèmes IA ont atteint une sensibilité de 100 %, une spécificité de 88,2 %, une précision globale de 96,3 % et un AUC de 0,977. Ces résultats sont prometteurs pour une détection non-invasive de la stéatose, même à un stade précoce.
- Caractérisation des lésions focales hépatiques : l'IA permet de différencier efficacement les lésions bénignes (comme les kystes simples ou angiomes) et malignes (comme le carcinome hépatocellulaire ou les métastases). Les performances rapportées atteignent une précision moyenne de 90,4 %, une sensibilité de 93,6 %, et une spécificité de 86,9 %.
- Évaluation de la fibrose hépatique : en combinant l'IRM ou l'élastographie Shear Wave Elastography (SWE) avec l'IA, certains modèles atteignent un AUC de 0,97 pour détecter une fibrose avancée (stade F3-F4). Cela permettrait de limiter les biopsies hépatiques, souvent invasives et coûteuses.
- Amélioration de la reproductibilité des diagnostics : en standardisant l'analyse des images échographiques, les modèles IA réduisent les variations inter-opérateurs. Cela est particulièrement précieux dans les environnements cliniques où l'expertise spécialisée est limitée.
- Perspectives cliniques : à long terme, l'intégration de l'IA dans les échographes portables pourrait permettre un diagnostic immédiat au chevet du patient (point-of-care), notamment dans les zones à faibles ressources ou en médecine de ville.

#### 1.3.2.2.4. Imagerie cardiaque

L'intelligence artificielle appliquée à l'imagerie cardiaque est en développement constant, avec des avancées notables dans plusieurs domaines cliniques :

- Analyse automatisée des ECG : les algorithmes peuvent détecter des anomalies du rythme cardiaque comme la fibrillation auriculaire ou la tachycardie ventriculaire avec une précision comparable à celle des électrocardiographistes humains. Certains modèles parviennent même à repérer des signaux précoces imperceptibles à l'œil nu.
- Segmentation automatique du cœur : en IRM ou échocardiographie, les réseaux neuronaux segmentent automatiquement les cavités cardiaques (oreillettes, ventricules) ainsi que les parois myocardiques, facilitant l'analyse morphologique et fonctionnelle.
- Quantification fonctionnelle : les modèles IA permettent de mesurer automatiquement des paramètres clés comme la fraction d'éjection ventriculaire gauche (FEVG), le strain myocardique ou le volume télédiastolique, utiles dans l'évaluation de l'insuffisance cardiaque.
- Prédiction du risque cardiovasculaire : des systèmes intégrant données cliniques, biologiques et imagerie sont capables de prédire la survenue d'événements comme l'infarctus, la récurrence ou l'hospitalisation pour décompensation cardiaque.
- Applications émergentes : l'IA est également testée en imagerie de perfusion myocardique, en échocardiographie de stress, et en tomographie par émission de positons coronaire pour détecter les ischémies myocardiques silencieuses. Ces usages cliniques visent à renforcer la précision du diagnostic et à guider la stratégie thérapeutique personnalisée [18]

#### 1.3.3. Médecine personnalisée

L'intégration de l'intelligence artificielle (IA) dans la médecine personnalisée transforme radicalement les pratiques cliniques en tirant parti de données massives pour adapter les soins à chaque individu. Selon Johnson et al. (2020)[27], chaque personne génère au cours de sa vie l'équivalent de plus de 300 millions de livres de données personnelles et médicales. Cette richesse informationnelle, provenant à 60 % de facteurs comportementaux et environnementaux, à 30 % de la génétique et à seulement 10 % des antécédents médicaux, constitue le socle de la médecine personnalisée moderne. Cette répartition démontre l'importance cruciale d'une approche holistique. L'IA permet de traiter et croiser de vastes volumes de données hétérogènes – génétiques, cliniques, comportementales, sociales – pour identifier des profils de patients spécifiques et proposer des stratégies thérapeutiques adaptées. Elle fournit ainsi des décisions

cliniques contextualisées, en proposant des parcours de soins individualisés, plus sûrs, efficaces, et mieux adaptés à chaque patient.

Les bénéfices cliniques sont désormais démontrés dans de nombreuses études. Par exemple, un modèle combinant 38 444 images de mammographies et les dossiers de 9 611 femmes a atteint des performances comparables à celles des radiologues pour la détection du cancer du sein [27]. Alum et Ugwu (2025)[28] montrent que l'IA améliore la précision du diagnostic de pathologies complexes comme les cancers, maladies cardiaques ou neurologiques, avec des taux de sensibilité et de spécificité nettement supérieurs aux approches traditionnelles, notamment en utilisant l'imagerie médicale couplée à des algorithmes de deep learning. Une méta-analyse citée dans leur article indique que l'IA a amélioré la précision diagnostique de 71,8 % dans le cadre des troubles urologiques par rapport aux méthodes conventionnelles.

En termes de traitement, l'IA permet de prédire la réponse thérapeutique à partir des profils génétiques. Dans le traitement de la dépression, elle a permis de faire passer la précision prédictive de 35 % à 80 % grâce à l'intégration des données omiques [29]. Alowais et al. (2023) [30] renforcent cette vision : selon leur analyse, l'IA réduit de manière significative les faux positifs (-5,7 %) et les faux négatifs (-9,4 %) dans le diagnostic du cancer du sein via mammographie. De plus, elle surpasse les radiologues dans la détection de certains cancers précoces, avec une sensibilité allant jusqu'à 91 % contre 74 % chez les cliniciens.

Dans le domaine du traitement oncologique, des réseaux de neurones entraînés sur 1001 lignées cellulaires et 251 médicaments ont prédit avec plus de précision les réponses aux traitements [29]. L'étude de CURATE.AI [30], démontre aussi l'intérêt d'un système d'ajustement dynamique des doses de chimiothérapie, réduisant les effets indésirables tout en augmentant les taux de réponse.

Ces résultats confirment que l'IA est un levier essentiel de la médecine personnalisée. Toutefois, les auteurs soulignent aussi les défis éthiques majeurs à surmonter, liés à la protection des données, à la transparence des algorithmes et à la nécessité d'une validation clinique rigoureuse. Pour que l'IA devienne un véritable outil d'intelligence augmentée, elle doit conjuguer performance, explicabilité et équité.

En somme, les chiffres et études actuelles démontrent que la médecine personnalisée combinée à l'IA, en renforçant la précision du diagnostic et l'efficacité thérapeutique, dépasse les capacités de la médecine traditionnelle dans de nombreux cas. Elle constitue un vecteur majeur d'amélioration des soins, à condition de répondre aux exigences éthiques et pratiques de son intégration clinique.

### 1.3.4. Télémédecine et réhabilitation

L'intelligence artificielle (IA) est aujourd'hui au cœur de nombreuses innovations en santé. Elle permet d'améliorer le diagnostic, de personnaliser les traitements, et surtout d'assurer un suivi efficace à distance, même chez les patients vivant loin des centres médicaux ou ayant des difficultés à se déplacer. Dans les domaines de la télémédecine et de la réhabilitation, elle joue un rôle clé pour offrir des soins plus accessibles, plus précis et mieux adaptés aux besoins de chacun.

#### 1.3.4.1. *L'IA en rééducation à domicile : des bénéfices concrets*

Plusieurs études ont montré que les plateformes de rééducation à distance, assistées par IA, sont aussi efficaces que les soins classiques en centre, voire parfois meilleures :

- Dans l'étude de Lloréns et al. (2015), des patients ayant subi un AVC ont suivi un programme de télé rééducation basé sur la réalité virtuelle. Résultat : amélioration significative de l'équilibre et de la marche (test de Berg :  $p = 0.001$  ; test de Tinetti :  $p < 0.006$ ). [31]
- Le coût moyen par patient a été estimé à 654,72 \$ en télé rééducation, contre 1308,11 \$ en centre, soit près de 50 % d'économies.[31]

De plus, les patients sont généralement très satisfaits de ces outils. Le taux de complétion des programmes atteint souvent 100 %, comme dans l'étude de Qiu et al., et les patients rapportent des améliorations nettes de la fonction motrice (notamment via les scores Fugl-Meyer et Wolf Motor Function Test) [32]

#### 1.3.4.2. *Un suivi intelligent et adaptatif grâce à l'IA*

L'un des atouts majeurs de l'IA en réhabilitation est sa capacité à s'adapter en temps réel:

- Les exercices sont ajustés selon les mouvements détectés par caméra ou capteurs (geste trop rapide, mauvaise posture, fatigue, etc.).
- Certains systèmes, comme ceux testés par Bouteraa et al, peuvent même prédire l'apparition de douleur et stopper l'exercice automatiquement. [32]
- Les retours visuels personnalisés améliorent la précision des gestes et la motivation des patients

#### 1.3.4.3. *Diagnostic et triage assistés par IA : des performances comparables aux médecins*

L'IA n'intervient pas uniquement dans la rééducation, mais aussi dans le diagnostic initial et le triage des patients :

- L'étude de Razzaki et al. (2018) [33] a comparé un algorithme d'IA (Babylon Health) à 7 médecins sur 100 cas cliniques :
  - Triage sûr dans 97 % des cas (contre 93 % pour les médecins)
  - Triage approprié dans 90 % des cas, avec des performances de diagnostic similaires (F1-score IA : 57,1 % ; médecins : 57 %).

Ces outils permettent de désengorger les services d'urgence en orientant les patients vers la bonne prise en charge dès le début.

#### 1.3.4.4. *Une solution plus équitable et accessible*

L'intégration de l'IA permet aussi de réduire les inégalités d'accès aux soins, en particulier dans les zones rurales ou lors de crises sanitaires comme le COVID-19 :

- Selon l'OMS, 90 % des personnes ayant besoin de rééducation dans les pays à faible revenu n'y ont pas accès. [34]
- Des plateformes IA, utilisées à domicile, offrent une solution pour surmonter les barrières de transport, de coût et de disponibilité du personnel soignant.

L'intelligence artificielle joue aujourd'hui un rôle essentiel dans la transformation de la télémédecine et de la réhabilitation. Grâce à ses capacités de personnalisation, d'analyse continue et d'adaptation en temps réel, elle permet de :

- Améliorer les résultats cliniques
- Réduire les coûts
- Accroître l'engagement des patients
- Renforcer l'égalité d'accès aux soins

#### 1.3.5. CDSS (Clinical Decision Support System)

Les systèmes d'aide à la décision clinique (Clinical Decision Support Systems – CDSS) sont des outils numériques conçus pour assister les professionnels de santé dans la prise de décisions médicales complexes, en s'appuyant sur des données cliniques, des recommandations basées sur les preuves et des algorithmes informatiques. Déployés au sein des systèmes de santé depuis les années 1970, leur évolution a suivi celle des technologies médicales et de l'informatisation croissante des soins. Initialement basés sur des règles logiques de type "si-alors" (rule-based systems), les CDSS modernes intègrent aujourd'hui des approches avancées reposant sur l'intelligence artificielle (IA) et le machine learning (ML), capables d'exploiter des volumes massifs de données médicales pour produire des recommandations personnalisées et dynamiques. [35] [36]

Dans leur définition la plus fondamentale, les CDSS permettent de croiser les caractéristiques cliniques d'un patient (antécédents, résultats biologiques, traitements en cours) avec une base de connaissances médicales, afin de générer des alertes, des

suggestions thérapeutiques ou encore des aides au diagnostic en temps réel.[36] Cette assistance automatisée vise à réduire les erreurs médicales, à améliorer l'adhérence aux recommandations cliniques, et à optimiser la qualité et la sécurité des soins. En médecine de premier recours, ces systèmes jouent un rôle crucial dans la gestion des pathologies chroniques, la prévention et le suivi longitudinal, comme l'illustre l'exemple italien de MilleDSS, intégré au logiciel Millewin, utilisé par plus de 17 000 médecins généralistes. [37]

L'émergence de l'intelligence artificielle dans le champ du CDSS constitue une avancée majeure, en transformant ces outils en systèmes d'aide véritablement intelligents et prédictifs. L'IA permet d'enrichir les CDSS par des modèles capables d'analyser des données hétérogènes et non structurées, comme les notes cliniques ou les résultats d'imagerie, de détecter des corrélations complexes invisibles à l'œil humain, et de générer des recommandations en fonction de profils patients spécifiques. Les approches actuelles intègrent notamment des techniques de traitement automatique du langage naturel (NLP), de reconnaissance de motifs, et d'apprentissage supervisé, ouvrant la voie à une personnalisation fine des soins et à une médecine plus proactive. [35] [38]

Néanmoins, l'intégration de l'IA dans les CDSS soulève aussi des défis majeurs : transparence des algorithmes ("boîte noire"), validation clinique, qualité des données et acceptabilité par les professionnels de santé. Ces problématiques sont au cœur des préoccupations actuelles en santé numérique, et appellent à un équilibre entre innovation technologique et éthique médicale. L'avenir des CDSS, porté par les avancées de l'IA, repose donc sur une co-construction entre cliniciens, informaticiens et décideurs, afin de garantir des outils fiables, explicables, et pleinement intégrés aux pratiques médicales quotidiennes. [35] [36] [38]

#### *1.3.5.1. CDSS dans l'imagerie médicales :*

L'explosion du volume d'images médicales couplée à la pénurie de radiologues pose un défi majeur aux systèmes de santé. L'intelligence artificielle (IA), en particulier les systèmes d'aide à la décision clinique (CDSS), émerge comme une solution innovante pour soutenir le diagnostic, optimiser les workflows et améliorer la détection précoce des pathologies. Les CDSS assistés par IA sont conçus pour interpréter automatiquement des images médicales, hiérarchiser les cas, suggérer des diagnostics, et réduire la charge de travail des cliniciens.

### 1.3.5.1.1. Détection des fractures vertébrales ostéoporotiques par intelligence artificielle : le cas de Zebra Medical Vision

#### 1.3.4.1.1. Contexte clinique

Les fractures vertébrales ostéoporotiques (FVO) représentent les manifestations les plus fréquentes de l'ostéoporose. Elles sont souvent cliniquement silencieuses, ce qui complique leur détection précoce. Or, la présence de ces fractures constitue un facteur de risque indépendant majeur de fractures ultérieures, y compris de la hanche, avec une morbi-mortalité significative. Pourtant, malgré leur importance, leur détection est largement insuffisante en pratique clinique : selon une étude d'audit au Royaume-Uni, seulement 26,2 % des fractures visibles sur les images CT opportunistes étaient effectivement rapportées, et seulement 2,6 % faisaient l'objet d'un suivi médical approprié. [39]

#### 1.3.4.1.2. Technologie Zebra Medical Vision

Face à cette situation, Zebra Medical Vision, a développé un système d'IA de type CAD (Computer-Aided Detection) spécifiquement dédié à la détection automatique des fractures vertébrales sur des examens CT thoraciques non dédiés. L'algorithme extrait automatiquement des coupes sagittales reconstruites (mid-plane sagittal reformats), génère une probabilité de fracture vertébrale pour chaque patient et produit une carte thermique (heat map) localisant les zones suspectes sur la colonne vertébrale. [39]

#### 1.3.4.1.3. Performances cliniques

Une étude menée par Kolanu et al. (2020), analysée dans l'éditorial de Bromiley et al. (2020), a évalué le système sur un échantillon de 1 696 patients. Les performances obtenues étaient les suivantes :

- Sensibilité : 54 %
- Spécificité : 92 %
- Précision globale : 83 %

Ces résultats montrent que le système est particulièrement efficace pour exclure les faux positifs, tout en détectant une proportion significative des fractures présentes. Bien que la sensibilité reste modérée, l'intégration de cet outil permet un dépistage opportuniste automatisé dans un contexte de surcharge de travail radiologique, sans qu'il soit nécessaire de modifier les protocoles d'acquisition. [39]

#### 1.3.4.1.4. IA pour les échographies mammaires : KOIOS DS

Le logiciel KOIOS DS™ est un outil d'aide au diagnostic assisté par l'intelligence artificielle (IA) appliqué à l'échographie mammaire. Il repose sur un système d'analyse d'images basé sur le deep learning, entraîné sur plus de 450 000 images, et classifie automatiquement les lésions mammaires en catégories de suspicion selon une échelle équivalente au système **BI-RADS** (Breast Imaging Reporting and Data System). [40]

##### 1.3.4.1.4.1. Encadré explicatif : Qu'est-ce que le BI-RADS ?

Le système BI-RADS, développé par l'**American College of Radiology (ACR)**, standardise le compte rendu des examens d'imagerie mammaire (mammographie, échographie, IRM). Il permet de classer les anomalies détectées selon leur probabilité de malignité, afin d'uniformiser les diagnostics et les décisions cliniques :

Catégorie RADS	BI-	Signification	Recommandation
0		Incomplet	Nécessite un examen complémentaire
1		Normal	Suivi de routine
2		Anomalie bénigne	Suivi de routine
3		Probablement bénin (<2 % de risque)	Surveillance rapprochée
4A		Suspect faible (2–10 %)	Biopsie
4B		Suspect modéré (10–50 %)	Biopsie
4C		Suspect fort (50–95 %)	Biopsie
5		Fortement suspect (>95 %)	Biopsie + traitement rapide
6		Malignité prouvée (histologie)	Traitement en cours

*Figure 7 : Tableau de classification BI-RADS*

Ce système est fondamental dans la prise en charge des nodules mammaires, car il guide la décision de biopsie, de surveillance ou de traitement.

