

Faculté de santé publique

Comment l'utilisation de l'intelligence artificielle lors de l'analyse de données d'imagerie par résonance magnétique fonctionnelle pourrait-elle faciliter le diagnostic du trouble du spectre autistique ?

Mémoire réalisé par

Elise Vermaut

Promoteur·rice(s)

Pietro Coletti

Année académique 2024-2025

Master en sciences de la santé publique, finalité spécialisée

Université catholique de Louvain Faculté de Santé Publique

**Comment l'utilisation de l'intelligence artificielle lors de
l'analyse de données d'imagerie par résonance magnétique
fonctionnelle pourrait-elle faciliter le diagnostic du trouble
du spectre autistique ?**

Mémoire réalisé par
Elise Vermaut

Promoteur·rice(s)
Pietro Coletti

Année académique 2024-2025

Master en sciences de la santé publique, finalité spécialisée

Je tiens à remercier toutes les personnes qui m'ont aidé à réaliser ce mémoire. En premier lieu je tiens à remercier mon promoteur qui m'a guidé tout le long.

Ensuite je voudrais également remercier mes parents et ma sœur qui ont passé leurs soirées à relire ce mémoire afin qu'il soit parfait.

Pour terminer je voudrais également remercier mes amies, mon copain et mes colocataires qui m'ont entendu parler de ce mémoire durant toute l'année et m'ont soutenu pendant tout ce processus d'écriture.

Je déclare sur l'honneur que ce mémoire a été écrit de ma plume, sans avoir sollicité d'aide extérieure illicite, qu'il n'est pas la reprise d'un travail présenté dans une autre institution pour évaluation, et qu'il n'a jamais été publié, en tout ou en partie.

Toutes les informations (idées, phrases, graphes, cartes, tableaux, ...) empruntées ou faisant référence à des sources primaires ou secondaires sont référencées adéquatement selon la méthode universitaire en vigueur. Je déclare avoir pris connaissance et adhérer au Code de déontologie pour les étudiant-e-s en matière d'emprunts, de citations et d'exploitation de sources diverses et savoir que le plagiat constitue une faute grave sanctionnée par l'Université Catholique de Louvain.

Table des matières

.....	1
Table des matières	8
Liste des abréviations.....	10
Introduction	11
1. Cadre théorique.....	13
1.1. Le trouble du spectre autistique	13
1.2. Le diagnostic du trouble du spectre autistique	15
1.2.1. Dépistage	15
1.2.2. Le diagnostic	16
2. Cadre conceptuel.....	17
2.1. Outils d'observations « gold standard »	17
2.1.1. L'ADI-R	17
2.1.2. L'ADOS-2.....	18
2.1.3. Combinaison de l'ADI-R et de l'ADOS.....	18
2.2. Imagerie par résonance magnétique fonctionnelle.....	19
2.2.1. Les différentes catégories d'imagerie à résonance magnétique fonctionnelle	19
2.2.2. Comment diagnostiquer l'autisme avec l'IRMf.....	20
a) Développement atypique.....	20
b) Altération des interactions sociales	20
c) Comportements répétitifs.....	21
2.3. L'Intelligence artificielle.....	21
2.3.1. Le Deep Learning	22
2.3.2. L'utilisation de l'intelligence artificielle dans la prise de données IRMf.....	22
a) Récolte des données	22
b) Prétraitement.....	23
c) Extraction des caractéristiques.....	23
d) Classification.....	24
e) Validation	24
5.2. Indicateurs pour évaluer l'IA comparés au diagnostic habituel	25
2.3.3. Sensibilité.....	26

2.3.4.	Spécificité.....	26
2.3.5.	Courbe de ROC et AUC.....	27
2.3.6.	Les valeurs prédictives	28
2.3.7.	Indicateurs du « gold standard »	28
3.	Méthode.....	32
3.1.	Les critères d'inclusion et d'exclusion	34
4.	Résultats.....	35
4.1.	Description des résultats	38
4.1.1.	Comparaison de la sensibilité et spécificité.....	38
4.1.2.	Comparaison de la VPP et VPN	40
4.1.3.	Comparaison des courbes de ROC	41
4.1.4.	Analyse du Gold Standard	46
5.	Discussion	49
5.1.	Utilisation de la technique de l'intelligence artificielle dans le monde hospitalier	49
5.1.1.	Implémentation de l'intelligence artificielle dans les hôpitaux.....	49
5.1.2.	L'utilisation de l'IRM pour les patients atteints du trouble du spectre autistique.....	51
5.1.3.	Les limites bioéthiques de l'intelligence artificielle et la déclaration de Montréal	52
5.2.	Limites de ce mémoire	54
	Conclusion	55
	Bibliographie.....	57
1.	Articles de revues et monographies.....	57
2.	Sites internet et références en ligne	68