##### 1.3.4.1.4.2. Résultats cliniques avec KOIOS

Dans une étude rétrospective sur 403 biopsies guidées par échographie, KOIOS DS a été comparé à l'interprétation humaine via la classification BI-RADS. Parmi les 50 cas classés BI-RADS 3, seulement 7 étaient effectivement malins (14 %). L'IA a correctement identifié ces cas comme « suspects », ce qui aurait permis d'éviter 17 biopsies inutiles si les

recommandations de KOIOS avaient été suivies. Pour les catégories BI-RADS 4 à 6, KOIOS aurait permis de maintenir un taux de détection de cancers à 60 %, contre 54,7 % en lecture humaine, bien que 10 cancers auraient été manqués (2,5 % de l'échantillon total).

En somme, KOIOS DS permet une meilleure stratification du risque et une optimisation des biopsies, en réduisant les gestes invasifs inutiles tout en conservant une bonne sensibilité. [40]

#### 1.3.4.1.5. Détection des fractures cervicales : l'exemple du système Aidoc

##### 1.3.4.1.5.1. Enjeux cliniques des fractures cervicales

Les fractures du rachis cervical (CSFx) représentent des urgences neurotraumatiques graves pouvant entraîner des lésions irréversibles de la moelle épinière. Le diagnostic rapide et fiable est essentiel pour :

- éviter une instabilité rachidienne non identifiée,
- prévenir une compression médullaire,
- mettre en place un traitement chirurgical ou orthopédique immédiat.

Le scanner cervical sans injection (CT cervical) est l'examen de première intention pour détecter ces fractures, mais l'interprétation reste exigeante, notamment dans les contextes d'urgence et de surcharge de travail radiologique. [41]

##### 1.3.4.1.5.2. Présentation du système Aidoc

Aidoc est une plateforme d'intelligence artificielle approuvée par la FDA (USA) et le marquage CE (Europe), qui utilise des algorithmes de deep learning pour analyser automatiquement des images médicales, en particulier des CT d'urgence. L'un de ses modules phares est dédié à la détection des fractures cervicales à partir de CT sans contraste. [41]

Le système agit comme un CDSS (Clinical Decision Support System) en identifiant les cas critiques, en priorisant l'interprétation des examens suspects, et en générant une alerte automatique dans la console du radiologue (et parfois par notification mobile).

##### 1.3.4.1.5.3. Étude clinique et évaluation de performance

Une étude rétrospective menée par Voter et al. (2021) a évalué le système Aidoc sur un ensemble de 1 904 CT cervicaux sans contraste réalisés en contexte d'urgence dans un centre de traumatologie de niveau I.

- Caractéristiques de la population :
  - Âge moyen : 60 ans ± 22

- Sex-ratio équilibré (50,3 % hommes)
- Résultats diagnostiques de l'IA :
- Nombre de fractures confirmées : 122
- Fractures correctement identifiées par Aidoc : 67
- Sensibilité : 54,9 % (IC95 % : 45,7–63,9)
- Spécificité : 94,1 % (IC95 % : 92,9–95,1)
- Valeur prédictive positive (VPP) : 38,7 %
- Valeur prédictive négative (VPN) : 96,8 %

Ainsi, bien que la sensibilité soit modérée, le système présente une excellente capacité à exclure les cas négatifs, ce qui en fait un outil fiable pour le triage initial et la priorisation. [41]

#### 1.3.4.1.6. Détection de l'hémorragie intracérébrale : l'outil Viz.ai

##### 1.3.4.1.6.1. Contexte clinique

L'hémorragie intracérébrale (ICH) constitue environ 10 à 15 % des AVC et représente l'une des causes les plus graves d'accident neurologique aigu. Elle est associée à une mortalité hospitalière de 30 à 50 % et à un taux élevé de séquelles. Les premières heures sont déterminantes : selon le principe du « time is brain », chaque minute de retard augmente le risque de complications comme :

- l'expansion hémorragique (présente chez plus de 70 % des patients dans les 24 premières heures),
- l'œdème péri-hémorragique,
- l'effet de masse et la dégradation de l'état neurologique.

Or, le temps entre l'imagerie et l'évaluation chirurgicale reste souvent long en raison de délais de transmission, d'interprétation et de coordination entre équipes. [42]

##### 1.3.4.1.6.2. Présentation de la solution Viz.ai

Viz.ai est une plateforme d'intelligence artificielle spécialisée dans la détection des accidents vasculaires cérébraux (AVC) à partir d'imagerie de routine (CT et angio-CT). Son module de détection de l'ICH repose sur des algorithmes de deep learning capables d'analyser en temps réel les images issues d'un CT cérébral sans injection.

Caractéristiques clés :

- Détection automatique des hémorragies intracrâniennes visibles.
- Notification immédiate via application mobile au neurochirurgien ou neurologue de garde.
- Intégration directe aux systèmes PACS et envoi sécurisé des images annotées.

- Déclenchement d'alertes via smartphone avec images clés et visualisation du scanner. [42]

#### 1.3.4.1.6.3. *Étude clinique sur l'efficacité de Viz.ai*

Une étude prospective réalisée par Field et al. (2023) à l'Albany Medical Center (États-Unis) a évalué l'impact de Viz.ai sur le workflow de prise en charge des hémorragies intracérébrales entre janvier 2018 et mars 2022. [42]

- Population étudiée :
  - 188 patients adultes atteints d'ICH spontanée
  - 100 patients avant mise en œuvre de Viz.ai
  - 88 patients après mise en œuvre (dont 73 positivement identifiés par l'IA)
- Résultats clés :
  - Temps moyen entre le scanner et la notification de la neurochirurgie :
    - Avant Viz.ai : 80 minutes
    - Après Viz.ai : 23,2 minutes
    - Gain moyen de 57 minutes pour les cas détectés par l'IA ( $p < 0,001$ )
  - Différences cliniques entre groupes :
    - Pas de différence significative en âge, GCS, volume hémorragique ou score NIHSS
    - Plus grande proportion d'hémorragies avec IVH dans le groupe détecté par IA (56 % vs 42 %,  $p = 0,04$ )
  - Aucune différence significative dans :
    - Le taux d'évacuation chirurgicale (12 % vs 17 %,  $p = 0,43$ )
    - La durée moyenne d'hospitalisation

#### 1.3.4.1.6.4. *Analyse et bénéfices attendus*

Les résultats montrent que Viz.ai permet une accélération significative du parcours de soins sans perturber la chaîne de décision médicale. Ce gain de temps peut avoir un impact crucial pour :

- optimiser la fenêtre thérapeutique (en particulier pour l'administration de traitements antihémorragiques),
- déclencher une intervention chirurgicale précoce en cas de nécessité,
- stabiliser les patients rapidement dans des services spécialisés.

Viz.ai agit comme un intermédiaire numérique intelligent, assurant que les cas critiques sont détectés en continu, priorisés automatiquement, et signalés au bon clinicien, au bon moment. [42]

#### 1.3.4.1.6.5. *Limites et perspectives*

Malgré son efficacité prouvée en termes de délai de notification, l'étude ne montre pas d'impact significatif immédiat sur :

- les taux d'évacuation,
- les durées d'hospitalisation,
- ou les résultats fonctionnels à court terme.

Cependant, il est probable que des études à plus grande échelle et à plus long terme puissent démontrer des bénéfices cliniques nets en matière de morbi-mortalité.

Viz.ai illustre un nouveau paradigme d'utilisation de l'IA en soins aigus : une IA interconnectée, réactive, proactive, capable de soutenir la prise de décision interdisciplinaire dans les minutes qui comptent. [42]

#### 1.3.4.1.7. *Évaluation fonctionnelle des artères coronaires : HeartFlow FFRCT*

##### 1.3.4.1.7.1. *Contexte médical*

La maladie coronarienne (CAD – Coronary Artery Disease) demeure l'une des premières causes de morbidité et de mortalité dans le monde. En présence d'une sténose coronarienne détectée par imagerie anatomique, la question centrale est de savoir si cette lésion est hémodynamiquement significative, c'est-à-dire susceptible de provoquer une ischémie myocardique. [43]

L'examen de référence pour répondre à cette question est la Fractional Flow Reserve (FFR), une mesure invasive réalisée en salle de cathétérisme lors d'une coronarographie, à l'aide d'un guide de pression intracoronaire. Cependant, cet examen reste coûteux, invasif et peu accessible.

Pour pallier ces limitations, le système HeartFlow FFRCT propose une estimation non invasive de la FFR à partir d'une angiographie coronaire par tomographie à émission de positons (CTA), via modélisation numérique des flux sanguins. [43]

##### 1.3.4.1.7.2. *Fonctionnement de la solution HeartFlow*

HeartFlow FFRCT est un système d'IA basé sur la mécanique des fluides computationnelle (CFD) qui :

- Reçoit les images CTA envoyées à une plateforme cloud sécurisée.
- Segmente automatiquement les artères coronaires.
- Reconstruit un modèle 3D personnalisé.
- Simule le flux sanguin sous conditions hyperémiques.
- Produit une carte couleur de la FFR virtuelle sur tout l'arbre coronaire.

Un FFRCT  $\leq 0.80$  est considéré comme pathologique, correspondant à une ischémie significative. [43]

#### 1.3.4.1.7.3. *Données cliniques : méta-analyse de Nørgaard et al. (2022)*

Une méta-analyse publiée par Nørgaard et al. a compilé les résultats de 5 études prospectives incluant 5 460 patients présentant des douleurs thoraciques stables ayant bénéficié d'un CTA et d'une évaluation FFRCT.

- Principaux résultats :
- Taux d'événements (décès ou infarctus) à 12 mois :
  - 1,4 % dans le groupe FFRCT  $\leq 0.80$
  - 0,6 % dans le groupe FFRCT  $> 0.80$
  - Risque relatif (RR) = 2,31 ;  $p = 0,005$
- Chaque diminution de 0,10 unité du FFRCT augmentait le risque d'événement :
  - RR = 1,67 ;  $p < 0,001$
- Le FFRCT positif était également associé à :
  - Un taux plus élevé de revascularisations non planifiées
  - Une incidence accrue d'infarctus spontanés

Ces résultats montrent que le FFRCT fournit une information pronostique puissante, surpassant la simple analyse anatomique des sténoses. [43]

#### 1.3.4.1.7.4. *Avantages cliniques*

L'approche HeartFlow FFRCT présente plusieurs bénéfices :

- Évite des coronarographies inutiles : dans l'étude PLATFORM, 61 % des patients initialement prévus pour une angiographie invasive ont pu l'éviter.
- Améliore la sélection des patients pour la revascularisation.
- Réduit les coûts de santé en évitant des examens invasifs non nécessaires.
- Améliore le confort patient par une approche totalement non invasive. [43]

#### 1.3.4.1.7.5. *Limites et conditions d'utilisation*

Certaines contraintes restent à noter :

- La qualité de l'analyse dépend fortement de la qualité d'acquisition des images CTA (absence d'artéfacts, bon opacification).
- L'analyse est centralisée sur les serveurs HeartFlow : les images doivent être transmises à distance, ce qui nécessite une connexion sécurisée et rapide.
- Coût de l'analyse (variable selon les pays et la couverture de santé). [43]

#### 1.3.4.1.7.6. *Perspectives*

L'intégration de FFRCT dans les recommandations internationales (ESC, ACC/AHA) en tant qu'alternative à la FFR invasive marque une étape clé. À l'avenir, de nouveaux

algorithmes plus rapides et pouvant tourner localement (sans transmission cloud) sont en cours de développement pour rendre cette technologie plus accessible à grande échelle. [43]

#### 1.3.4.1.8. Suivi des nodules pulmonaires : IA dans le cloud et solutions comme Arterys

##### 1.3.4.1.8.1. Contexte épidémiologique et diagnostic

Le cancer du poumon demeure la première cause de décès par cancer dans le monde, avec environ 1,8 million de décès par an. Sa détection précoce, lorsqu'il est encore localisé et potentiellement opérable, permet une réduction drastique de la mortalité. Pour cette raison, le dépistage par scanner thoracique à faible dose (LDCT) est recommandé chez les populations à haut risque (ex-fumeurs, âge > 50 ans, etc.).

Selon l'American Lung Association, environ 8 millions d'Américains remplissent les critères de dépistage, mais moins de 15 % d'entre eux sont effectivement dépistés, en partie à cause de :

- la charge de travail imposée aux radiologues,
- la complexité du suivi longitudinal,
- la difficulté à interpréter des nodules petits ou multiples. [44]

##### 1.3.4.1.8.2. Défis de l'interprétation manuelle

Le suivi des nodules pulmonaires repose sur l'évaluation de leur :

- taille,
- forme et contours,
- densité (solide, verre dépoli, mixte),
- croissance dans le temps.

Cette tâche est chronophage, sujette à des erreurs inter-lecteurs et dépend fortement de l'expérience du radiologue. Une étude du Mayo Clinic a montré que le nombre d'images CT à analyser par radiologue est passé de 2,8/minute en 1999 à plus de 19/minute en 2010, générant un risque croissant de diagnostics manqués ou retardés. [44]

##### 1.3.4.1.8.3. Arterys et l'IA dans le cloud

Arterys, pionnier de l'IA cloud-native pour l'imagerie médicale, propose une plateforme d'analyse des nodules pulmonaires qui :

- détecte automatiquement les nodules dans les coupes LDCT,
- évalue leur taille et leur densité,
- compare automatiquement avec les examens antérieurs (suivi longitudinal),
- génère un rapport structuré conforme au système Lung-RADS.
- Fonctionnement cloud :

- Les examens sont transmis automatiquement à la plateforme Arterys via une connexion sécurisée HIPAA.
- L'algorithme traite les données et renvoie des résultats annotés dans l'environnement PACS du radiologue.
- Aucune infrastructure locale lourde n'est requise. [44]

#### 1.3.4.1.8.4. *Avantages du suivi automatisé*

Les systèmes comme Arterys permettent :

- une standardisation de l'interprétation (réduction de la variabilité inter-observateurs),
- une priorisation automatique des examens anormaux,
- une accélération du processus de compte rendu,
- un suivi automatisé sur plusieurs années, réduisant les oublis ou erreurs de comparaison.

De plus, la structure des rapports générés est compatible avec les standards du Lung-RADS (Lung CT Screening Reporting and Data System), favorisant l'archivage, la recherche et l'audit qualité. [44]

#### 1.3.4.1.8.5. *Données sur l'impact clinique*

Selon les estimations, si 50 % seulement des personnes à haut risque aux États-Unis bénéficiaient du dépistage LDCT conforme aux recommandations, 12 000 décès par cancer du poumon pourraient être évités chaque année (source : American Lung Association).

L'IA appliquée au dépistage thoracique s'avère donc un levier puissant pour :

- accroître la couverture du dépistage,
- diminuer les erreurs humaines,
- et permettre une montée en charge des centres d'imagerie sans compromis de qualité. [44]

#### 1.3.4.1.8.6. *Limites et perspectives*

Les principales limites de ces systèmes sont :

- la nécessité d'une qualité d'image constante (dépendance aux protocoles d'acquisition),
- la fiabilité à détecter des nodules très petits (<3 mm) ou de nature atypique,
- la nécessité d'une supervision humaine finale pour validation. [44]

L'IA appliquée aux CDSS en imagerie médicale démontre un fort potentiel pour transformer le diagnostic médical. Qu'il s'agisse de fractures ostéoporotiques, de

nodules pulmonaires ou de lésions mammaires, ces systèmes permettent d'améliorer la performance clinique tout en soutenant les professionnels de santé. Leur adoption généralisée doit toutefois s'accompagner de garde-fous éthiques, techniques et organisationnels.

### 1.3.6. Dermatologie

Les CDSS en dermatologie reposent sur des algorithmes de deep learning, principalement des réseaux de neurones convolutifs (CNN), qui apprennent à partir de grandes bases d'images dermatologiques annotées. Après entraînement, ces modèles peuvent reconnaître, classifier ou estimer la probabilité qu'une lésion soit bénigne, maligne ou pré-maligne.

Des plateformes comme DERM, développées comme dispositifs médicaux réglementés (AlaMD), sont utilisées en routine dans certains hôpitaux britanniques pour trier les patients suspects de cancer cutané, à partir d'images dermoscopiques prises via des smartphones.[45][46]

#### 1.3.6.1. Performances diagnostiques et bénéfiques cliniques

##### 1.3.6.1.1. Performance en conditions contrôlées

De nombreuses études ont comparé la performance des CDSS à celle des dermatologues dans le diagnostic des cancers cutanés (mélanome, carcinome basocellulaire - BCC, carcinome épidermoïde - SCC). Les résultats montrent que les modèles peuvent atteindre, voire dépasser, les performances humaines :

- Dans l'étude DERM-003, le système DERM a obtenu une AUC de 0.88 à 0.89 pour le SCC et le BCC selon le smartphone utilisé, avec une sensibilité jusqu'à 98 % pour le SCC et 94 % pour le BCC, mais des spécificités plus faibles (28–38 %). [45]
- Tous les cas de mélanome (n = 16) ont été correctement détectés dans l'étude, ce qui montre une excellente sensibilité sur des cas critiques.
- Dans l'étude en conditions réelles de Thomas et al., DERM a maintenu une sensibilité entre 96 et 100 % pour les cancers cutanés, tout en permettant la
- sortie directe de 15 à 31 % des patients avec des lésions bénignes, contribuant à désengorger les services spécialisés. [46]

### 1.3.6.1.2. Comparaison avec les cliniciens

Plusieurs méta-analyses et essais en laboratoire ont montré que certains algorithmes surpassent les dermatologues pour la classification de mélanomes à partir d'images dermoscopiques. [46] [48] Exemple, dans l'étude de Huang et al. basée sur une cohorte chinoise, l'algorithme Xy-SkinNet a dépassé en précision moyenne (Top 3 Accuracy) les 31 dermatologues testés (84,77 % contre 78,15 %). [47]

### 1.3.6.1.3. Bénéfices cliniques attendus

- Tri rapide des lésions suspectes en soins primaires
- Réduction des biopsies inutiles et des consultations spécialisées
- Meilleur accès aux soins dermatologiques dans les zones sous-dotées
- Soutien décisionnel pour les praticiens non spécialistes

### 1.3.6.1.4. Enjeux éthiques, limites actuelles et perspectives d'évolution

#### 1.3.6.1.4.1. Équité et biais dans les données

Un défi majeur est l'équité des modèles face à la diversité des patients. L'étude de Daneshjou et al. a démontré que les algorithmes actuels, tels que DeepDerm et HAM10000, montrent une performance significativement réduite sur des patients ayant une peau foncée (Fitzpatrick V-VI). [46] Exemple, l'AUC du modèle HAM10000 passe de 0.72 pour les peaux claires à seulement 0.57 pour les peaux foncées. [48]

Ces biais s'expliquent par le manque de diversité dans les jeux de données d'entraînement, souvent composés d'images de patients européens ou nord-américains à peau claire.