Liste des abréviations

ABIDE : autism Brain Imaging Data Exchange

ADI-R : autism diagnostic interview revised

ADOS : autism diagnostic observation schedule

ANN : artificial neural network

AUC: area under the curve

BOLD : blood oxygen level depend

CNN : réseau de neurones convolutifs

DSM-V : American Psychiatric association

FN : faux négatif

FP : faux positif

IA : intelligence artificielle

IRMf : imagerie de résonance magnétique fonctionnelle

NADAR : national data base for autism research

PCP : preprocessed connectome project

ROC : receiver operating characteristic

ROI : région d'intérêt du cerveau étudié

Rs-fMRI : resting state fMRI

Se : sensibilité

Sp : spécificité

SVM : machine à vecteur de support

T-fMRI : task-based fMRI

TSA : trouble du spectre autistique

VN : vrai négatif

VP : vrai positif

VPN : valeur prédictive négative

VPP : valeur prédictive positive

Introduction

Le trouble du spectre autistique (TSA) est un trouble neurodéveloppemental qui a une prévalence mondiale d'environ 1% selon l'Organisation Mondiale de la Santé. Le diagnostic de celui-ci prend du temps. Généralement détectable à partir de 2 ans, il n'est souvent diagnostiqué pas avant la 6ème année de vie (Baghdadli et al., 2006). Cela peut donc être long avant d'avoir une prise en charge thérapeutique adaptée qui améliore la qualité de vie. Le diagnostic est réalisé grâce à des observations des professionnels de la santé. Cependant, il est possible de voir les caractéristiques de l'autisme dans les images des IRM. L'utilisation de l'IA va permettre de collecter les données avec des variables dépendantes (absence ou présence de traits autistiques) et indépendantes (données des extraits des IRMf) afin de pouvoir classer les tests en 2 catégories : personne atteinte de trouble autistique et personne sans trouble autistique.

Historiquement, l'intelligence artificielle a été introduite par Alan Turing en 1950, et définie par John McCarty comme « *la science et l'ingénierie de la fabrication de machines intelligentes* » (Amisha et al., 2019). Elle va commencer à être considérée comme intéressante dans les années 80. Au jour d'aujourd'hui, les parties les plus développées et utilisées de l'intelligence artificielle sont le *deep learning* et le *machine learning* (Amisha et al., 2019).

L'objectif de cette revue systématique, fondée par la méthode PRISMA, est de comparer les différentes études réalisées sur ce sujet, afin de voir si l'IA peut optimiser le diagnostic du trouble du spectre autistique. Pour ce faire, une comparaison du diagnostic habituel du trouble du spectre autistique avec un diagnostic avec l'intelligence artificielle a été réalisée. Une sélection rigoureuse de 12 articles scientifiques, par des auteurs légitimes, a été réalisée. Chaque étude a été analysée afin d'avoir des données comparatives sur le sujet. À la suite de cela, nous pourrions voir si la méthode diagnostique avec l'intelligence artificielle permet une contribution médicale avec une plus-value, comparée au modèle dit de « habituel ». Il sera également possible de déterminer l'implication que cela peut avoir dans le monde de la santé publique. Au-delà des performances techniques, l'intégration de l'IA dans le monde de la santé pose plusieurs questions éthiques et organisationnelles. Par exemple, nous pouvons nous poser la question de la protection de nos données, ou encore de la certitude des données générées par l'intelligence artificielle.

Suite à tous ces questionnements, la question de recherche suivante est sortie : comment l'utilisation de l'intelligence artificielle lors de l'analyse de données d'imagerie par résonance magnétique fonctionnelle pourrait-elle faciliter le diagnostic de l'autisme ?

1. Cadre théorique

1.1. Le trouble du spectre autistique

Le trouble du spectre autistique est un trouble neurodéveloppemental, c'est-à-dire qu'il commence durant la période du développement. Il est caractérisé par des altérations précoces et durables de l'acquisition de compétences. Ils peuvent altérer les fonctions cognitives comme le langage. Ces troubles englobent les atteintes du développement de la communication, du développement intellectuel ainsi que de l'attention et du développement cognitif (Chabane & Peter, 2023).

La notion d'autisme est complexe car, il s'agit d'un spectre. En effet, le terme « spectre » vient de la multitude de forme d'autisme qui existe. La notion d'« autisme » n'est donc plus utilisée telle quelle depuis une décennie. Le nouveau terme regroupe plusieurs catégories comme : le syndrome d'Asperger, le trouble désintégratif de l'enfance et le trouble envahissant du développement non spécifié.