#### 1.3.6.1.4.2. Adoption clinique et intégration

L'intégration des CDSS dans les flux de travail clinique pose des défis :

- Nécessité de standardiser les prises d'image
- Méfiance des cliniciens envers des systèmes perçus comme opaques
- Manque de validation dans des essais cliniques prospectifs à grande échelle
- Importance de surveillance post-commercialisation, comme le propose Thomas et al. avec des audits réguliers, mesures de performance continue et ajustements des modèles. [46]

### 1.3.6.1.5. Vers des modèles plus robustes et explicables

Pour garantir une adoption large et sécurisée :

- Inclusion de métadonnées cliniques (âge, sexe, localisation anatomique) pour contextualiser les images
- Utilisation de techniques d'explicabilité (XAI) pour visualiser les zones d'intérêt du modèle
- Évaluation de l'impact réel sur les indicateurs de santé publique (survie, délai de diagnostic, coût)
- Construction de bases de données représentatives des populations globales, comme l'initiative DDI [46]

### 1.3.7. Diabétologie / Ophtalmologie

La rétinopathie diabétique (RD) est la complication oculaire la plus fréquente du diabète sucré, représentant une cause majeure de cécité évitable dans le monde. Pourtant, les programmes de dépistage restent insuffisamment suivis, avec des taux de participation souvent inférieurs à 60 % dans certains pays développés (Abràmoff et al., 2016). Pour pallier ce déficit de dépistage, l'intelligence artificielle (IA), et plus particulièrement les systèmes d'aide à la décision clinique (CDSS) autonomes comme IDx-DR, offrent des solutions prometteuses alliant efficacité et accessibilité.

#### 1.3.7.1. *Fonctionnement des CDSS en rétinopathie diabétique*

Les CDSS pour la RD reposent sur des réseaux de neurones convolutifs (CNN) capables de détecter automatiquement les anomalies présentes sur les images de fond d'œil. Le système IDx-DR, développé par Digital Diagnostics, fonctionne selon une architecture hybride : il intègre plusieurs CNN spécialisés dans la détection de lésions spécifiques (exsudats, hémorragies, microanévrismes), dont les résultats sont agrégés via des algorithmes de type random forest [49].

Cette approche "lesion-based" est censée offrir une plus grande robustesse face aux artefacts visuels, par opposition aux systèmes de classification globale, en mimant le raisonnement visuel d'un ophtalmologiste humain [50].

#### 1.3.7.2. *Performances diagnostiques et bénéfices cliniques*

##### 1.3.7.2.1. Études contrôlées et de validation technique

Dans l'étude de Abràmoff et al. (2016) utilisant la base publique Messidor-2, IDx-DR X2.1 a atteint :

- Une sensibilité de 96,8 % (IC95 : 93,3–98,8 %)

- Une spécificité de 87,0 %
- Une AUC de 0,980, indiquant une performance diagnostique quasi optimale. Aucun cas de RD sévère (vtDR) n'a été manqué.

Une autre étude en médecine de premier recours, conduite aux Pays-Bas sur 1 616 patients, a montré des résultats comparables pour le même système :

- Sensibilité de 100 % pour la RD menaçante pour la vision (vtDR)
- Spécificité de 97,8 % pour vtDR, et de 93,8 % pour la RD modérée ou plus (mtmDR) [50].

#### 1.3.7.2.2. Études en conditions réelles

Dans une étude menée à l'Hôpital Jules-Gonin (Suisse) sur 1141 patients [51], le système IDx-DR a montré :

- Une valeur prédictive négative (VPN) de 100 % pour toutes les classes (absence de RD, RD légère, modérée)
- Mais une surclassification massive, avec des valeurs prédictives positives (VPP) très faibles : 36,7 % (no DR), 24,6 % (mild DR), 1,4 % (moderate DR), et 0 % (severe DR)
- Cela signifie que le système est fiable pour exclure la RD, mais doit être complété par un spécialiste pour confirmer les cas suspects

#### 1.3.7.2.3. Enjeux, défis et perspectives d'avenir

##### 1.3.7.2.3.1. Défis techniques et biais cliniques

L'analyse de Keane & Topol (2018) [52] souligne plusieurs limites et risques liés aux CDSS :

- Le modèle IDx-DR, bien que validé par la FDA en 2018, reste limité par l'exigence d'un matériel spécifique (Topcon NW400), un coût élevé (~18 000 \$), et l'incapacité à diagnostiquer d'autres pathologies rétiniennes (glaucome, DMLA, etc.).
- L'étude fondatrice avait dû recourir à un "enrichissement pré-spécifié" de la population, c'est-à-dire inclure volontairement davantage de patients à risque (diabète mal contrôlé) pour obtenir une proportion suffisante de cas de rétinopathie référible. Cela permet une évaluation plus précise de la sensibilité du système, mais réduit la représentativité de l'échantillon par rapport à la population générale [52].

##### 1.3.7.2.3.2. Perspectives de mise en œuvre clinique

Malgré ces limites, l'autonomie du système IDx-DR permet :

- Un dépistage de première intention en soins primaires

- La désaturation des centres spécialisés
- Une meilleure accessibilité dans les régions sous-dotées

Toutefois, les auteurs insistent sur la nécessité d'une validation humaine en cas de classification positive, et sur l'importance de programmes de surveillance post-commercialisation rigoureux [51].

#### *1.3.7.2.3.3. Vers des solutions plus robustes et inclusives*

Pour améliorer l'efficacité et l'équité de ces outils, plusieurs pistes sont proposées :

- Intégration de données cliniques (HbA1c, ancienneté du diabète)
- Amélioration de l'explicabilité des modèles
- Constitution de bases de données plus diversifiées
- Études prospectives d'efficacité clinique sur les résultats visuels à long terme [51].

## 2. L'IA dans l'aide en diagnostique des troubles Neurologiques

### 2.1. EEG l'Outils principal de détection de maladie Neurologique

#### 2.1.1. Définition et principes de l'électroencéphalographie (EEG)

L'électroencéphalographie (EEG) est une méthode non invasive permettant de mesurer l'activité électrique cérébrale à travers des électrodes placées à la surface du cuir chevelu. Les signaux enregistrés, appelés électroencéphalogrammes résultent principalement de potentiels post-synaptiques générés par des populations de neurones pyramidaux corticaux activés de manière synchrone.[56]

D'un point de vue biophysique, ces signaux sont liés à des courants extracellulaires induits par la dépolarisation et l'hyperpolarisation de la membrane neuronale, essentiellement au niveau des dendrites apicales. L'architecture orientée des neurones pyramidaux, notamment leur alignement perpendiculaire à la surface corticale, favorise la formation de dipôles électriques détectables à distance par les électrodes de l'EEG. [57]

Contrairement à d'autres techniques comme le patch-clamp (enregistrement d'un neurone unique) ou les microélectrodes intracérébrales, l'EEG mesure l'activité d'un grand nombre de neurones, souvent répartis sur plusieurs centimètres carrés de cortex. [56]

L'analogie souvent utilisée est celle du journaliste entendant une foule dans un stade : l'EEG capte les "cris" coordonnés d'une large population neuronale, sans pouvoir isoler chaque voix individuelle.

#### 2.1.2. Caractéristiques et types de signaux EEG

Le signal EEG reflète l'activité neuronale à différentes échelles temporelles et spatiales. Les principaux types de signaux incluent :

- Ondes lentes (delta : < 4 Hz, theta : 4–8 Hz)
- Ondes alpha (8–12 Hz), souvent observées au repos, yeux fermés
- Ondes bêta (13–30 Hz) et gamma (> 30 Hz), associées à l'activité cognitive [58]

L'EEG peut être classé selon la condition expérimentale :

- EEG au repos
- EEG induit par des événements (evoked potentials)

- EEG pathologique, comme dans le cas de l'épilepsie (intercritique, ictal, post-ictal) [58]

### 2.1.3. Applications cliniques et neuroscientifiques

L'EEG est utilisé depuis les années 1930 dans le diagnostic des épilepsies, des troubles du sommeil, des encéphalopathies, et dans le monitoring peropératoire de l'anesthésie. [57] Il joue également un rôle croissant dans le développement de dispositifs de neurofeedback, de rééducation cognitive et d'interfaces cerveau-machine.

Chez l'anesthésiste, par exemple, la lecture directe du tracé EEG ou de son spectrogramme permet de suivre l'état de conscience du patient, en corrélant certains motifs oscillatoires à des états spécifiques d'induction anesthésique. [57]

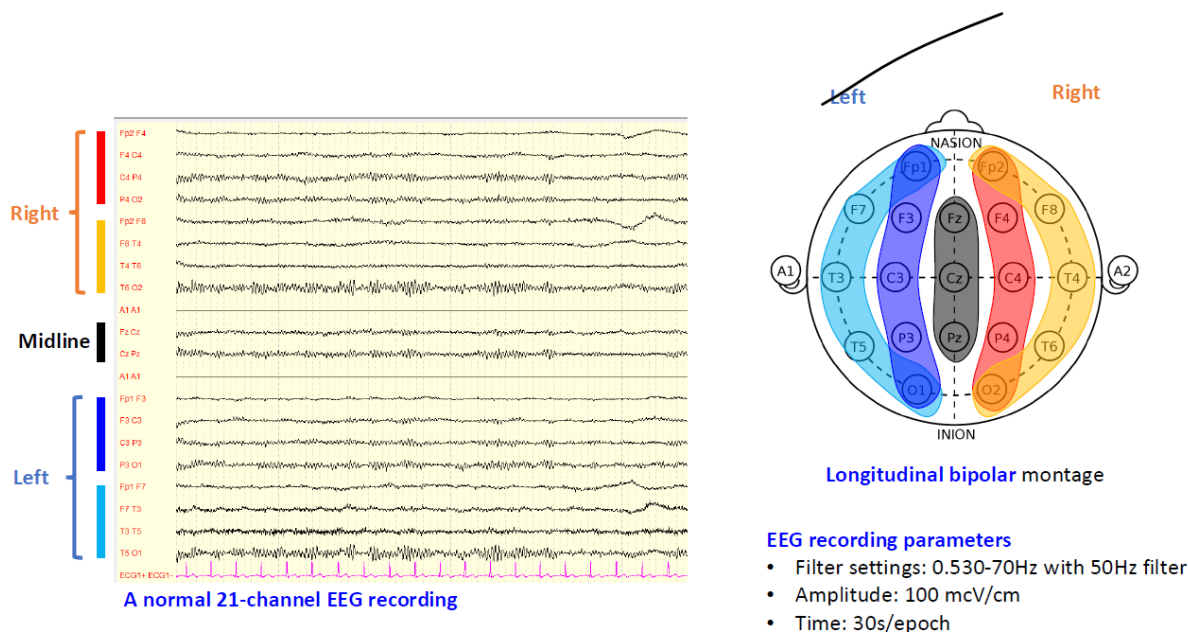
### 2.1.4. Limites et traitement du signal

L'un des défis majeurs de l'EEG est la contamination du signal par des artefacts non neuronaux (mouvements oculaires, contractions musculaires, activité cardiaque, bruit électrique ambiant) [59] Les méthodes d'analyse modernes, comme l'Independent Component Analysis (ICA), permettent de séparer les composantes cérébrales de ces artefacts.

De plus, l'EEG présente une excellente résolution temporelle (de l'ordre du milliseconde), mais une résolution spatiale limitée du fait de l'effet de diffusion des champs électriques à travers le crâne. Pour améliorer cela, des méthodes avancées de localisation de source et d'imagerie EEG ont été développées. [58]

### 2.1.5. Conclusion

L'EEG reste une technique clé en neurosciences et en neurologie clinique. Sa facilité de mise en œuvre, son faible coût, et sa capacité à refléter l'activité cérébrale en temps réel en font un outil précieux, à la fois dans la pratique clinique et la recherche translationnelle. L'intégration de techniques de traitement du signal et d'intelligence artificielle permet aujourd'hui de repousser les limites de l'interprétation traditionnelle des tracés EEG.



*Figure 8 : Enregistrement EEG normal utilisant un montage longitudinal bipolaire avec 21 électrodes selon le système 10–20*

## 2.2. Les troubles Neurologiques adressés par l'IA actuellement

Les troubles neurologiques constituent un ensemble hétérogène de pathologies affectant le système nerveux central et périphérique, incluant des maladies neurodégénératives (comme la maladie d'Alzheimer et de Parkinson), des atteintes vasculaires (telles que l'AVC), des lésions traumatiques (lésions médullaires), ainsi que des troubles neurodéveloppementaux (autisme, TDAH) et psychiatriques (dépression, schizophrénie). Selon l'Organisation mondiale de la santé, près d'un milliard de personnes dans le monde sont affectées par un trouble neurologique, avec des conséquences considérables en termes de mortalité, morbidité et perte de qualité de vie. [53]

Face à la complexité et à la progression souvent insidieuse de ces pathologies, l'IA émerge comme un outil puissant et prometteur dans le domaine du diagnostic. Grâce à sa capacité à analyser de vastes quantités de données issues de l'imagerie cérébrale, des signaux EEG, de la génomique ou encore de l'historique médical, l'IA permet de détecter des modèles pathologiques subtils souvent imperceptibles à l'œil humain. Les techniques d'apprentissage automatique (machine learning, ML) et d'apprentissage profond (deep learning, DL) sont utilisées pour identifier des biomarqueurs numériques, prédire la progression de la maladie, ou encore proposer une classification précise des sous-types de troubles neurologiques. [54]

De nombreuses études ont démontré l'efficacité de l'IA dans l'identification de pathologies spécifiques. Par exemple, les réseaux de neurones convolutifs (CNN) ont été utilisés avec succès pour détecter l'épilepsie, la maladie d'Alzheimer et les épisodes dépressifs majeurs à partir de signaux EEG, avec des performances souvent supérieures à celles des approches traditionnelles basées sur des caractéristiques manuellement extraites [54]. L'IA est également capable de distinguer précocement les formes d'AVC ischémiques et hémorragiques à partir d'images cérébrales, ce qui permet une orientation thérapeutique rapide et adaptée. [53]

Les troubles les plus fréquemment étudiés à ce jour via l'IA sont l'épilepsie, la dépression, la maladie d'Alzheimer, les AVC, la maladie de Parkinson, l'autisme, et la schizophrénie. Des pathologies telles que le trouble du spectre autistique (TSA), le trouble bipolaire, les lésions cérébrales traumatiques ou encore la sclérose en plaques sont également en cours d'exploration, bien que dans une moindre mesure. [54]

L'intersection entre neurosciences et IA joue un rôle clé dans cette dynamique : d'une part, les modèles biologiques du cerveau inspirent le développement d'architectures neurales sophistiquées (réseaux de neurones profonds), et d'autre part, l'IA permet d'accélérer et d'objectiver l'analyse de données complexes en neurosciences, favorisant ainsi une meilleure compréhension des mécanismes pathologiques. [55]

En somme, l'IA transforme progressivement le paysage du diagnostic neurologique. Elle permet d'anticiper les diagnostics, de réduire l'erreur humaine, de personnaliser la prise en charge et d'optimiser les trajectoires de soins, tout en s'insérant dans des systèmes d'aide à la décision clinique (CDSS) qui deviennent de plus en plus essentiels dans les pratiques médicales modernes.

### 2.2.1. L'intelligence artificielle dans la prise en charge de l'épilepsie

L'épilepsie est l'un des troubles neurologiques chroniques les plus fréquents, affectant environ 50 millions de personnes dans le monde selon l'OMS, dont plus de 80 % vivent dans des pays à revenu faible ou intermédiaire (PRFI) [60]. Elle se définit comme une prédisposition durable du cerveau à générer des crises épileptiques spontanées, associée aux conséquences neurobiologiques, cognitives, psychologiques et sociales de cette condition. Bien que des traitements médicamenteux soient disponibles, environ 30 % des patients présentent une épilepsie pharmacorésistante, nécessitant des approches thérapeutiques avancées telles que la chirurgie, la stimulation cérébrale, ou les thérapies assistées par IA.[61]

Face à la complexité de cette maladie et à ses formes hétérogènes, l'intelligence artificielle (IA) se positionne comme un levier puissant pour améliorer le diagnostic, la prédiction des crises, la détection des foyers épileptiques et la personnalisation du traitement. L'IA repose principalement sur deux approches : l'apprentissage automatique (ML, Machine Learning) et l'apprentissage profond (DL, Deep Learning), capables d'extraire des modèles complexes à partir de signaux biologiques tels que l'électroencéphalogramme (EEG).