Selon le DSM-5, il existe deux critères prédominants au diagnostic du trouble du spectre autistique :

- 1) « Déficits persistants de la communication et des interactions sociales observés dans des contextes variés » (Crocq & Guelfi, 2015),
 - Déficit de la réciprocité sociale et/ou émotionnelle
 - Déficit dans la communication non verbale
 - Déficit du maintien et de la compréhension des relations
- 2) « Caractères restreints et répétitifs des comportements, des intérêts ou des activités, comme en témoignent au moins deux des éléments suivants ; soit au cours de la période actuelle, soit dans les antécédents » (Crocq & Guelfi, 2015).
 - L'intolérance au changement
 - Caractère répétitif des mouvements
 - Intérêt pour des objets, des préoccupations de manière extrême
 - Hyper/hypo réactivité aux stimulants sensoriels

De plus, il est nécessaire que les symptômes soient présents dès le développement. Les symptômes doivent entraîner un impact cliniquement significatif sur le fonctionnement de la

personne, que ce soit dans la vie sociale, à l'école, au travail ou dans d'autres domaines importants : ces troubles ne doivent pas être expliqués par une déficience intellectuelle.

Il existe plusieurs caractéristiques différentes au diagnostic en fonction des symptômes et du degré de sévérité. De plus, ces caractéristiques peuvent se manifester différemment chez chaque personne, avec une sévérité différente dans des moments de vie qui peuvent varier (Chabane & Peter, 2023). Il est donc difficile de faire une catégorisation rigide binaire de « personne atteinte d'autisme » et « personne non atteinte d'autisme ». Il y a un éventail de possibilité d'atteinte. En fonction du genre, de l'âge et de la sévérité, les symptômes apparaissent de façon continue selon une gravité différente. Selon la société canadienne de pédiatrie, on peut classer l'autisme selon 3 niveaux :

Tableau 1 : tableau de classification des différents niveaux de gravité de l'autisme

Niveau 1 : autisme léger, avec un soutien minimal	Il peut être difficile à diagnostiquer car, les symptômes peuvent être plus discrets et moins facilement identifiables. Par ailleurs, ils peuvent généralement communiquer, mais ils ont des difficultés dans les situations sociales. Ils peuvent parfois passer pour des personnes neurotypiques. Ils ont souvent une intelligence élevée et peuvent avoir comme diagnostic le syndrome d'Asperger.
Niveau 2 : autisme modéré, avec une aide partielle	C'est un entre deux des deux niveaux. Peuvent être dans l'incapacité de communiquer avec d'autres. Les comportements répétitifs ainsi que les difficultés de s'adapter au changement deviennent évidents. Il est compliqué d'initier des relations.
Niveau 3 : autisme sévère, avec une aide importante	La communication peut être totalement impactée, c'est-à-dire qu'ils peuvent être dans l'incapacité de communiquer de manière verbale ainsi que de manière non verbale. Les comportements restent inflexibles. Au vu de leur difficulté, ils peuvent avoir besoin d'un adulte ou d'une personne de soutien dans la réalisation de routines quotidiennes.

Ces catégories sont des continuums. il est difficile de classer une personne dans un de ces niveaux mais, c'est pour permettre de montrer la difficulté d'un diagnostic vu l'étendue de symptômes. Les recommandations de la haute autorité de santé ainsi que du *National Institute for Health and Care Excellence* sont de diagnostiquer ce trouble afin de pouvoir réaliser un accompagnement le plus tôt possible. Il est important de mettre en place un accompagnement adapté afin de pouvoir guider les enfants et les parents vers une prise en charge adaptée comme il est recommandé dans *evidence based practices* (Chabane & Peter, 2023). Les recommandations d'interventions, ou plus communément appelées le NDBI « *Naturalistic Developmental Behavioral Intervention* » sont importantes à réaliser dès le plus jeune âge (Schreibman et al., 2015). Dans l'étude de Haglund & al (2021), ils expliquent que le NDBI permet une amélioration dans leur comportement émotionnel et de langage quand le diagnostic est posé dès leur plus jeune âge.

1.2. Le diagnostic du trouble du spectre autistique

Le diagnostic de l'autisme se réalise de manière pluridisciplinaire. C'est un processus assez long qui varie en fonction de chaque cas, de la gravité, de la disponibilité du personnel médical ainsi que de la compréhension des parents. La confirmation diagnostique peut se faire assez tard dans une vie, ce qui peut impacter la prise en charge. La méthode diagnostique ainsi que les recommandations, voudraient que la prise en charge diagnostique se passe de manière assez catégorique :

1.2.1. Dépistage

Le dépistage est réalisé par le pédiatre ou autre professionnel de la santé. C'est la première étape au diagnostic. Celui-ci doit pouvoir voir les différents signes du TSA en observant et en ayant une discussion avec les parents. Du côté des parents, ils existent des *check-lists* comme « le CHAT » c'est-à-dire le *checklist for autism in toddlers* qui pourraient permettre aux parents de remarquer certains signes afin de pouvoir rediriger les parents vers ceux-ci. Cependant, cela reste encore très abstrait et n'est pas encore validé totalement par les professionnels. (Baghdadli et al., 2006). Ou encore le « ITC » c'est-à-dire le *infant-toddler-checklist*. (Bolduc & Poirier, 2017). Ces signaux d'alerte sont ceux présentés plus haut dans le DSM-V (Crocq & Guelfi, 2015).

1.2.2. Le diagnostic

Cette partie est réalisée en pluridisciplinarité avec les professionnels de soins qui ont une formation spécifique dans la prise en charge des patients TSA. Ils vont venir chercher les différents troubles du développement présent chez la personne. Ils vont venir examiner le langage, la communication et les développements psychomoteurs avec, de manière générale, des tests comme l'ADI-R et l'ADOS (cfr chapitre 2.1). L'observation des parents et des professionnels est la partie qui met le plus de temps. Il est également possible de réaliser des tests supplémentaires comme des EEG ou des tests génétiques (Baghdadli et al., 2006).

2. Cadre conceptuel

2.1. Outils d'observations « gold standard »

Malgré les difficultés diagnostiques, il existe tout de même des techniques afin de pouvoir diagnostiquer le trouble du spectre autistique. Le gold standard utilisé est souvent des observations du comportement c'est-à-dire avec des outils standardisés tels que l'ADOS « *autism diagnostic observation schedule* » et ou encore le test de l'ADI-R « *autism diagnostic interview-revised* » (Haweel & al., 2021).

Le diagnostic se fait en pluridisciplinarité avec des psychologues, des pédiatres, et des psychiatres et permet de voir tous les aspects grâce à, notamment, des entrevues et des tests. Des tests génétiques peuvent également être utilisés. Cela permet une prise en compte de tous les aspects tels que le comportement, le langage, la communication et la compétence sociale. Cela prend beaucoup de temps avant d'avoir un diagnostic précis, cela peut aller parfois jusqu'à 4 ans de questionnement (Baghdadli et al., 2006).

2.1.1. L'ADI-R

L'outil de l'ADI-R correspond à une interview semi-structurée de 93 questions réalisée avec les parents ou un proche. Ces questions abordent plusieurs sujets comme la façon de jouer, la communication, les différents antécédents familiaux et les comportements stéréotypés. Il a été créé en collaboration avec le DSM-V¹. L'entretien permet aussi de voir l'évolution du développement autistique depuis l'enfance. Il peut être réalisé chez les enfants avec un minimum de 18 mois d'âge mental et un maximum de 3 ans. Cela permet de savoir quels traits autistiques sont présents et à partir de quel moment ils ont commencé (Frigaux et al., 2019a). Vers 18 mois, cela va permettre de voir s'il y a un retard de langage, un retard d'association de mot ou encore de babillage. Avant 2 ans, il est possible de voir les difficultés d'accrochage visuel, ou encore le retard de langage (Baghdadli et al., 2006). Cet outil date de 1989, il a été réalisé par Le Couteur pour ensuite être revisité en 2003. C'est donc un outil qui a déjà quelques années et qui a fait ses preuves durant celles-ci. Il existe également une version en français de l'ADI-R (Bolduc & Poirier, 2017).

¹ American psychiatric association : livre qui contient le classement des différents troubles mentaux

Il y a plusieurs limites à ce test, comme par exemple le fait que les parents puissent être un biais. De ce fait, Ils peuvent minimiser comme exagérer les symptômes de leurs enfants. Il y a également un biais de mémoire, il n'est pas possible de retenir tous les détails surtout si l'enfant a déjà un âge avancé. Il y a donc un meilleur résultat de ce test chez les jeunes enfants. Cependant, s'il est utilisé chez les enfants d'un âge de développement inférieur à 1 an et demi, il peut y avoir une augmentation des faux positifs (Frigaux et al., 2019b). De plus, ce test est rarement réalisé seul, il se fait en complémentarité de l'ADOS.

2.1.2. L'ADOS-2

L'ADOS est une échelle d'observation qui se fait de manière structurée. Ces observations vont être divisées en plusieurs activités visant à faire ressortir les différents comportements. Il devra, par exemple, créer des scénarios, jouer avec certains jeux, etc. Ces tests sont divisés en 5 modules en fonction de l'âge et du niveau de langage (Bolduc & Poirier, 2017). Plus un enfant est jeune et ne parle pas beaucoup, plus le module utilisé sera bas. Pour les adultes et les adolescents, c'est le module 4 qui sera utilisé. Le choix du module est donc celui qui est le plus approprié en fonction de l'âge (Hurwitz & Yirmiya, 2014). Ce test est assez rapide et il dure plus ou moins 40 minutes.

Il existe plusieurs limites à ce test. L'une des plus présentes est qu'il demande une formation assez longue des cliniciens donnant le test. De plus, il est difficile de différencier les personnes qui ont un retard mental et pas forcément de l'autisme. Le module pour les jeunes enfants a tendance à surdiagnostiquer, il est donc nécessaire de lire les résultats avec une certaine prudence (Frigaux et al., 2019b).

2.1.3. Combinaison de l'ADI-R et de l'ADOS

Les tests ADI-R et ADOS sont deux tests complémentaires, ils sont souvent utilisés ensemble afin de donner un meilleur diagnostic. Ils permettent d'observer les comportements en adéquation avec les différentes observations du comportement. C'est également la combinaison de test, qui est actuellement recommandée par les professionnels de la santé (Bolduc & Poirier, 2017). Le fait d'avoir le point de vue des parents ainsi qu'un test mené par le professionnel de santé permet de supprimer le biais de la subjectivité des parents et inversement.