Avant d'aborder ces applications, il est essentiel de comprendre les bases physiopathologiques de l'épilepsie, ainsi que les principes de l'EEG, qui seront développés en détail dans la section suivante.

### 2.2.1.1. *Physiopathologie de l'épilepsie*

L'épilepsie résulte d'un déséquilibre entre les mécanismes excitateurs et inhibiteurs du cerveau, favorisant une hyperexcitabilité neuronale et une hypersynchronie des réseaux cérébraux.

#### 2.2.1.1.1. *Origine cellulaire et moléculaire*

- Les neurones communiquent via des signaux électrochimiques régulés par deux types de neurotransmetteurs :
  - Glutamate (excitateur)
  - GABA – acide gamma-aminobutyrique (inhibiteur)

Chez les personnes épileptiques, ce rapport excitation/inhibition est altéré :

- soit par une augmentation de la transmission glutamatergique,
- soit par une diminution de l'activité gabaergique.

Cela favorise l'apparition de décharges neuronales anormales et synchronisées, à l'origine des crises.

#### 2.2.1.1.2. *Réseaux cérébraux impliqués*

Les crises généralisées impliquent une activation bilatérale rapide de plusieurs régions corticales et sous-corticales, tandis que les crises focales prennent naissance dans une région localisée, appelée zone épileptogène.

Certaines régions sont plus fréquemment impliquées :

- Le lobe temporal médial (épilepsie temporale mésiale)
- Le cortex frontal
- L'hippocampe (fortement lié à la mémoire et très vulnérable aux agressions excitotoxiques)

### 2.2.1.1.3. Types de crises

La Ligue Internationale Contre l'Épilepsie (ILAE) distingue trois grands types de crises selon leur mode de début :

- Crises à début focal : limitées à une région corticale (avec ou sans altération de la conscience)
- Crises généralisées : impliquent d'emblée les deux hémisphères (ex. : tonico-cloniques, absence)
- Crises d'origine inconnue

Certaines épilepsies sont génétiques, d'autres acquises (post-traumatiques, post-infectieuses), ou encore cryptogéniques (sans cause identifiée).

### 2.2.1.2. Applications diagnostiques de l'IA dans l'épilepsie

#### 2.2.1.2.1. Analyse automatisée de l'EEG

L'électroencéphalographie (EEG) est la pierre angulaire du diagnostic épileptique. Cependant, la lecture manuelle est chronophage et dépend fortement de l'expertise humaine. Les modèles d'IA — notamment les réseaux de neurones convolutifs (CNN) et les réseaux récurrents (RNN) — permettent de :

- détecter les IED (Interictal Epileptiform Discharges) avec une haute sensibilité,
- différencier les crises de nature épileptique et non-épileptique,
- prédire l'apparition des crises, parfois avec plus d'une heure d'avance (jusqu'à 99,6 % de précision dans certains cas).[62]

Dans la section suivante, nous détaillerons la structure de l'EEG, ses fondements électrophysiologiques, et comment l'IA permet de faciliter sa lecture et interprétation clinique.

#### 2.2.1.2.2. Détection des zones épileptogènes (ZÉ)

La zone épileptogène (ZÉ) est la région cérébrale dont l'ablation (chirurgicale) peut entraîner l'arrêt des crises chez un patient pharmacorésistant. Sa localisation est donc capitale pour les stratégies thérapeutiques.

L'IA contribue à cette localisation de plusieurs manières :

- Classification des signaux EEG : les algorithmes de ML supervisé analysent des milliers de segments EEG afin de repérer les motifs typiques des foyers épileptogènes.
- Combinaison multimodale :
  - EEG + IRM (structure)

- EEG + TEP (activité métabolique)
- EEG + IRMf (activations fonctionnelles)
- Prédiction chirurgicale : des modèles DNN (Deep Neural Networks) peuvent anticiper les résultats post-opératoires, ce qui améliore la sélection des candidats à la chirurgie.

Exemple : une étude a montré que la combinaison vidéo-EEG + IA permettait de localiser le foyer dans 72 % des cas, sans nécessité d'exploration invasive. [60]

La localisation précise de la zone épileptogène (ZÉ) est essentielle pour évaluer la faisabilité d'une chirurgie curative chez les patients souffrant d'épilepsie focale pharmacorésistante. Traditionnellement, cela nécessite des investigations lourdes et invasives comme la stéréo-électroencéphalographie (SEEG) ou l'électrocorticographie (ECoG). Ces méthodes, bien qu'efficaces, comportent des risques (infections, hémorragies, complications neurologiques), un coût élevé et une disponibilité limitée dans certains pays.

Dans ce contexte, la combinaison de l'IA avec des enregistrements prolongés de vidéo-EEG a émergé comme une solution non invasive prometteuse.

Données issues de l'étude MELD (Multicenter Epilepsy Lesion Detection project)

Une étude multicentrique récemment menée dans le cadre du projet MELD, incluant plus de 580 patients porteurs de dysplasies corticales focales (FCD) — une des principales causes d'épilepsie focale résistante — a utilisé des algorithmes de machine learning supervisé pour améliorer la détection des lésions corticales à partir de l'analyse d'IRM structurales combinées à des données cliniques et EEG.[63]

Ce travail a montré que :

- l'intégration des données vidéo-EEG et IRM dans un modèle d'apprentissage automatique permettait de localiser le foyer épileptogène dans 72 % des cas, même lorsque l'IRM apparaissait normale à l'œil nu ;
- la détection automatisée s'appuyait sur la reconnaissance de micro-anomalies structurales et électrophysiologiques souvent indétectables par les méthodes classiques ;
- cette approche réduisait significativement le recours aux procédures invasives, en particulier chez les patients jeunes ou ceux vivant dans des contextes où la SEEG n'est pas disponible.

### 2.2.1.2.3. Avantages cliniques

- Gain de temps : l'analyse automatisée de centaines d'heures d'EEG est réalisable en quelques minutes avec l'IA.

- Réduction du biais interprétatif : les algorithmes standardisent l'interprétation des signaux et minimisent la variabilité entre cliniciens.
- Accessibilité accrue : dans des centres sans plateau technique complet, ces outils permettent d'offrir une évaluation chirurgicale fiable sans recourir à une SEEG.

#### 2.2.1.2.4. Limites et recommandations

- La performance du modèle dépend fortement de la qualité des données d'entrée, notamment la précision du placement des électrodes, le type de montage EEG et la résolution de l'IRM.
- L'approche reste moins performante dans les formes très complexes ou multilésionnelles.
- Une étape de validation clinique est toujours requise, en particulier pour les décisions thérapeutiques irréversibles comme la chirurgie.

En résumé, l'IA appliquée aux enregistrements vidéo-EEG prolongés constitue une avancée majeure vers une localisation non invasive des zones épileptogènes, avec des taux de détection atteignant 72 %, contre environ 30 à 40 % avec les techniques visuelles classiques en cas d'IRM négative. Elle pourrait, à terme, remplacer certaines investigations invasives, ou du moins en limiter l'usage aux cas les plus complexes.

## 2.2.2. L'intelligence artificielle dans la prise en charge de la maladie d'Alzheimer

### 2.2.2.1. Physiopathologie de la maladie d'Alzheimer

La maladie d'Alzheimer (MA) est une pathologie neurodégénérative progressive et incurable qui représente la première cause de démence dans le monde. Elle touche plus de 55 millions de personnes à l'échelle mondiale et ce chiffre pourrait atteindre 13,8 millions aux États-Unis d'ici 2060 en raison du vieillissement de la population.[64]

Sur le plan biologique, la MA est caractérisée par deux lésions fondamentales :

- Les plaques séniles composées de protéines  $\beta$ -amyloïdes ( $A\beta$ ) extracellulaires ;
- Les dégénérescences neurofibrillaires dues à l'accumulation de protéines tau hyperphosphorylées à l'intérieur des neurones.

Ces anomalies entraînent une dysfonction synaptique, une perte neuronale, une atrophie cérébrale progressive (notamment hippocampique), et une détérioration cognitive irréversible.

On distingue plusieurs stades évolutifs :

- EMCI (Early Mild Cognitive Impairment) : troubles subtils de la mémoire sans retentissement fonctionnel ;
- LMCI (Late Mild Cognitive Impairment) : altération plus franche, début d'impact sur les activités de la vie quotidienne ;
- Stade Alzheimer : perte d'autonomie, altérations sévères du langage, du raisonnement et du comportement.[65]

#### 2.2.2.2. Le rôle de l'intelligence artificielle dans le diagnostic de la MA

##### 2.2.2.2.1. Nécessité d'un diagnostic précoce

La prise en charge de la MA est actuellement essentiellement symptomatique, d'où l'importance capitale d'un diagnostic précoce pour initier des stratégies thérapeutiques avant l'apparition des symptômes irréversibles.

La détection préclinique repose traditionnellement sur des biomarqueurs invasifs, comme la ponction lombaire pour analyse du LCR (liquide céphalo-rachidien). Ces tests permettent de mesurer les taux de A $\beta$ 42, tau total (t-tau) et tau phosphorylé (p-tau181). Toutefois, leur coût, leur caractère invasif, et leur accessibilité limitée limitent leur diffusion.[64]

#### 2.2 Vers une médecine non invasive et intelligente

La recherche se tourne désormais vers des approches non invasives, intégrant :

- IRM structurelles et fonctionnelles, TEP ;
- Analyses de la parole, des mouvements oculaires ou de l'activité motrice via des capteurs portables ou des smartphones ;
- Et surtout : l'intelligence artificielle pour interpréter ces données massives.[64]

##### 2.2.2.2.2. L'intelligence artificielle et l'analyse EEG dans la maladie d'Alzheimer

Bien que l'EEG soit historiquement associé à l'épilepsie, plusieurs études ont démontré qu'il peut également détecter des altérations cérébrales précoces dans la MA, comme :

- une réduction du rythme alpha ;
- une augmentation des ondes lentes (thêta et delta) ;
- des perturbations dans la connectivité fonctionnelle entre régions cérébrales.

L'intelligence artificielle, et en particulier le Deep Learning, permet d'analyser ces signaux EEG complexes avec une précision croissante.

Une revue systématique récente a révélé que des modèles de convolution neuronale (CNN) entraînés sur des données EEG pouvaient discriminer les patients MA des sujets sains avec des précisions atteignant 95 %.[65]

Les données EEG sont également utilisées dans le cadre de modèles explicables AI (XAI), notamment :

- LIME (Local Interpretable Model-Agnostic Explanations) ;

- SHAP (SHapley Additive exPlanations), pour améliorer la transparence et la compréhension des décisions algorithmiques.

Selon la revue de Vimbi et al. (2024), près de 70 % des études récentes utilisent LIME ou SHAP dans leurs modèles de détection de la MA, notamment pour expliquer les prédictions à partir d'IRM ou d'EEG. [65]

#### 2.2.2.2.3. *Autres données non invasives interprétées par IA*

##### 2.2.2.2.3.1. Imagerie cérébrale

L'IA appliquée à l'IRM permet d'identifier des modifications structurales précoces, notamment l'atrophie hippocampique, et la présence de plaques amyloïdes.

Une étude a montré que des algorithmes de Deep Learning appliqués à l'IRM fonctionnelle permettaient de prédire la conversion de MCI vers MA avec une précision de 90 %. [64]

##### 2.2.2.2.3.2. Biomarqueurs sanguins

Des biomarqueurs plasmatiques, comme le rapport NFL/A $\beta$ 1-42, ont montré un bon pouvoir discriminant pour la MA. L'IA permet de traiter ces données biologiques pour en extraire des profils prédictifs personnalisés.

##### 2.2.2.2.3.3. Données comportementales et vocales

L'IA appliquée à l'analyse de la parole, du rythme de marche ou des interactions numériques (smartphones, montres connectées) est capable de détecter des signes subtils de déclin cognitif avant même l'apparition des premiers symptômes cliniques. [64]

#### 2.2.2.3. **Limites et perspectives**

Bien que prometteuse, l'IA appliquée au diagnostic de la MA présente encore des défis :

- Manque de standardisation des bases de données ;
- Risques de biais algorithmiques ;
- Nécessité de modèles explicables pour renforcer la confiance des cliniciens. [65]

Le développement de systèmes d'aide à la décision clinique (CDSS) intégrant des outils d'IA explicables est une voie d'avenir pour une prise en charge personnalisée et prédictive de la MA.

## 2.2.3. L'intelligence artificielle dans le diagnostic de la maladie de Parkinson

### 2.2.3.1. *Physiopathologie de la maladie de Parkinson*

La maladie de Parkinson (MP) est une maladie neurodégénérative progressive affectant environ 6,1 millions de personnes dans le monde, un chiffre qui devrait doubler d'ici 2040 selon l'OMS. Elle se caractérise par la dégénérescence des neurones dopaminergiques de la substance noire pars compacta, dans le mésencéphale, entraînant une réduction des projections dopaminergiques vers le striatum, une région essentielle au contrôle moteur.[72]

Les manifestations cliniques typiques incluent :

- Tremblement de repos,
- Rigidité musculaire,
- Bradykinésie (ralentissement moteur),
- Instabilité posturale.

Mais la maladie de Parkinson comprend également des symptômes non moteurs : troubles du sommeil, anosmie, dépression, anxiété, et constipation, qui apparaissent souvent plusieurs années avant les signes moteurs, d'où l'intérêt d'un diagnostic précoce assisté par IA. [73]

### 2.2.3.2. *IA et détection précoce de la maladie de Parkinson*

#### 2.2.3.2.1. *IA appliquée à l'imagerie cérébrale*

L'analyse des IRM cérébrales structurales permet de détecter des altérations subtiles du mésencéphale. Les modèles d'IA permettent d'amplifier ces différences invisibles à l'œil humain.

Reddy et al. (2024) ont utilisé un modèle de classification basé sur le machine learning (XGBoost) entraîné sur 442 IRM (221 patients MP vs 221 témoins).

Leur système a atteint :

- Précision : 100 %
- Sensibilité : 100 %
- Spécificité : 100 %
- F1-score : 1.00
- AUC : 1.00

Ces résultats reflètent une excellente capacité discriminative, bien qu'ils nécessitent une validation externe sur des données réelles en conditions cliniques. [72]

#### 2.2.3.2.2. Analyse vocale et IA explicable

Des anomalies vocales sont détectables dès les stades précoces de la MP. Elles incluent des altérations de la prosodie, de l'amplitude, de la fréquence fondamentale et de la stabilité du signal vocal.

Shen et al. (2024) ont testé un modèle d'IA hybride sur un jeu de données vocales (43 patients MP et 38 témoins), combinant :

- CNN (Convolutional Neural Network),
- RNN (Recurrent Neural Network),
- MLP (Multi-layer Perceptron),
- MKL (Multiple Kernel Learning).

Ils ont utilisé des indicateurs acoustiques comme :

- Jitter (variation de fréquence),
- Shimmer (variation d'amplitude),
- MFCCs (coefficients cepstraux fréquentiels de Mel).

Leur système a obtenu :

- Accuracy : 91,11 %
- Recall : 92,50 %
- AUC : 0,9125

Et surtout : une explicabilité renforcée grâce à SHAP (Shapley Additive Explanations), permettant d'identifier les caractéristiques vocales les plus contributives au diagnostic. [73]

#### 2.2.3.2.3. Données cliniques et prédiction de la MP

Les données issues des dossiers médicaux électroniques (EMR) peuvent être exploitées pour anticiper la survenue de la maladie.

Yuan et al. (2021) ont analysé des données longitudinales (plus de 10 ans) issues d'une base d'assurance santé. Leur modèle, fondé sur les antécédents médicaux (troubles de la marche, tremblements, troubles anxieux...), a atteint :

- AUC : 0,874,
- Réduction du délai de diagnostic : 329 jours en moyenne. [73]

Ce type de système pourrait identifier les patients à haut risque de développer une MP plus d'un an avant le diagnostic clinique, ouvrant la voie à des interventions neuroprotectrices précoces.

#### 2.2.3.2.4. Optimisation des paramètres de la stimulation cérébrale profonde (DBS)

La stimulation cérébrale profonde (DBS) est utilisée pour traiter les formes avancées de MP. Toutefois, l'optimisation des paramètres de stimulation (cible, intensité, fréquence, etc.) reste empirique.

Boutet et al. (2021) ont utilisé des données issues de l'IRM fonctionnelle pour entraîner des algorithmes capables de prédire les paramètres optimaux de stimulation, en fonction de la connectivité cérébrale individuelle. Leurs résultats ont permis de corréler la réponse thérapeutique à des réseaux fonctionnels spécifiques, suggérant que l'IA pourrait aider à personnaliser la neuromodulation chez les patients parkinsoniens. [72]

#### 2.2.3.3. Limites et biais des modèles IA

Malgré les performances prometteuses, plusieurs limites majeures ont été identifiées dans l'application clinique de l'IA :

- Paul et al. (2022) ont analysé 39 études IA sur la détection précoce de la MP :
  - 66 % des études présentaient des risques de biais élevés ou critiques ;
  - 49 % utilisaient des jeux de données déséquilibrés (beaucoup plus de témoins que de cas) ;
  - Moins de 25 % incluaient une validation externe sur des bases de données indépendantes.

Ils insistent sur la nécessité de :

- Valider les algorithmes sur des cohortes représentatives,
- Documenter l'interprétabilité (XAI) des décisions,
- Éviter les données surajustées ou non généralisables. [73]

## 2.3. L'aide à la lecture de l'EEG avec le système BioSerenity Neuronate+

### 2.3.1. BioSerenity : un pionnier de la neurophysiologie connectée

Fondée en 2014, BioSerenity est une entreprise française de dispositifs médicaux spécialisée dans la neurophysiologie connectée. Son objectif est de répondre aux besoins croissants de diagnostic EEG (électroencéphalogramme), en particulier dans les domaines de l'épilepsie, du sommeil et des troubles neurologiques rares.