Cependant, le risque est que le diagnostic ne prenne pas en compte suffisamment la notion de spectre due aux questionnaires assez stéréotypés. Il risque de ne pas être très efficace pour l'autisme léger. De plus, cela risque d'apporter également un diagnostic biaisé pour les pathologies qui se rapprochent le plus de l'autisme. Il est également important de souligner que se limiter à un score peut être réducteur. Il est donc utile de ne pas seulement utiliser cet outil comme seul critère diagnostique. Il est important d'associer les résultats obtenus avec un jugement clinique rigoureux de la part de différents professionnels de la santé (Frigaux et al., 2019b).

2.2. Imagerie par résonance magnétique fonctionnelle

2.2.1. Les différentes catégories d'imagerie à résonance magnétique fonctionnelle

L'imagerie de résonance magnétique fonctionnelle correspond à la fusion d'image de résonance d'IRM et de l'activité cérébrale. Cette technique est arrivée dans les années 90 et a révolutionné la neuroscience. Celle-ci va permettre d'avoir une image détaillée du cerveau autistique grâce au changement dans la fluctuation sanguine. Cela va permettre de voir les parties du cerveau qui sont en activités lors de différentes tâches cognitives (Giansanti, 2023). Les images vont être prises plusieurs fois durant une certaine durée en trois dimensions, tout cela avec une bonne résolution spatiale. Ces trois dimensions vont permettre de voir la coupe coronale, axiale et sagittale (Hasboun et al., 1996). Une des limites de ce système est qu'il est sujet aux différents artéfacts du mouvement (Helmy et al., 2023).

Il existe deux genres de IRMf : le *resting state* fMRI et le *task based* fMRI :

- 1) Le premier, le *resting state* fMRI, correspond à une IRM où la personne reste statique. C'est-à-dire que les images sont prises lorsque la personne est inactive afin d'avoir les différentes connectivités fonctionnelles entre les différentes régions du cerveau (Santana et al., 2022). Elle est particulièrement utilisée chez les jeunes enfants. Celui-ci est assez rapide, il dure dans les environs de 5 minutes où la personne doit rester couchée dans le scanner (Helmy et al., 2023).
- 2) Le *task-based* fMRI, c'est-à-dire le fMRI basé sur une tâche, est une IRM pendant laquelle la personne réalisera certaines tâches. Celles-ci varient, elles vont de la mémorisation de certaines informations, à la reconnaissance de certaines émotions durant la réalisation de l'IRM. Ces tâches vont être souvent associées aux différents

critères diagnostiques des personnes TSA, ainsi qu'à la partie du cerveau responsable des interactions sociales et de la communication (Helmy et al., 2023). Cette IRM a pour objectifs d'enregistrer les différents signaux BOLD, qui correspondent au *blood oxygen level depend*, afin de vérifier les différentes variations de l'oxygénation sanguine lors de la réalisation de tâche (Haweel et al., 2021). Celui-ci permet une meilleure classification des différents niveaux d'autisme. Cependant, celui-ci est plus difficile à obtenir et les études se font généralement sur des échantillons assez petits d'environ 50 personnes (Liu et al., 2021). De plus, les recherches sur ce type de IRM sont assez nouvelles, il n'y a pas encore énormément de documentations (Al-Arfaj et al., 2023).

2.2.2. Comment diagnostiquer l'autisme avec l'IRMf

Les scans fMRI vont permettre de voir les changements dans l'oxygénation du cerveau et donc ce qu'on appelle le BOLD. Cela va permettre d'observer comment le cerveau réagit aux tâches. Ces images vont permettre de visualiser quelles parties du cerveau et quel dysfonctionnement, et surfonctionnement du cerveau vont entraîner les différents critères diagnostiques.

a) Développement atypique

Pour commencer, le cerveau autistique a tendance à être plus développé, ce qui peut entraîner un développement atypique de celui-ci (Faizo, 2022). Cependant, celle-ci n'est pas présente dès la naissance, elle va commencer à augmenter à partir de l'âge d'un an. Cette augmentation n'est pas uniforme et peut varier d'une personne à l'autre (Girault & Piven, 2020). De plus, la zone qui s'occupe de la communication et des interactions sociales, quant à elle, a tendance à diminuer.

b) Altération des interactions sociales

Pour ce qui est du trouble de la communication et de l'interaction, plusieurs parties du cerveau sont engagées. Pour commencer, il y a un dysfonctionnement temporel avec les aires pariétales et le système limbique ce qui corréle avec le problème de communication (Brunelle et al., 2009). L'amygdale, la partie du cerveau qui joue un rôle dans la régulation des émotions et de la reconnaissance du non-verbal, va augmenter. Cela va entraîner une difficulté dans les différentes interactions sociales. De plus, il y a une sous activation des aires de Broca et de Wernick, ces aires jouent dans la compréhension du langage. Tout cela entraine également une anomalie de latéralisation des réponses au langage. De plus, certaines IRM montrent la

difficulté des personnes TSA d'interpréter les différents sons et les différentes paroles (Faizo, 2022).

c) *Comportements répétitifs*

Ensuite pour les comportements répétitifs, ceux-ci sont souvent associés avec des anomalies dans le cervelet lié à une mauvaise connectivité avec le cortex préfrontal. Le cervelet est la partie du cerveau qui joue un rôle clair dans les mouvements, l'équilibre et leurs coordinations. Une déficience de celui-ci peut être liée à des problèmes moteurs. De plus, il existe une altération de la connectivité entre le cortex préfrontal, qui est la partie du cerveau qui prend les décisions, et les autres régions cérébrales (Faizo, 2022). Cependant, ces comportements répétitifs ne sont pas que moteurs, et peuvent également venir d'une mauvaise connectivité cérébelleuse (Brunelle et al., 2009). Pour ce qui est des enfants, ce n'est pas toujours facile de voir le critère diagnostique des comportements répétitifs, mais ceux-ci peuvent s'attacher de manière assez forte à certains objets ou à certaines personnes. L'augmentation du cervelet, arrive vers l'âge de 18 mois (Girault & Piven, 2020).

2.3. L'Intelligence artificielle

L'intelligence artificielle, ou plus communément appelée l'IA, correspond à une branche des sciences et de l'informatique qui va venir imiter l'intelligence humaine (Yin & al., 2020). L'intelligence artificielle se divise en plusieurs catégories. Pour commencer, une des subdivisions correspond au *machine learning*. En français, le *machine learning* correspond à l'apprentissage automatique, cette partie de l'IA va pouvoir apprendre certaines caractéristiques de données grâce à des statistiques et des datas mathématiques. Ensuite, le *machine learning* a elle-même sa propre subdivision, le *deep learning* comme montré dans la figure 1. (Sarker, 2021). C'est de cette partie du *machine learning* qui sera développé dans la suite de ce mémoire.

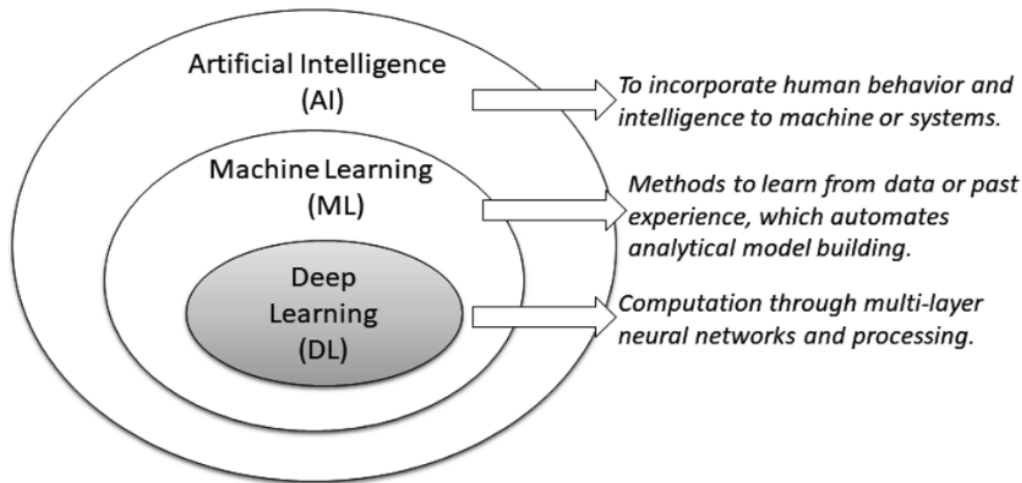


Figure 1 : représentation schématique de l'intelligence artificielle et de ses sous-ensembles dans l'article de Sarker et al., (2021). Source : Sarker et al. (2021)

2.3.1. Le Deep Learning

Le *deep learning*, en français, l'apprentissage profond, est une sous-partie *du machine learning*. Il a commencé à se développer à partir des années 2006. Celle-ci, la division d'intelligence artificiel la plus prometteuse est une des plus efficaces pour la classification des données (Huda & al., 2024). Elle est basée sur le principe ANN, c'est-à-dire le *artificial neural network* traduit comme « le réseau de neurones artificiels ». Le concept de « deep », qui veut dire profond en français, explique le fait qu'il y a plusieurs niveaux d'étape afin de traiter les données, un peu comme le cerveau humain. Ce système va permettre aux systèmes de retenir automatiquement une relation ($x \Rightarrow y$) en fonction de la base de données reçues (Sarker, 2021).