Elle développe des solutions médicales intégrées combinant :

- Des casques à électrodes (IceCap®),
- Un dispositif mobile de collecte de signaux EEG (Neuronate®+),

- Des applications mobiles,
- Une plateforme Cloud,
- Des outils d'intelligence artificielle (IA) d'aide à la lecture d'EEG.

L'entreprise est présente en Europe et aux États-Unis, avec des partenariats hospitaliers de référence (ex. : AP-HP, CHU, Mayo Clinic).

## 2.3.2. Neuronaute+ : un système modulaire et connecté

Le Neuronaute+ est un système EEG complet, portable et intelligent, conçu pour :

- Réaliser des enregistrements EEG longue durée en ambulatoire ou à domicile,
- Assurer la transmission sécurisée des données,
- Et permettre une relecture assistée grâce à des algorithmes d'intelligence artificielle.

Le dispositif est certifié CE (classe IIa) et autorisé FDA, et répond aux standards de télémédecine et de sécurité des données (HDS, RGPD, etc.).

### Gamme IceCap<sup>1</sup>

Les nouveaux capteurs sans fil simples et confortables qui s'adaptent à vos patients

<b>Les nouveaux capteurs sans fils</b> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Très facile à poser</li> <li>• Electrodes pré-positionnées respectant le système international 10/20</li> <li>• Casque universel, flexible et souple, adaptable à tous les crânes</li> </ul>	<b>Conçu pour le confort de tous vos patients</b> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Ultra léger 6,5 grammes</li> <li>• Enregistrements de longue durée</li> <li>• Conception tenant compte des contraintes cutanées quel que soit l'âge</li> </ul>	<b>Pour tous vos EEG à l'hôpital ou à domicile</b> <ul style="list-style-type: none"> <li>• EEG standard et longue durée, jusqu'à 72h</li> <li>• Une pose à l'hôpital ou à domicile avec un professionnel de santé</li> <li>• Mobile et connecté quelque soit le lieu</li> </ul>
--	---	--

**Une gamme complète pour tous vos EEG et tous vos patients**

**Adulte**  
Standard : 53 - 60 cm    Small : 43 - 53 cm  
21-23 électrodes : Réf. en Fpz, Terre (GND) en Oz

**Néonatalogie**  
XS : 23 - 31 cm    S : 30 - 38 cm    M : 37 - 51 cm  
11 électrodes : Réf. en Fpz, Terre (GND)    13 électrodes

**Accessoire disponible**  
Adaptateur Touchproof<sup>®</sup> : l'adaptateur qui rend la gamme IceCap compatible avec toutes les têtes EEG

	Gamme de produit Adulte	Gamme de produit Néonatalogie
Dimensions & Poids	21 x 28 cm / +8,5 g	21 x 28 cm / +8,5 g
Matériau	Circuit imprimé flexible (flex PCB) et électrodes Argent / Chlorure d'Argent. Marqueurs de fixation auto-réajustables supplémentaires : front, tempes et nuque.	Circuit imprimé flexible (flex PCB) et électrodes Argent / Chlorure d'Argent. Couche de mousse supplémentaire adaptée à la sensibilité des bébés.
Durée d'utilisation	Jusqu'à 72 heures, testé en situation réelle	Jusqu'à 72 heures, testé en situation réelle
Positions	Électrodes pré-positionnées en respect du système international 10/20	Électrodes pré-positionnées en respect du système international 10/20

### Neuronaute<sup>®</sup> +

Le boîtier d'acquisition EEG nouvelle génération

<b>Un dispositif facile d'utilisation</b> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Usage intuitif et ergonomique</li> <li>• Rapidité de mise en place</li> <li>• Device miniaturisé, connecté et modulaire</li> </ul>	<b>Adaptable à votre pratique</b> <ul style="list-style-type: none"> <li>• EEG standard ou long durée</li> <li>• Utilisation à l'hôpital ou à domicile</li> <li>• Options vidéo et son</li> </ul>	<b>Garantissant l'accès à vos tracés en temps réel</b> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Enregistrement online ou offline</li> <li>• Accessibilité partout et à tout moment via l'application mobile et le cloud</li> <li>• Analyse des tracés via la plateforme BioSerenity Cloud<sup>®</sup></li> </ul>
---	---	--



**Accessoires disponibles**



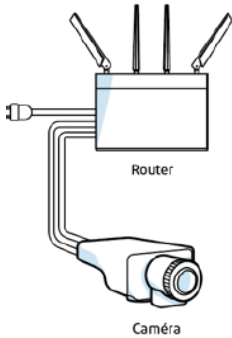
<b>Bande de maintien<sup>®</sup></b> Facile à maintenir le Neuronaute+	<b>BioSerenity-Link<sup>®</sup></b> Dispositif connecté (R et HD) / routeur (WiFi)
---	---

Dimensions & Poids	155 cm x 7,3 cm x 2,3 cm - env. 200g avec batterie
Mode de configuration	En ligne et hors-ligne
Autonomie de la batterie	24 heures - appareil autonome 15 minutes sans batterie
Tension d'alimentation	3,7 V / 11 Ah
Plage d'ambie min-max	0,6 - 5,256 mV
Niveau de bruit des canaux EEG	+6 µV/p-ower 0,1 - 50 Hz
Bande passante minimale 0 - 3 dB	0,1 - 60 Hz
Indicateur de statut	Led RGB et bouton événement patient
Fréquence d'échantillonnage	250 Hz ou 500 Hz en simultané
Taux d'échantillonnage max	32 kSPS
Résolution	24 bits
Stockage	32 Gb
Format EEG	EDF+

Figure 9 : Système Neuronaute+ et ses composants matériels

### 2.3.3. Composants et indication du system Neuronaute + :

Medical device (Reference)	Representation of the device	Main characteristics
CORE MODULE		<p>It is a signal acquisition system: an electronical amplifier allowing to record the EEG, ECG, EMG, EOG and breathing signals thanks to a connection to EEG caps and allowing to transmit the data to NEURONAUTE mobile applications* and to the compatible Cloud system .</p> <p>The module is powered by an internal cell battery which is loaded with a charger</p> <p><i>*Android and IOS version</i></p>
EXTENDER ICECAP		<p>It is a removable interface to connect the signal acquisition system to the ICECAP product line and ICECAP2</p>
EXTENDER DB25		<p>It is a removable interface to connect the signal acquisition system to any DB25-compatible EEG cap (e.g., EEG caps manufactured by MICROMED)</p>
EXTENDER TOUCHPROOF		<p>It is a removable interface to connect the signal acquisition system to any cup electrode equipped with male touchproof connector DIN 42802</p>
Low Noise Extender		<p>It is a removable interface to connect the signal acquisition system to any cup electrode equipped with male touchproof connector DIN 42802, it allows the acquisition of EEG signal with lower noise level.</p>
HOLDING BAND		<p>A wearable textile band allowing the patient to place the NEURONAUTE®PLUS close around his chest</p>

Medical device (Reference)	Representation of the device	Main characteristics
HOLDING BAND MINI		<p>A wearable textile band allowing the patient to place the NEURONAUTE®PLUS close around his chest</p>
NEURONAUTE MOBILE APPLICATION IOS		<p>A configuration module consisting of a mobile device with an iOS system for hosting the WEMU application which permit to launch recordings.</p> <p>It integrates a software to create, launch and stop record, visualize signals, comment.</p> <p>This application is also compatible with Neuronaute (old version) system configuration. Refer to the clinical evaluation file of Neuronaute system configuration.</p>
NEURONAUTE MOBILE APPLICATION Android		<p>A configuration module consisting of a mobile device with an ANDROID system for hosting the WEMU application which permit to launch recordings.</p> <p>It integrates a software to create, launch and stop record, visualize signals, comment.</p>
VEEG PACK		<p>A video-EEG pack, composed of a camera and a router. WEMU is able to interface with an external IP video camera (Video Recording Device) to record a video, both in lightened and dimmed environment. The router is used to connect the camera and transmit the data remotely to the BIOSERENITY CLOUD platform. The purpose is to be able to see what is happening when the patient has a seizure or event and compare the picture to what the EEG records at the same time. By doing this, physicians reading the EEG can tell if the seizure or event was related to the electrical activity in the brain.</p> <p>VEEG PACK is also compatible with Neuronaute (old version) system configuration. Refer to the clinical evaluation file of Neuronaute system configuration.</p>

### 2.3.4. Intelligence artificielle embarquée : détection automatique des spikes et seizures

Dans le but d'accélérer et fiabiliser l'analyse des EEG, BioSerenity a intégré deux modules d'intelligence artificielle dans sa plateforme cloud : un pour la détection des spikes (IED)

et un autre pour la détection des crises épileptiques (seizures). Ces outils sont le fruit de développements internes validés sur la base de données publiques.

#### 2.3.4.1. *Algorithme de détection des crises (Seizure Detection)*

Cet outil, basé sur un modèle de type XGBoost, permet de détecter automatiquement les événements critiques dans le signal EEG, chez l'adulte (> 18 ans), à partir d'un prétraitement standardisé.

- Base d'entraînement : TUSZ v1.2.0 (corpus d'EEG avec +670 crises identifiées)
- Performances :
  - Sensibilité, spécificité et précision ajustables par seuil
  - AUC > 0.90 pour le modèle optimal
  - Capacité à détecter différents types de crises (focales, généralisées, absences...)

#### 2.3.4.2. *Algorithme de détection des spikes (IED)*

Ce module permet d'identifier les décharges intercritiques telles que les spikes et les sharp waves, éléments centraux du diagnostic de l'épilepsie.

- Technique :
  - Extraction de candidats par analyse des extrema + ondelettes (DWT)
  - Classification via forêt aléatoire (Random Forest)
- Modes d'utilisation :
  - Mode sensible (plus de détections),
  - Mode équilibré (F1-score optimal),
  - Mode spécifique (moins de faux positifs)
- Base d'entraînement : 2157 IED (base Epilepsiae), validé sur TUSZ-dev (>900 enregistrements)

#### 2.3.5. *Intérêt clinique global du système*

L'intégration d'un système EEG connecté avec des outils d'aide à la lecture automatique permet :

- De réduire le délai diagnostic, notamment en milieu rural ou à domicile
- D'augmenter la productivité médicale (relecture +30 % plus rapide)
- D'améliorer la qualité des comptes rendus EEG par l'identification automatisée des anomalies
- De faciliter le dépistage des crises nocturnes grâce à la vidéo infrarouge synchronisée

### 2.3.6. Conclusion

Le système Neuronate+ illustre l'évolution des EEG vers des dispositifs intelligents, connectés et utilisables en contexte clinique réel. Grâce à une architecture modulaire combinée à des algorithmes d'IA robustes, il constitue un outil puissant pour la détection précoce de l'épilepsie et le suivi neurodiagnostique.

## 3. Enjeux économiques et de santé publique de l'intelligence artificielle dans la santé

### 3.1. Un contexte de pression économique et de transformation des systèmes de santé

Les systèmes de santé dans le monde sont confrontés à une transformation profonde, alimentée par des facteurs démographiques, épidémiologiques, technologiques et économiques. Le vieillissement de la population constitue un défi majeur : selon l'Organisation mondiale de la santé (OMS), la part des personnes âgées de plus de 60 ans passera de 12 % à plus de 22 % d'ici 2050. Ce phénomène s'accompagne d'une hausse considérable des maladies chroniques comme le diabète, les maladies cardiovasculaires, la démence ou les cancers, qui nécessitent une prise en charge continue, spécialisée et coûteuse.

Parallèlement, les systèmes de santé subissent une tension budgétaire croissante. Aux États-Unis, les dépenses de santé représentaient 17,7 % du PIB en 2020, soit plus de 3 500 milliards USD, tandis qu'en Allemagne elles atteignaient 11,5 %, et plus de 12 % en France. Cette inflation des dépenses s'accompagne d'une pression accrue sur les professionnels de santé, confrontés à une surcharge administrative et à une pénurie croissante de ressources humaines. En France, par exemple, il manquait déjà plus de 6 000 médecins généralistes en 2023 selon l'Ordre des Médecins.

Dans ce contexte, l'intelligence artificielle apparaît comme une technologie stratégique, capable d'automatiser certaines fonctions, d'optimiser les parcours de soins, de renforcer la prévention, et d'augmenter la productivité sans compromettre la qualité ni la sécurité des soins. Son intégration dans les outils de diagnostic, les systèmes d'aide à la décision clinique ou les solutions de triage ouvre de nouvelles perspectives pour répondre à ces pressions systémiques [69][70].

#### 3.1.1. Amélioration des parcours de soins et de la santé publique

L'intelligence artificielle permet une reconfiguration des parcours de soins vers plus de fluidité, de personnalisation et d'efficacité. En réduisant les délais de diagnostic et en améliorant la précision des décisions médicales, l'IA peut intervenir à plusieurs niveaux de la chaîne de soins, avec des impacts directs sur la santé publique.

L'exemple le plus emblématique est celui du diagnostic automatisé en radiologie, où des algorithmes peuvent détecter des anomalies pulmonaires, osseuses ou cérébrales avec une précision équivalente à celle de radiologues confirmés. En ophtalmologie, des outils validés par la FDA permettent aujourd'hui de diagnostiquer une rétinopathie diabétique sans intervention humaine, avec une sensibilité de 87 % et une spécificité de 90 % [69].

Dans les pays à revenu faible ou intermédiaire, l'IA peut contribuer à combler les déserts médicaux. Grâce à des outils embarqués dans des smartphones, des casques EEG portables ou des dispositifs connectés, elle offre la possibilité de réaliser un pré-diagnostic ou un triage à distance. Cela permet une détection précoce, un accès plus rapide à la prise en charge, et donc une amélioration significative des indicateurs de morbi-mortalité [70][71].

Enfin, l'IA facilite la médecine préventive : des modèles prédictifs peuvent identifier des patients à risque avant l'apparition des symptômes, permettant d'intervenir en amont. Cela est déjà appliqué en cardiologie pour prédire des accidents vasculaires cérébraux, ou en psychiatrie pour anticiper des épisodes dépressifs majeurs. Ces approches prédictives renforcent la capacité des systèmes à préserver la santé des populations plutôt qu'à se contenter de traiter la maladie [69][71].

### 3.1.2. Réduction des coûts et gains économiques

L'un des bénéfices les plus attendus de l'intelligence artificielle est sa capacité à générer des économies substantielles. Selon Alnasser (2023), l'IA pourrait réduire les dépenses de santé aux États-Unis de 5 à 10 %, ce qui représenterait entre 200 et 360 milliards USD par an [72]. Ces gains se déclinent à plusieurs niveaux :

- Réduction des actes redondants ou non pertinents : les outils de décision clinique permettent d'orienter vers les examens appropriés, évitant les coûts liés aux explorations inutiles.
- Réduction des erreurs médicales : en renforçant la standardisation et la rigueur des processus, l'IA limite les diagnostics erronés, les interactions médicamenteuses, ou les complications iatrogènes.
- Diminution des durées de séjour hospitalier : une prise en charge plus rapide et ciblée permet une sortie plus précoce, limitant les coûts d'hospitalisation.
- Automatisation des tâches répétitives : traitement des dossiers patients, codage, prise de rendez-vous, réponses aux messages patients, etc.

À titre d'exemple, les assureurs américains pourraient économiser 80 à 110 milliards USD par an grâce à l'implémentation d'outils IA dans la gestion des soins, tandis que les

établissements hospitaliers et groupes médicaux pourraient réduire leurs coûts de 20 à 60 milliards USD [72].

### 3.1.3. Retour sur investissement et conditions d'adoption

Si le potentiel économique est réel, le retour sur investissement (ROI) n'est pas systématique. Il dépend du contexte d'implémentation, du niveau de maturité des algorithmes, de l'adhésion des professionnels et de la capacité à intégrer la technologie dans les flux cliniques existants.

Les cas où le ROI est démontré concernent principalement les domaines à forte volumétrie d'actes (radiologie, dermatologie, urgences), ou à forte valeur ajoutée économique (chirurgie planifiée, soins intensifs, oncologie). Les économies proviennent de la réduction des complications, d'une meilleure allocation des ressources et d'une diminution des actes inutiles [70][71].

Cependant, plusieurs coûts doivent être pris en compte dans l'analyse économique :

- coût d'acquisition ou de développement de l'outil ;
- coût de formation des professionnels ;
- intégration technique avec les systèmes hospitaliers existants ;
- coûts de maintenance, supervision humaine, audits qualité, mise en conformité réglementaire.

Les systèmes de santé les plus avancés commencent à intégrer ces dimensions dans leurs modèles de pilotage et de financement. Mais selon Jiao et al. (2023), la plupart des études économiques actuelles sur l'IA restent partielles ou biaisées [71].

### 3.1.4. Limites méthodologiques et enjeux éthiques

Malgré l'enthousiasme, les évaluations rigoureuses sur l'impact économique réel de l'IA restent rares. Une revue systématique de Wolff et al. (2020) a révélé que sur 66 études publiées, seulement six répondaient aux critères méthodologiques attendus pour mesurer le coût-efficacité d'une technologie de santé [68]. Les principales lacunes observées concernent :

- l'absence de comparateurs robustes (ex : absence de groupe témoin ou de pratiques standards comparatives) ;
- des durées d'observation trop courtes ;
- l'absence de prise en compte des effets indirects ou de long terme.