2.3.2. L'utilisation de l'intelligence artificielle dans la prise de données IRMf

a) Récolte des données

Dans la plupart des études, les données d'IRMf viennent de la base de recherche ABIDE I et II, c'est-à-dire *l'autism brain imaging data exchange*. C'est une base de données qui contient des données d'IRMf de 1112 personnes ayant ou n'ayant pas un trouble du spectre autistique. Dans les 1112 sujets, 539 sont des personnes TSA et 573 sont neurotypiques, ils ont entre 7 et 64 ans avec un âge médian de 14,7 ans (Sabegh et al., 2023). Ces images viennent de 17 universités importantes, dont la plus proche celle de Leuven, jusqu'à celle de YALE aux États Unis.

Pour d'autres études, les auteurs utilisent également leur propre IRMf qu'ils ont réalisé dans le cadre de leurs recherches. Une autre base de recherche pouvant utilisée est la base de données NDAR qui correspond au *National Database for Autism Research* mais qui est plus difficile d'accès que l'ABIDE, ce qui fait qu'elle est moins utilisée (Stransky et al., 2025).

b) Prétraitement

Les données du site ABIDE I et II ainsi que du NDAR ne sont pas prétraitées (Parui, 2023). Cependant il est important d'avoir des images prétraitées afin d'avoir des données auxquelles on peut avoir confiance (Aghdam et al., 2019). Il y a plusieurs logiciels qui peuvent être utilisés pour le pré-traitement des données. Le premier est le *fMRI's software library* (FSL). C'est une bibliothèque avec de nombreux logiciels utilisés afin d'améliorer les données des images d'IRM recueillies (Haweel et al., 2020). Elle a été créée par l'université d'Oxford. Concrètement, le FSL va servir à transformer les images des IRM en informations scientifiques. Ils utilisent plusieurs outils afin d'analyser les images. Par exemple :

- le FEAT *fMRI expert analysis tool* : qui va servir à analyser les données en corrigeant les mouvements
- Le FAST *FMRIB'S automated segmentation tool* : qui va venir segmenter les tissus en différentes classes. (Jenkinson et al., 2012).

Cependant, pour la base de données ABIDE I et II il existe également ce qu'on appelle le PCP, c'est-à-dire le *preprocessed connectomes project* qui a publié les images prétraitées tirées de l'ABIDE I et II. Certains auteurs prennent donc directement ces images prétraitées pendant que certains le font eux-mêmes grâce au FSL ou autre logiciel (Zarrar et al., 2015).

c) Extraction des caractéristiques

Afin d'extraire les différentes caractéristiques, les matrices de connectivité fonctionnel sont utilisés. Cette la méthode est la plus utilisée dans les recherches. Grâce à cela, on va pouvoir détecter les ROI's c'est-à-dire : *region of interest* du cerveau qui seront ensuite divisées en différents atlas. Grâce à ceux-ci on va pouvoir déterminer quelles régions du cerveau déterminent les différents diagnostics. Afin d'analyser la corrélation entre les différentes régions du cerveau (r_{xy}), on va utiliser la corrélation de Pearson (Sabegh et al., 2023).

Avec T : qui représente l'échantillon total

X et Y : qui représentent les valeurs d'activités cérébrales

$\bar{X}$ et $\bar{Y}$ qui représente la valeur moyenne des signaux

$$r_{xy} = \frac{\sum_{t=1}^T (X_t - \bar{X})(Y_t - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{t=1}^T (X_t - \bar{X})^2} \sqrt{\sum_{t=1}^T (Y_t - \bar{Y})^2}}$$

d) Classification

Le modèle de classification le plus utilisé est le CNN, c'est-à-dire *le convolutional neural network* ou en français : le réseau de neurones convolutif. Celui-ci va permettre d'analyser les ROI's et déterminer les caractéristiques du trouble du spectre autistique (Lamani M.J. et Benadit P.J., 2024). Le modèle général consiste à appliquer des couches/ filtres sur les données récoltées afin d'identifier et extraire les données importantes. Dans notre cas ce sera ce qu'on appelle les Roi's c'est-à-dire les régions d'intérêt du cerveau. Il va se diviser en 4 catégories de couches qui vont être entraînées à partir des images données d'IRM. Ceci va permettre d'extraire et de combiner les données de l'image d'IRMf au diagnostic (Indolia et al., 2018).

Les différentes couches se constituent comme telles (Guo et al., 2016) :

- La couche de convolution : pour commencer, elle va permettre d'extraire les caractéristiques pertinentes et locales des différentes images.
- La couche de pooling : elle va permettre de réduire les différentes dimensions des données, pour ne garder que les informations essentielles.
- La couche de connexion : elle va permettre de connecter toutes les données ensemble afin de produire la prédiction finale du modèle.
- La couche d'activation : elle va permettre de modéliser les différentes relations entre les différentes données.

e) Validation

Le *k-fold cross validation* est utilisée comme méthode pour évaluer la performance d'un modèle. L'objectif principal va être d'estimer l'erreur de prédiction afin de pouvoir généraliser les données récoltées. En estimant l'erreur de prédiction (Fushiki, 2011) notion de « k »,

représente le nombre de « plis » avec lequel les données seront divisées, cela peut être 5 ou 10 ou plus. Les données sont divisées en « k » parties. C'est-à-dire, par exemple, si le nombre « k » est de 10, les données seront divisées en 10 parties. Nous allons l'entraîner « k » de fois afin d'obtenir une moyenne de performance des données. Grâce à cela, les données sont répliquables dans d'autres études grâce à l'erreur de prédiction (Yang et al., 2022).