Sur le plan éthique, l'intégration de l'IA soulève plusieurs préoccupations : opacité des algorithmes, biais discriminatoires dans les données d'apprentissage, difficultés d'interprétabilité clinique, atteintes potentielles à la confidentialité des données. Ces

enjeux doivent impérativement être pris en compte pour garantir une IA fiable, éthique et équitable [70][71][72].

### 3.1.5. Un levier stratégique pour les politiques de santé

L'IA ne doit pas être vue uniquement comme une technologie, mais comme un outil structurant pour la transformation du système de santé. Elle peut contribuer à moderniser les politiques publiques en santé à travers :

- l'amélioration des processus décisionnels au niveau macro (planification hospitalière, gestion des urgences sanitaires) ;
- la réduction des inégalités d'accès aux soins, notamment dans les zones rurales ou les pays à revenu faible ou intermédiaire ;
- la structuration de filières de médecine personnalisée, de prévention ciblée et de suivi longitudinal des patients.

Elle est également un levier de revalorisation des professions médicales, en déchargeant les soignants des tâches administratives pour leur permettre de se recentrer sur la relation humaine et le jugement clinique. Une intégration raisonnée, éthique et systémique de l'IA dans les stratégies nationales de santé publique pourrait en faire un facteur clé de durabilité et d'efficacité du système de santé [69][71][72].

## 3.2. Limites, risques et enjeux du diagnostic médical assisté par l'IA

### 3.2.1. Limites techniques des modèles d'IA en diagnostic médical

Malgré leurs performances impressionnantes dans des contextes expérimentaux, les modèles d'intelligence artificielle (IA) souffrent de plusieurs limitations techniques. L'une des plus critiques est le manque de généralisabilité. De nombreux modèles sont entraînés sur des bases de données spécifiques (ex. : TUSZ pour l'EEG, MIMIC pour les données cliniques), ce qui limite leur capacité à être appliqués efficacement dans d'autres hôpitaux, sur d'autres populations ou à travers des équipements hétérogènes [75].

Par ailleurs, les systèmes IA reposant sur l'apprentissage profond sont souvent opaques, fonctionnant comme des "boîtes noires". Leur manque d'explicabilité limite leur acceptabilité clinique, car les professionnels de santé peinent à comprendre sur quelles bases le modèle rend une décision [75, 78].

Des biais algorithmiques sont également fréquemment rencontrés. Ceux-ci proviennent d'un déséquilibre dans les données d'apprentissage, menant à des erreurs systématiques dans certaines populations (ex. : biais selon l'âge, le sexe ou l'origine

ethnique). Par exemple, les performances des modèles peuvent chuter significativement pour les minorités sous-représentées dans les bases de données [77, 80].

### 3.2.2. Risques cliniques : erreurs, retards, surdiagnostic

L'IA peut engendrer des faux positifs (détection erronée de pathologies) comme des faux négatifs (non-détection de maladies réelles). Ces erreurs sont parfois plus difficiles à détecter qu'une erreur humaine, car elles donnent l'illusion de précision algorithmique. Dans certains cas, des systèmes IA entraînés sur des images histopathologiques ont confondu des tissus inflammatoires bénins avec des cellules cancéreuses, menaçant directement la sécurité du patient [75].

Les erreurs peuvent aussi découler d'artefacts techniques (imagerie bruitée, mauvais positionnement du capteur), de conditions cliniques rares non représentées dans les jeux de données, ou encore d'un manque de robustesse face à des variations interindividuelles [75, 78, 79].

Le biais à l'automatisation est un autre danger : des cliniciens, trop confiants dans l'IA, peuvent relâcher leur vigilance, conduisant à des erreurs qu'ils auraient détectées autrement [77, 80].

### 3.2.3. Enjeux éthiques, sociaux et acceptabilité

Sur le plan éthique, l'utilisation de l'IA en médecine soulève de nombreuses interrogations. L'opacité des modèles réduit la capacité des patients à comprendre ou contester une décision médicale, ce qui peut affecter leur autonomie et leur confiance. Une étude a révélé que plus de 60 % des patients refusaient de se fier à un diagnostic entièrement automatisé, sans intervention humaine [81].

Le problème est d'autant plus aigu que l'IA peut amplifier les inégalités sociales en santé si elle est déployée sur des modèles biaisés ou mal calibrés. Ainsi, des études ont montré que certaines IA prédisaient moins efficacement les maladies cardiovasculaires chez les femmes que chez les hommes, ou l'issue des cancers chez les populations afro-américaines [77, 80].

### 3.2.4. Problèmes juridiques et réglementaires : responsabilité et traçabilité

Un flou juridique persiste quant à la responsabilité médicale en cas d'erreur d'un système IA. Aujourd'hui, la majorité des cadres réglementaires en Europe (MDR) ou aux États-Unis (FDA) n'ont pas encore tranché sur la chaîne de responsabilité entre développeur, établissement de santé et médecin utilisateur [76].

Par ailleurs, de nombreux dispositifs basés sur l'IA sont en constante évolution (modèles adaptatifs, mises à jour automatiques), ce qui complique leur évaluation et validation réglementaire classique. Cela soulève la question d'un besoin de réévaluation continue en vie réelle, souvent absente des parcours actuels de certification [79].

### 3.2.5. Intégration difficile dans les flux cliniques

Au-delà des performances techniques, l'intégration de l'IA dans la pratique médicale quotidienne reste un défi. Les modèles doivent être compatibles avec les logiciels hospitaliers (DPI, PACS), respecter des contraintes de temps réel, et être utilisables par des cliniciens peu familiarisés avec le fonctionnement algorithmique.

De plus, une surcharge cognitive peut survenir si les IA génèrent trop d'alertes, ou s'intègrent mal dans la chaîne décisionnelle. En pratique, il a été observé que certains outils entraînaient une augmentation du temps de consultation au lieu de le réduire, lorsqu'ils n'étaient pas correctement adaptés au workflow [78, 79].

### 3.2.6. Cybersécurité et protection des données

Enfin, les systèmes IA sont vulnérables aux cyberattaques, notamment les attaques par « adversarial examples », où des perturbations invisibles à l'œil humain suffisent à tromper l'algorithme. Des chercheurs ont montré qu'en modifiant légèrement un scanner thoracique, une IA pouvait passer d'un diagnostic sain à une tumeur suspecte [77].

Le respect de la confidentialité des données de santé, via le RGPD ou HIPAA, est impératif mais difficile à garantir, notamment lorsque les données sont transmises via le cloud, utilisées pour du ré-entraînement, ou croisées avec d'autres bases externes.

## 3.3. Enjeux réglementaires et légaux de l'intelligence artificielle dans le diagnostic médical

### 3.3.1. Cadres réglementaires internationaux de l'IA en santé

L'accélération de l'intégration de l'IA dans les dispositifs médicaux diagnostiques a mis en évidence un vide réglementaire que plusieurs juridictions tentent de combler. L'Union européenne et les États-Unis, notamment, ont élaboré des cadres différenciés, mais tendant vers une certaine convergence en matière de sécurité, de transparence et de responsabilité.

### *3.3.1.1. Le règlement européen sur l'IA (AI Act)*

Le règlement sur l'intelligence artificielle de l'Union européenne, adopté en 2024, représente le premier cadre juridique complet au monde dédié spécifiquement à l'IA. Il repose sur une classification des systèmes IA par niveau de risque, et les systèmes à haut risque, comme ceux utilisés dans le diagnostic médical, sont soumis à des obligations strictes [82].

Parmi les exigences principales :

- Évaluation de conformité préalable à la mise sur le marché,
- Systèmes de gestion de la qualité couvrant tout le cycle de vie,
- Transparence sur le fonctionnement de l'algorithme,
- Surveillance humaine obligatoire (human oversight),
- Documentation technique détaillée et traçabilité complète.

Le règlement est également extraterritorial, s'appliquant à toute IA mise sur le marché européen, quelle que soit son origine géographique. De plus, les sanctions prévues peuvent atteindre 35 millions d'euros ou 7 % du chiffre d'affaires mondial.[83]

### *3.3.1.2. Régulation américaine par la FDA*

La Food and Drug Administration (FDA) aux États-Unis encadre l'IA médicale via son programme « Software as a Medical Device » (SaMD). Elle adopte une approche plus flexible que l'UE, fondée sur la gestion du risque clinique et la performance démontrée [84].

Un des outils réglementaires clés est le Predetermined Change Control Plan (PCCP), qui autorise les développeurs à définir, dès la demande d'autorisation, des plages d'évolution autorisées de leur IA (pour l'adaptation continue des modèles apprenants). Cela permet de favoriser l'innovation tout en assurant la sécurité.

Par ailleurs, la FDA exige des études de validation clinique avant commercialisation, et impose un système de post-market surveillance avec obligation de rapporter tout dysfonctionnement.

### *3.3.1.3. Vers une harmonisation des approches*

Bien que les approches réglementaires de la FDA et de l'AI Act diffèrent (réactive aux États-Unis, préventive en Europe), elles partagent des objectifs communs :

- Robustesse des systèmes IA dans des contextes cliniques critiques,
- Évaluation continue du bénéfice-risque,
- Supervision humaine et auditabilité,

- Encouragement des dispositifs "explicables" (explainable AI – XAI) [82][84][85].

Certaines études appellent à l'harmonisation des réglementations internationales afin d'éviter un morcellement juridique qui freinerait l'innovation tout en exposant les patients à des standards inégaux [86].

#### 3.3.1.4. *Protection des données et éthique numérique*

RGPD et consentement éclairé

Le Règlement Général sur la Protection des Données (RGPD) est le pilier européen de la régulation des données de santé utilisées par les IA médicales. Il impose des exigences de :

- Licéité du traitement (le plus souvent fondée sur l'intérêt public ou le consentement),
- Minimisation des données collectées,
- Transparence algorithmique vis-à-vis des patients et professionnels,
- Droits d'accès, de rectification et d'opposition [87].

Les IA nécessitant un apprentissage supervisé sur des bases cliniques doivent donc intégrer des processus de pseudonymisation/anonymisation ainsi qu'une évaluation d'impact relative à la protection des données (DPIA) [88].

#### 3.3.2. *CNIL et recommandations nationales*

La CNIL, autorité française de protection des données, a publié plusieurs recommandations ciblant l'IA en santé. Elle insiste sur :

- Le principe de loyauté algorithmique,
- La gouvernance de l'IA dans les établissements de santé (nomination d'un responsable IA, tenue de registres),
- Le droit à l'explication pour toute décision assistée ou automatisée [87][89].

### 3.4. *Responsabilité, sécurité juridique et risques*

#### 3.4.1. *L'imputabilité en cas d'erreur de diagnostic*

L'une des préoccupations majeures réside dans la question de la responsabilité médicale en cas d'erreur diagnostique imputable à un système IA :

- Le médecin reste responsable juridiquement, même si la décision est fortement influencée par une IA.
- Le fabricant du logiciel IA peut être mis en cause au titre de la responsabilité du fait des produits défectueux (directive européenne 85/374/CEE) [90].

Toutefois, l'évolution constante des modèles apprenants (machine learning dynamique) remet en cause les paradigmes classiques de responsabilité. Certains auteurs suggèrent

la création d'un statut juridique autonome pour les IA de santé, ou d'un fonds d'indemnisation spécifique [91].

### 3.4.2. Risques de biais et d'inégalités de traitement

L'IA en santé peut renforcer les inégalités sociales et cliniques si les bases de données utilisées pour l'entraînement sont biaisées :

- Sous-représentation de certaines populations (enfants, femmes, groupes ethniques),
- Données manquantes ou bruitées en provenance d'unités hospitalières périphériques,
- Biais induits par les pratiques cliniques historiques [92].

Ces biais peuvent générer des décisions erronées ou discriminatoires, avec des conséquences graves pour les patients. Les cadres réglementaires appellent à la mise en place de :

- Audits algorithmiques indépendants,
- Méthodes d'évaluation de la performance selon les sous-groupes démographiques [86][92].

### 3.5. Manque d'explicabilité et « boîtes noires »

Le manque d'interprétabilité des IA de type deep learning pose un défi à la transparence et à l'acceptabilité des outils. Les systèmes IA doivent permettre :

- Aux professionnels de santé de comprendre la logique de prédiction,
- Aux patients d'obtenir une explication intelligible si une décision automatisée est prise [88][81].

Des techniques comme LIME, SHAP ou les arbres de décision hiérarchisés sont proposées pour renforcer l'explicabilité post hoc, mais leur fiabilité clinique reste à démontrer dans de nombreux cas.

## Conclusion générale

L'intelligence artificielle (IA) s'impose aujourd'hui comme un levier majeur de transformation dans le domaine de la santé. Elle a démontré sa capacité à analyser des volumes massifs de données médicales, à repérer des anomalies invisibles à l'œil humain, et à assister les cliniciens dans la formulation de diagnostics plus rapides et plus précis. Son intégration dans les pratiques médicales ne relève plus du simple potentiel futur : elle est déjà une réalité tangible, notamment en imagerie médicale, en médecine personnalisée, en télémédecine et dans les systèmes de soutien à la décision clinique.

L'exploration menée dans ce travail de thèse a permis de mettre en lumière plusieurs éléments essentiels.

D'une part, l'IA repose sur des bases technologiques robustes (machine learning, deep learning, réseaux neuronaux) qui, grâce à l'essor du big data, offrent une puissance d'analyse inédite.

D'autre part, son application en neurologie, et plus particulièrement dans l'interprétation des électroencéphalogrammes (EEG), illustre de manière concrète son apport. L'EEG reste l'outil de référence pour l'évaluation de pathologies comme l'épilepsie, mais sa lecture exige une expertise approfondie et demeure chronophage. L'introduction de solutions telles que Neuronate+ de BioSerenity démontre qu'une IA embarquée, capable de détecter automatiquement des anomalies électroencéphalographiques, peut non seulement soulager la charge des praticiens, mais aussi améliorer la réactivité diagnostique et donc la qualité de la prise en charge.

Cependant, cette thèse a également montré que les promesses de l'IA doivent être considérées avec prudence et sens critique. Les limites techniques des modèles, leur caractère encore trop souvent opaque (« boîtes noires »), les risques de biais liés aux données, ou encore les problèmes d'intégration dans les flux cliniques soulèvent des questions majeures. À cela s'ajoutent des enjeux réglementaires et éthiques déterminants : traçabilité, responsabilité en cas d'erreur, protection des données de santé, acceptabilité par les professionnels et par les patients. Ces obstacles ne doivent pas être minimisés car ils conditionnent directement la confiance et l'adoption de ces technologies.

Sur le plan économique et organisationnel, l'IA constitue à la fois une opportunité et un défi. Si elle promet des gains en termes d'efficacité, de réduction des coûts et d'amélioration des parcours de soins, son intégration nécessite des investissements conséquents, une formation adaptée des professionnels et une réflexion sur la place de l'humain dans la décision médicale. L'IA ne doit pas être perçue comme un substitut au jugement clinique, mais comme un outil complémentaire, renforçant la pertinence et la rapidité des décisions.

L'avenir de l'IA en santé repose donc sur un équilibre délicat : continuer à développer des outils performants et cliniquement pertinents, tout en garantissant leur explicabilité, leur sécurité et leur intégration harmonieuse dans les pratiques médicales. Les perspectives futures sont nombreuses : amélioration des algorithmes grâce à l'apprentissage fédéré et

aux données multicentriques, développement d'IA explicables (XAI), élargissement des applications aux maladies rares ou complexes, mais aussi consolidation des cadres réglementaires à l'échelle européenne et internationale (MDR, AI Act).

En définitive, l'intelligence artificielle dans l'aide au diagnostic médical représente une avancée scientifique et technologique majeure, à la croisée de l'informatique, de la médecine et de l'éthique. Si ses limites actuelles doivent inciter à la vigilance, son potentiel transformateur est indéniable. En particulier, dans le domaine de la neurophysiologie et de l'analyse des EEG, elle ouvre la voie à une prise en charge plus rapide, plus équitable et plus personnalisée des patients. L'IA doit être envisagée comme une intelligence augmentée, au service du clinicien et du patient, et non comme une substitution.

Ainsi, cette thèse conclut que l'IA, loin d'être une promesse lointaine, est déjà un acteur incontournable de la médecine contemporaine. Son avenir dépendra de la capacité des chercheurs, cliniciens, décideurs et régulateurs à unir leurs efforts pour concilier innovation technologique, sécurité, éthique et bénéfices cliniques. C'est à cette condition que l'IA pourra tenir sa promesse : celle d'améliorer durablement le diagnostic médical, en particulier dans des disciplines aussi complexes et cruciales que la neurologie.

## Bibliographie

1. Mialhe, Nicolas, et Cyrus Hodes. « The Third Age of Artificial Intelligence ». *Field Actions Science Reports*. The Journal of Field Actions, no Special Issue 17 (31 décembre 2017): 6-11.
2. Morandín-Ahuerma, Fabio. « What is Artificial Intelligence? » *International Journal of Research Publication and Reviews*, 2022. <https://doi.org/10.55248/gengpi.2022.31261>.
3. Ergen, Mustafa. « What Is Artificial Intelligence? Technical Considerations and Future Perception ». *Anatolian Journal of Cardiology* 22, no Suppl 2 (octobre 2019): 5-7. <https://doi.org/10.14744/AnatolJCardiol.2019.79091>.
4. Amisha, Paras Malik. « Overview of artificial intelligence in medicine ». *Journal of Family Medicine and Primary Care* 8 (2019): 2328-31. [https://doi.org/10.4103/jfmpe.jfmpe\\_440\\_19](https://doi.org/10.4103/jfmpe.jfmpe_440_19).
5. Bartneck, Christoph, Christoph Lütge, Alan Wagner, et Sean Welsh. « What Is AI? » In *An Introduction to Ethics in Robotics and AI*, édité par Christoph Bartneck, Christoph Lütge, Alan Wagner, et Sean Welsh, 5-16. Cham: Springer International Publishing, 2021. [https://doi.org/10.1007/978-3-030-51110-4\\_2](https://doi.org/10.1007/978-3-030-51110-4_2).
6. Haenlein, Michael, et Andreas Kaplan. « A Brief History of Artificial Intelligence: On the Past, Present, and Future of Artificial Intelligence ». *California Management Review* 61, no 4 (1 août 2019): 5-14. <https://doi.org/10.1177/0008125619864925>.
7. Stahl, B. (2021). The Limitations of the Turing Test: Towards a More Comprehensive AI Evaluation. *Ethics and Information Technology*, 23(3), 293-308.
8. Liao, S. (2020). AI and Human Imitation: The Legacy of Turing's Test. *Artificial Intelligence Review*, 43(1), 12-30.
9. Bryson, J. (2020). Ethics of Artificial Intelligence and Robotics. *Stanford Encyclopedia of Philosophy*.
10. Halpern, J. (2006). The Turing Test: A Critique. *Journal of Artificial Intelligence*, 12(2), 65-75.
11. Turing, A. (1950). Computing Machinery and Intelligence. *Mind*, 59(236), 433-460.
12. Kuwaiti, Ahmed Al, Khalid Nazer, Abdullah Al-Reedy, Shaher Z. Al-Shehri, A. Al-Muhanna, A. Subbarayalu, Dhoha Al Muhanna, et Fahad A. Al-Muhanna. « A Review of the Role of Artificial Intelligence in Healthcare ». *Journal of Personalized Medicine* 13 (2023). <https://doi.org/10.3390/jpm13060951>.
13. Rich, Elaine, et Patrick Winston. « AI in Healthcare ». *International Journal of Advanced Research in Science, Communication and Technology*, 2024. <https://doi.org/10.48175/ijarsct-15285>.
14. Secinaro, Silvana, D. Calandra, A. Secinaro, V. Muthurangu, et P. Biancone. « The role of artificial intelligence in healthcare: a structured literature review ». *BMC Medical Informatics and Decision Making* 21 (2021). <https://doi.org/10.1186/s12911-021-01488-9>.
15. Lysaght, T., H. Lim, Vicki Xafis, et K. Ngiam. « AI-Assisted Decision-making in Healthcare ». *Asian Bioethics Review* 11 (2019): 299-314. <https://doi.org/10.1007/s41649-019-00096-0>.
16. Reddy, S., John Fox, et M. Purohit. « Artificial intelligence-enabled healthcare delivery ». *Journal of the Royal Society of Medicine* 112 (2018): 22-28. <https://doi.org/10.1177/0141076818815510>.
17. Castiglioni, I., L. Rundo, M. Codari, G. Di Leo, C. Salvatore, M. Interlenghi, F. Gallivanone, A. Cozzi, N. D'Amico, et F. Sardanelli. « AI applications to medical images: From machine learning to deep learning. » *Physica medica : PM : an international journal devoted to the applications of physics to medicine and biology* :

*official journal of the Italian Association of Biomedical Physics* 83 (2021): 9-24.  
<https://doi.org/10.1016/j.ejmp.2021.02.006>.

18. Willeminck, M., W. A. Koszek, Cailin Hardell, Jie Wu, D. Fleischmann, H. Harvey, L. Folio, R. Summers, D. Rubin, et M. Lungren. « Preparing Medical Imaging Data for Machine Learning. » *Radiology*, 2020. <https://doi.org/10.1148/radiol.2020192224>.
19. Wismüller, Axel, et Larry Stockmaster. « A Prospective Randomized Clinical Trial for Measuring Radiology Study Reporting Time on Artificial Intelligence-Based Detection of Intracranial Hemorrhage in Emergent Care Head CT ». arXiv, 28 février 2020. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2002.12515>.
20. Baltruschat, Ivo M., Leonhard Steinmeister, Hannes Nickisch, Axel Saalbach, Michael Grass, Gerhard Adam, Tobias Knopp, et Harald Ittrich. « Smart Chest X-ray Worklist Prioritization using Artificial Intelligence: A Clinical Workflow Simulation ». arXiv, 18 juin 2020. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2001.08625>.
21. Kotovich, Dmitry, Gilad Twig, Zeev Itsekson-Hayosh, Maximiliano Klug, Asaf Ben Simon, Gal Yaniv, Eli Konen, et al. « The impact on clinical outcomes after 1 year of implementation of an artificial intelligence solution for the detection of intracranial hemorrhage ». *International Journal of Emergency Medicine* 16, n° 1 (11 août 2023): 50. <https://doi.org/10.1186/s12245-023-00523-y>.
22. Cellina, Michaela, Maurizio Cè, Giovanni Irmici, Velio Ascenti, Elena Caloro, Lorenzo Bianchi, Giuseppe Pellegrino, Natascha D'Amico, Sergio Papa, et Gianpaolo Carrafiello. « Artificial Intelligence in Emergency Radiology: Where Are We Going? » *Diagnostics* 12, n° 12 (19 décembre 2022): 3223. <https://doi.org/10.3390/diagnostics12123223>.
23. Silva, H. E. C. E., G. N. M. Santos, A. Leite, C. R. Mesquita, Paulo Tadeu Figueiredo, C. Stefani, et N. S. de Melo. « The use of artificial intelligence tools in cancer detection compared to the traditional diagnostic imaging methods: An overview of the systematic reviews ». *PLOS ONE* 18 (2023). <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0292063>.
24. Zhou, Li-Qiang, Jia-Yu Wang, Song-Yuan Yu, Ge-Ge Wu, Qi Wei, Youbin Deng, Xingxing Wu, X. Cui, et C. Dietrich. « Artificial intelligence in medical imaging of the liver ». *World Journal of Gastroenterology* 25 (2019): 672-82. <https://doi.org/10.3748/wjg.v25.i6.672>.
25. Kiani, Amirhossein, Bora Uyumazturk, P. Rajpurkar, Alex Wang, Rebecca W. Gao, E. Jones, Yifan Yu, et al. « Impact of a deep learning assistant on the histopathologic classification of liver cancer ». *NPJ Digital Medicine* 3 (2020). <https://doi.org/10.1038/s41746-020-0232-8>.
26. Kiani, Amirhossein, Bora Uyumazturk, P. Rajpurkar, Alex Wang, Rebecca W. Gao, E. Jones, Yifan Yu, et al. « Impact of a deep learning assistant on the histopathologic classification of liver cancer ». *NPJ Digital Medicine* 3 (2020). <https://doi.org/10.1038/s41746-020-0232-8>.
27. Johnson, Kevin B., Wei-Qi Wei, D. Weeraratne, M. Frisse, K. Misulis, K. Rhee, Juan Zhao, et J. Snowdon. « Precision Medicine, AI, and the Future of Personalized Health Care ». *Clinical and Translational Science* 14 (2020): 86-93. <https://doi.org/10.1111/cts.12884>.
28. Alum, Esther Ugo, et Okechukwu Paul-Chima Ugwu. « Artificial Intelligence in Personalized Medicine: Transforming Diagnosis and Treatment ». *Discover Applied Sciences* 7, n° 3 (1 mars 2025): 193. <https://doi.org/10.1007/s42452-025-06625-x>.
29. Gifari, Muhammad Wildan, Pugud Samodro, et D. Kurniawan. « Artificial Intelligence toward Personalized Medicine ». *Pharmaceutical Sciences and Research*, 2021. <https://doi.org/10.7454/psr.v8i2.1199>.
30. Alowais, Shuroug A., Sahar S. Alghamdi, Nada Alsuhebany, Tariq Alqahtani, Abdulrahman I. Alshaya, Sumaya N. Almohareb, Atheer Aldairem, et al.

- « Revolutionizing healthcare: the role of artificial intelligence in clinical practice ». *BMC Medical Education* 23, n° 1 (22 septembre 2023): 689. <https://doi.org/10.1186/s12909-023-04698-z>.
31. Lloréns, Roberto, Enrique Noé, Carolina Colomer, et Mariano Alcañiz. « Effectiveness, Usability, and Cost-Benefit of a Virtual Reality-Based Telerehabilitation Program for Balance Recovery after Stroke: A Randomized Controlled Trial ». *Archives of Physical Medicine and Rehabilitation* 96, n° 3 (mars 2015): 418-425.e2. <https://doi.org/10.1016/j.apmr.2014.10.019>.
  32. Abedi, Ali, Tracey J. F. Colella, Maureen Pakosh, et Shehroz S. Khan. « Artificial Intelligence-Driven Virtual Rehabilitation for People Living in the Community: A Scoping Review ». *Npj Digital Medicine* 7, n° 1 (3 février 2024): 1-13. <https://doi.org/10.1038/s41746-024-00998-w>.
  33. Razzaki, Salman, Adam Baker, Yura Perov, Katherine Middleton, Janie Baxter, Daniel Mullarkey, Davinder Sangar, et al. « A comparative study of artificial intelligence and human doctors for the purpose of triage and diagnosis ». arXiv, 27 juin 2018. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1806.10698>
  34. Calabrò, Rocco Salvatore, et Sepehr Mojdehdehbaheer. « AI-Driven Telerehabilitation: Benefits and Challenges of a Transformative Healthcare Approach ». *AI* 6, n° 3 (mars 2025): 62. <https://doi.org/10.3390/ai6030062>.
  35. Chen, Zhao, Ning Liang, Haili Zhang, Huizhen Li, Yijiu Yang, Xingyu Zong, Yaxin Chen, Yanping Wang, et Nannan Shi. « Harnessing the power of clinical decision support systems: challenges and opportunities ». *Open Heart* 10 (2023). <https://doi.org/10.1136/openhrt-2023-002432>.
  36. Sutton, Reed Taylor, D. Pincock, D. Baumgart, D. Sadowski, R. Fedorak, et K. Kroeker. « An overview of clinical decision support systems: benefits, risks, and strategies for success ». *NPJ Digital Medicine* 3 (2020). <https://doi.org/10.1038/s41746-020-0221-y>.
  37. Cricelli, I., E. Marconi, et F. Lapi. « Clinical Decision Support System (CDSS) in primary care: from pragmatic use to the best approach to assess their benefit/risk profile in clinical practice ». *Current Medical Research and Opinion* 38 (2022): 827-29. <https://doi.org/10.1080/03007995.2022.2052513>
  38. Zikos, D., et N. Delellis. « CDSS-RM: a clinical decision support system reference model ». *BMC Medical Research Methodology* 18 (2018). <https://doi.org/10.1186/s12874-018-0587-6>.
  39. Bromiley, P., E. Clark, et K. Poole. « Computer-Aided Diagnostic Systems for Osteoporotic Vertebral Fracture Detection: Opportunities and Challenges ». *Journal of Bone and Mineral Research* 35 (2020): 2305-6. <https://doi.org/10.1002/jbmr.4205>.
  40. Browne, J., M. Pascual, Jorge Pérez, Sulimar Salazar, B. Valero, I. Rodríguez, Darío Cassina, J. Alcázar, S. Guerriero, et B. Graupera. « AI: Can It Make a Difference to the Predictive Value of Ultrasound Breast Biopsy? » *Diagnostics* 13 (2023).
  41. Voter, A. F., M. Larson, J. Garrett, et J. Yu. « Diagnostic Accuracy and Failure Mode Analysis of a Deep Learning Algorithm for the Detection of Cervical Spine Fractures ». *American Journal of Neuroradiology* 42 (2021): 1550-56. <https://doi.org/10.3174/ajnr.A7179>.
  42. Field, N., Aubrey Rogers, A. Boulos, J. Dalfino, et D. AlexandraR.PaulM. « Artificial Intelligence Application Expediates Surgical Team Evaluation as Part of Hemorrhagic Stroke Workflow Metrics », 2023. <https://doi.org/10.1101/2023.02.24.23286438>.
  43. Nørgaard, B., S. Gaur, T. Fairbairn, P. Douglas, J. Jensen, M. Patel, A. Ihdahid, et al. « Prognostic value of coronary computed tomography angiographic derived fractional flow reserve: a systematic review and meta-analysis ». *Heart* 108 (2021): 194-202. <https://doi.org/10.1136/heartjnl-2021-319773>.
  44. Carter, Brett W., John P. Lichtenberger, Carol C. Wu, et Reginald F. Munden.

- « Screening for Lung Cancer: Lexicon for Communicating With Health Care Providers ». *American Journal of Roentgenology* 210, n° 3 (mars 2018): 473-79. <https://doi.org/10.2214/AJR.17.18865>.
45. Marsden, Helen, Caroline Morgan, Stephanie Austin, C. Degiovanni, Marcello Venzi, Polychronis Kemos, J. Greenhalgh, Dan Mullarkey, et I. Palamaras. « Effectiveness of an image analyzing AI-based Digital Health Technology to identify Non-Melanoma Skin Cancer and other skin lesions: results of the DERM-003 study ». *Frontiers in Medicine* 10 (2023). <https://doi.org/10.3389/fmed.2023.1288521>.
46. Gomolin, Arieh, E. Netchiporouk, R. Gniadecki, et I. Litvinov. « Artificial Intelligence Applications in Dermatology: Where Do We Stand? » *Frontiers in Medicine* 7 (2020). <https://doi.org/10.3389/fmed.2020.00100>
47. Liopyris, K., S. Gregoriou, Julia Dias, et A. Stratigos. « Artificial Intelligence in Dermatology: Challenges and Perspectives ». *Dermatology and Therapy* 12 (2022): 2637-51. <https://doi.org/10.1007/s13555-022-00833-8>.
48. Daneshjou, R., Kailas Vodrahalli, Weixin Liang, R. Novoa, Melissa Jenkins, V. Rotemberg, J. Ko, et al. « Disparities in dermatology AI performance on a diverse, curated clinical image set ». *Science Advances* 8 (2021). <https://doi.org/10.1126/sciadv.abq6147>.
49. Abràmoff, M., Y. Lou, A. Erginay, Warren Clarida, R. Amelon, J. Folk, et M. Niemeijer. « Improved Automated Detection of Diabetic Retinopathy on a Publicly Available Dataset Through Integration of Deep Learning. » *Investigative ophthalmology & visual science* 57 13 (2016): 5200-5206. <https://doi.org/10.1167/iovs.16-19964>.
50. Verbraak, F., M. Abràmoff, G. Bausch, C. Klaver, G. Nijpels, R. Schlingemann, et A. A. van der Heijden. « Diagnostic Accuracy of a Device for the Automated Detection of Diabetic Retinopathy in a Primary Care Setting ». *Diabetes Care* 42 (2019): 651-56. <https://doi.org/10.2337/dc18-0148>.
51. Riotto, Eleonora, Stefan Gasser, J. Potic, Mohamed Sherif, Theodor Stappler, Reinier O. Schlingemann, Thomas Wolfensberger, et Lazaros Konstantinidis. « Accuracy of Autonomous Artificial Intelligence-Based Diabetic Retinopathy Screening in Real-Life Clinical Practice ». *Journal of Clinical Medicine* 13 (2024). <https://doi.org/10.3390/jcm13164776>.
52. Keane, P., et E. Topol. « With an eye to AI and autonomous diagnosis ». *NPJ Digital Medicine* 1 (2018). <https://doi.org/10.1038/s41746-018-0048-y>.
53. Calderone, Andrea, Desirée Latella, Mirjam Bonanno, Angelo Quartarone, Sepehr Mojdehdehbaher, A. Celesti, et R. S. Calabrò. « Towards Transforming Neurorehabilitation: The Impact of Artificial Intelligence on Diagnosis and Treatment of Neurological Disorders ». *Biomedicines* 12 (2024). <https://doi.org/10.3390/biomedicines12102415>.
54. Uyanik, Hakan, Abdulkadir Sengur, Massimo Salvi, Ruyan Tan, Jen Hong Tan, et U. Acharya. « Automated Detection of Neurological and Mental Health Disorders Using EEG Signals and Artificial Intelligence: A Systematic Review ». *Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery* 15 (2025). <https://doi.org/10.1002/widm.70002>.
55. Surianarayanan, Chellammal, J. Lawrence, P. Chelliah, E. Prakash, et C. Hewage. « Convergence of Artificial Intelligence and Neuroscience towards the Diagnosis of Neurological Disorders—A Scoping Review ». *Sensors (Basel, Switzerland)* 23 (2023). <https://doi.org/10.3390/s23063062>.
56. Biasucci, A.; Franceschiello, B.; Murray, M. M. Electroencephalography. *Current Biology* 2019, 29, 80–85. <https://doi.org/10.1016/j.cub.2018.11.052>.
57. Purdon, P.; Sampson, A.; Pavone, K. J.; Brown, E. Clinical Electroencephalography for

- Anesthesiologists: Part I Background and Basic Signatures. *Anesthesiology* **2015**, *123*. <https://doi.org/10.1097/ALN.0000000000000841>.
58. Zhang, H.; Zhou, Q.-Q.; Chen, H.; Hu, X.-Q.; Li, W.-G.; Bai, Y.; Han, J.-X.; Wang, Y.; Liang, Z.-H.; Chen, D.; Cong, F.-Y.; Yan, J.; Li, X.-L. The Applied Principles of EEG Analysis Methods in Neuroscience and Clinical Neurology. *Military Medical Research* **2023**, *10*. <https://doi.org/10.1186/s40779-023-00502-7>.
  59. Pion-Tonachini, L.; Kreutz-Delgado, K.; Makeig, S. ICLabel: An Automated Electroencephalographic Independent Component Classifier, Dataset, and Website. *NeuroImage* **2019**, *198*, 181–197. <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2019.05.026>.
  60. Koirala, N.; Adhikari, S. R.; Adhikari, M.; Yadav, T.; Anwar, A. R.; Ciolac, D.; Shrestha, B.; Adhikari, I.; Khanal, B.; Muthuraman, M. Assistive Artificial Intelligence in Epilepsy and Its Impact on Epilepsy Care in Low- and Middle-Income Countries. *Brain Sciences* **2025**, *15* (5), 481. <https://doi.org/10.3390/brainsci15050481>.
  61. Ghosh, S.; Sinha, J. K.; Ghosh, S.; Sharma, H.; Bhaskar, R.; Narayanan, K. B. A Comprehensive Review of Emerging Trends and Innovative Therapies in Epilepsy Management. *Brain Sciences* **2023**, *13* (9), 1305. <https://doi.org/10.3390/brainsci13091305>.
  62. Milne-Ives, M.; Brownson-Smith, R.; Ananthakrishnan, A.; Wang, Y.; Cong, C.; Winston, G. P.; Meinert, E. The Use of AI in Epilepsy and Its Applications for People with Intellectual Disabilities: Commentary. *Acta Epileptologica* **2025**, *7* (1). <https://doi.org/10.1186/s42494-025-00205-7>.
  63. Cendes, F.; McDonald, C. R. Artificial Intelligence Applications in the Imaging of Epilepsy and Its Comorbidities: Present and Future. *Epilepsy Curr* **2022**, *22* (2), 91–96. <https://doi.org/10.1177/15357597211068600>.
  64. Vrahatis, A. G.; Skolariki, K.; Krokidis, M. G.; Lazaros, K.; Exarchos, T.; Vlamos. Revolutionizing the Early Detection of Alzheimer’s Disease through Non-Invasive Biomarkers: The Role of Artificial Intelligence and Deep Learning. *Sensors (Basel, Switzerland)* **2023**, *23*. <https://doi.org/10.3390/s23094184>.
  65. Vimbi, V.; Shaffi, N.; Mahmud, M. Interpreting Artificial Intelligence Models: A Systematic Review on the Application of LIME and SHAP in Alzheimer’s Disease Detection. *Brain Informatics* **2024**, *11*. <https://doi.org/10.1186/s40708-024-00222-1>
  66. Shen, M.; Mortezaagha, P.; Rahgozar, A. Explainable Artificial Intelligence to Diagnose Early Parkinson’s Disease via Voice Analysis. *Scientific Reports* **2024**, *15*. <https://doi.org/10.1101/2024.09.29.24314580>.
  67. Paul, S.; Maindarkar, M.; Saxena, S.; Saba, L.; Turk, M.; Kalra, M.; Krishnan, P. R.; Suri, J. Bias Investigation in Artificial Intelligence Systems for Early Detection of Parkinson’s Disease: A Narrative Review. *Diagnostics* **2022**, *12*. <https://doi.org/10.3390/diagnostics12010166>
  68. Wolff, J.; Pauling, J.; Keck, A.; Baumbach, J. The Economic Impact of Artificial Intelligence in Health Care: Systematic Review. *Journal of Medical Internet Research* **2020**, *22*. <https://doi.org/10.2196/16866>.
  69. Bhagat, M. I. A.; Wankhede, M. K. G.; Kopawar, M. N. A.; Sananse, P. D. A. Artificial Intelligence in Healthcare : A Review. *International Journal of Scientific Research in Science, Engineering and Technology* **2024**. <https://doi.org/10.32628/ijrsrset24114107>.
  70. Ravindran, V. Artificial Intelligence in Healthcare. *Indian Journal of Continuing Nursing Education* **2023**, *24*, 103–103. <https://doi.org/10.52131/pjhss.2023.1102.0443>.
  71. Jiao, W.; Zhang, X.; D’Souza, F. The Economic Value and Clinical Impact of Artificial Intelligence in Healthcare: A Scoping Literature Review. *IEEE Access* **2023**, *11*, 123445–123457. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3327905>.
  72. Alnasser, B. The Economic Impact of Artificial Intelligence on Healthcare: A Literature Review. *E-Health Telecommunication Systems and Networks* **2023**.

- <https://doi.org/10.4236/etsn.2023.123003>.
73. Shen, M.; Mortezaagha, P.; Rahgozar, A. Explainable Artificial Intelligence to Diagnose Early Parkinson's Disease via Voice Analysis. *Scientific Reports* **2024**, *15*. <https://doi.org/10.1101/2024.09.29.24314580>.
  74. Paul, S.; Maindarkar, M.; Saxena, S.; Saba, L.; Turk, M.; Kalra, M.; Krishnan, P. R.; Suri, J. Bias Investigation in Artificial Intelligence Systems for Early Detection of Parkinson's Disease: A Narrative Review. *Diagnostics* **2022**, *12*. <https://doi.org/10.3390/diagnostics12010166>.
  75. Evans, H.; Snead, D. R. J. Why Do Errors Arise in Artificial Intelligence Diagnostic Tools in Histopathology and How Can We Minimize Them? *Histopathology* **2023**, *84*. <https://doi.org/10.1111/his.15071>.
  76. Cestonaro, C.; Delicati, A.; Marcante, B.; Caenazzo, L.; Tozzo, P. Defining Medical Liability When Artificial Intelligence Is Applied on Diagnostic Algorithms: A Systematic Review. *Frontiers in Medicine* **2023**, *10*. <https://doi.org/10.3389/fmed.2023.1305756>
  77. Qiu, J.; Li, L.; Sun, J.; Peng, J.; Shi, P.; Zhang, R.; Dong, Y.; Lam, K.; Lo, F. P.; Xiao, B.; Yuan, W.; Xu, D.; Lo, B. P. L. Large AI Models in Health Informatics: Applications, Challenges, and the Future. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics* **2023**, *27*, 6074–6087. <https://doi.org/10.1109/JBHI.2023.3316750>.
  78. Naqvi, S. G.; Nasir, T.; Azam, H.; Zafar, L. Artificial Intelligence in Healthcare. *Pak. J. Humanit. Soc. Sci* **2023**, *11* (2). <https://doi.org/10.52131/pjhss.2023.1102.0443>.
  79. Alnasser, B. A Review of Literature on the Economic Implications of Implementing Artificial Intelligence in Healthcare. *ETSN* **2023**, *12* (03), 35–48. <https://doi.org/10.4236/etsn.2023.123003>.
  80. Jiao, W.; Zhang, X.; D'Souza, F. The Economic Value and Clinical Impact of Artificial Intelligence in Healthcare: A Scoping Literature Review. *IEEE Access* **2023**, *11*, 123445–123457. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3327905>.
  81. Esmailzadeh, P. Use of AI-Based Tools for Healthcare Purposes: A Survey Study from Consumers' Perspectives. *BMC Medical Informatics and Decision Making* **2020**, *20*. <https://doi.org/10.1186/s12911-020-01191-1>.
  82. Mennella, C.; Maniscalco, U.; Pietro, G. D.; Esposito, M. Ethical and Regulatory Challenges of AI Technologies in Healthcare: A Narrative Review. *Heliyon* **2024**, *10*. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e26297>.
  83. La loi sur l'intelligence artificielle Explorer | EU Artificial Intelligence Act. <https://artificialintelligenceact.eu/fr/ai-act-explorer/> (accessed 2025-09-02).
  84. Gerke, S.; Minssen, T.; Cohen, G. Ethical and Legal Challenges of Artificial Intelligence-Driven Healthcare. *Artificial Intelligence in Healthcare* **2020**, 295–336. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3570129>.
  85. Boudershem, R. Shaping the Future of AI in Healthcare through Ethics and Governance. *Humanities and Social Sciences Communications* **2024**, *11*, 1–12. <https://doi.org/10.1057/s41599-024-02894-w>.
  86. Zhang, J.; Zhang, Z.-M. Ethics and Governance of Trustworthy Medical Artificial Intelligence. *BMC Medical Informatics and Decision Making* **2023**, *23*. <https://doi.org/10.1186/s12911-023-02103-9>
  87. Williamson, S. M.; Prybutok, V. R. Balancing Privacy and Progress: A Review of Privacy Challenges, Systemic Oversight, and Patient Perceptions in AI-Driven Healthcare. *Applied Sciences* **2024**. <https://doi.org/10.3390/app14020675>.
  88. Lysaght, T.; Lim, H.; Xafis, V.; Ngiam, K. AI-Assisted Decision-Making in Healthcare. *Asian Bioethics Review* **2019**, *11*, 299–314. <https://doi.org/10.1007/s41649-019-00096-0>.
  89. *Développement des systèmes d'IA : les recommandations de la CNIL pour respecter le*

*RGPD*. <https://www.cnil.fr/fr/developpement-des-systemes-dia-les-recommandations-de-la-cnil-pour-respecter-le-rgpd> (accessed 2025-09-02).

90. Cestonaro, C.; Delicati, A.; Marcante, B.; Caenazzo, L.; Tozzo, P. Defining Medical Liability When Artificial Intelligence Is Applied on Diagnostic Algorithms: A Systematic Review. *Frontiers in Medicine* **2023**, *10*. <https://doi.org/10.3389/fmed.2023.1305756>.
91. Prakash, S.; Balaji, J. N.; Joshi, A.; Surapaneni, K. M. Ethical Conundrums in the Application of Artificial Intelligence (AI) in Healthcare—A Scoping Review of Reviews. *Journal of Personalized Medicine* **2022**, *12*. <https://doi.org/10.3390/jpm12111914>.
92. Udegbe, F. C.; Ebulue, O. R.; Ebulue, C. C.; Ekesiobi, C. S. THE ROLE OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN HEALTHCARE: A SYSTEMATIC REVIEW OF APPLICATIONS AND CHALLENGES. *International Medical Science Research Journal* **2024**. <https://doi.org/10.51594/imsrj.v4i4.1052>.
93. Janiesch, C.; Zschech, P.; Heinrich, K. Machine Learning and Deep Learning. *Electronic Markets* **2021**, *31*, 685–695. <https://doi.org/10.1007/s12525-021-00475-2>.
94. Emmert-Streib, F.; Yang, Z.; Feng, H.; Tripathi, S.; Dehmer, M. An Introductory Review of Deep Learning for Prediction Models With Big Data. *Frontiers in Artificial Intelligence* **2020**, *3*. <https://doi.org/10.3389/frai.2020.00004>.
95. Shrestha, A.; Mahmood, A. Review of Deep Learning Algorithms and Architectures. *IEEE Access* **2019**, *7*, 53040–53065. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2912200>.
96. Bartlett, P.; Montanari, A.; Rakhlin, A. Deep Learning: A Statistical Viewpoint. *Acta Numerica* **2021**, *30*, 87–201. <https://doi.org/10.1017/S0962492921000027>.
97. Ahmed, S.; Alam, M. S. B.; Hassan, M.; Rozbu, M. R.; Ishtiak, T.; Rafa, N.; Mofijur, M.; Ali, A. B. M. S.; Gandomi, A. H. Deep Learning Modelling Techniques: Current Progress, Applications, Advantages, and Challenges. *Artificial Intelligence Review* **2023**, *56*, 13521–13617. <https://doi.org/10.1007/s10462-023-10466-8>.
98. Tavanaei, A.; Ghodrati, M.; Kheradpisheh, S. R.; Masquelier, T.; Maida, A. Deep Learning in Spiking Neural Networks. *Neural networks: the official journal of the International Neural Network Society* **2018**, *111*, 47–63. <https://doi.org/10.1016/j.neunet.2018.12.002>.
99. Chai, X.; Gu, H.; Li, F.; Duan, H.; Hu, X.; Lin, K. Deep Learning for Irregularly and Regularly Missing Data Reconstruction. *Scientific Reports* **2020**, *10*. <https://doi.org/10.1038/s41598-020-59801-x>.
100. Rim, B.; Sung, N.-J.; Min, S.; Hong, M. Deep Learning in Physiological Signal Data: A Survey. *Sensors (Basel, Switzerland)* **2020**, *20*. <https://doi.org/10.3390/s20040969>.
101. Alzubaidi, L.; Bai, J.; Al-Sabaawi, A.; Santamaría, J. I.; Albahri, A.; Al-dabbagh, B. S.; Fadhel, M.; Manoufali, M.; Zhang, J.; Al-timemy, A. H.; Duan, Y.; Abdullah, A.; Farhan, L.; Lu, Y.; Gupta, A.; Albu, F.; Abbosh, A.; Gu, Y. A Survey on Deep Learning Tools Dealing with Data Scarcity: Definitions, Challenges, Solutions, Tips, and Applications. *Journal of Big Data* **2023**, *10*, 1–82. <https://doi.org/10.1186/s40537-023-00727-2>.
102. Shorten, C.; Khoshgoftaar, T. A Survey on Image Data Augmentation for Deep Learning. *Journal of Big Data* **2019**, *6*, 1–48. <https://doi.org/10.1186/s40537-019-0197-0>.
103. Tran, N.-T.; Tran, V.-H.; Nguyen, N.-B.; Nguyen, T.-K.; Cheung, N.-M. On Data Augmentation for GAN Training. *IEEE Transactions on Image Processing* **2020**, *30*, 1882–1897. <https://doi.org/10.1109/TIP.2021.3049346>.
104. Ali, S.; Abuhmed, T.; El-Sappagh, S.; Muhammad, K.; Alonso-Moral, J.; Confalonieri, R.; Guidotti, R.; Ser, J.; Díaz-Rodríguez, N.; Herrera, F. Explainable

- Artificial Intelligence (XAI): What We Know and What Is Left to Attain Trustworthy Artificial Intelligence. *Inf. Fusion* **2023**, 99. <https://doi.org/10.1016/j.inffus.2023.101805>.
105. Bruijn, H.; Warnier, M.; Janssen, M. The Perils and Pitfalls of Explainable AI: Strategies for Explaining Algorithmic Decision-Making. *Gov. Inf. Q.* **2021**, 39. <https://doi.org/10.1016/j.giq.2021.101666>.
  106. Hanley JA, McNeil BJ. The meaning and use of the area under a receiver operating characteristic (ROC) curve. *Radiology.* 1982;143(1):29-36.
  107. Altman DG, Bland JM. Diagnostic tests 1: sensitivity and specificity. *BMJ.* 1994;308:1552
  108. Altman DG, Bland JM. Diagnostic tests 2: predictive values. *BMJ.* 1994;309:102.
  109. [109] FDA. Statistical Guidance on Reporting Results from Studies Evaluating Diagnostic Tests. 2007. Disponible : [FDA guidance PDF](#).
  110. FDA. Establishing Performance Characteristics of In Vitro Diagnostic Devices. 2023. Disponible : [FDA guidance](#).
  111. Saito T, Rehmsmeier M. The precision-recall plot is more informative than the ROC plot when evaluating binary classifiers on imbalanced datasets. *PLoS One.* 2015;10(3):e0118432.

**Université de Lille**  
**UFR3S-Pharmacie**  
**DIPLOME D'ETAT DE DOCTEUR EN PHARMACIE**

**Année Universitaire 2024/2025**

**Nom : MALEK**

**Prénom : Ahmed Abderaouf**

**Titre de la thèse :**

**L'intelligence artificielle dans l'aide au diagnostic médical : Enjeux actuels et avenir, avec un focus sur l'aide à la lecture des Electro-Encéphalogramme (EEG).**

**Mots-clés :**

**Intelligence artificielle, Diagnostic médical, EEG, Épilepsie, Deep learning, Machine learning, Neuronate+, BioSerenity, CDSS, Big Data, AI Act, SaMD**

**Résumé :**

**Cette thèse analyse le rôle de l'intelligence artificielle (IA) dans l'aide au diagnostic médical, avec un focus sur la lecture des électroencéphalogrammes (EEG). La première partie présente les fondements de l'IA (ML/DL), les méthodes d'entraînement et d'évaluation (AUC, sensibilité, spécificité), et les principales applications cliniques (imagerie, médecine personnalisée, CDSS, télémédecine). La deuxième partie détaille les apports de l'IA en neurologie : détection et prédiction des événements épileptiques, identification des zones épileptogènes, contribution au diagnostic précoce non invasif d'Alzheimer et à la prédiction de la maladie de Parkinson. Un cas concret est étudié : le système Neuronate+ (BioSerenity), dispositif EEG mobile et connecté, certifié CE et autorisé par la FDA, intégrant des outils algorithmiques (Spike & Seizure) pour assister l'interprétation. Enfin, la troisième partie discute les enjeux économiques et de santé publique, les limites techniques (données hétérogènes, boîtes noires, biais d'automatisation), et le cadre réglementaire (MDR 2017/745, AI Act, SaMD, RGPD). L'IA apparaît comme un partenaire du clinicien, à condition d'assurer qualité des données, transparence et responsabilité partagée.**

**Membres du jury :**

**Président : Bertrand Decaudin, Pharmacien Professeur des Universités, Praticien Hospitalier, Université de Lille.**

**Assesseur(s) :**

- Aude Gourgues, Responsable des Affaires réglementaires et cliniques, BioSerenity ;**
- Morgane Masse, Maître de conférences – Praticien Hospitalier, Université de Lille ;**
- Claire Pinçon, Professeure de Biomathématiques, Université de Lille.**

**Membre(s) extérieur(s) : Aude Gourgues, Responsable des Affaires réglementaires et cliniques, BioSerenity**