5.2. Indicateurs pour évaluer l'IA comparés au diagnostic habituel

Les indicateurs suivants sont utilisés afin de pouvoir analyser les performances d'un test diagnostique. Toutes les données partent d'un tableau de contingence entre les malades et les non malades ainsi que les tests positifs et négatifs. La maladie représentera le trouble du spectre autistique à tous les niveaux de gravité expliquée plus haut (de léger à sévère). Le test représentera soit la méthode habituelle, soit la méthode avec l'intelligence artificielle ainsi que leur résultat négatif ou positif. Le test diagnostique idéal représentera le test qui sera capable de déceler les malades des non-malades. Cependant un test sans erreur n'existe pas.

Le but de chercher ces indicateurs va permettre de comparer le test gold standard, c'est-à-dire le test de référence qui représentera la méthode habituelle, avec la méthode avec l'intelligence artificielle afin de pouvoir comparer leur performance.

Tableau 2 : tableau de contingence qui va déterminer la relation entre le facteur de la maladie, et le facteur du test.

Maladie Méthode	Malade	Non-malade	TOTAL
Test positif	Vrai positif (VP)	Faux positif (FP)	Total des tests positifs
Test négatif	Faux négatif (FN)	Vrai négatif (VN)	Total des tests négatifs
TOTAL	Total de malade	Total de non malade	Nombre total de personnes dans la recherche

2.3.3. Sensibilité

La sensibilité correspond à la proportion de personnes qui ont un vrai test positif parmi les personnes malades. C'est la capacité qu'a le test de repérer les malades. Étant donné que c'est une proportion, sa valeur se trouve en 0 et 1 (avec 1 qui est l'équivalent du test parfait). Un test avec une sensibilité très élevée permet d'écarter les faux négatifs et donc d'écarter la maladie lorsque le test est négatif. Ensuite, les données sont remises en pourcentage.

Formule de la sensibilité (Se) :
$$\frac{\text{Vrai positif}}{\text{Vrai positif} + \text{Faux négatif}}$$

2.3.4. Spécificité

La spécificité est la proportion de test négatif chez les personnes qui ne sont pas malades. Sa valeur se situe entre 0 et 1 (avec 1 qui est égale au test parfait). Un test avec une spécificité

élevée et un résultat au test positif, permet de pouvoir accepter le diagnostic. Ensuite, les données sont remises en pourcentage.

$$\text{Formule de la spécificité (Sp)} : \frac{\text{Vrai négatif}}{\text{Faux positif} + \text{Vrai négatif}}$$

2.3.5. Courbe de ROC et AUC

La courbe ROC représente le graphique de la relation entre la sensibilité et 1-la spécificité, c'est-à-dire les vrais positifs en ordonnée et les faux positifs en abscisse pour toutes les valeurs possibles. C'est un compromis entre sensibilité et spécificité. A partir de cela, il sera possible de placer pour chaque méthode le pourcentage de vrai positif et le pourcentage de faux positif. Généralement, elle se réalise grâce à un logiciel informatique comme AccuRoc ou le studio R et autre.

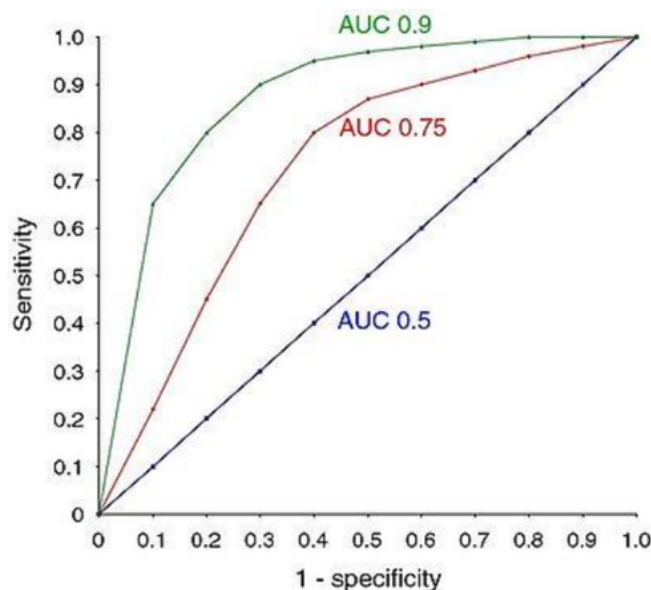


Figure 2 : Courbe de ROC explicative de la comparaison des différentes formes de courbe en fonction des AUC tiré des diapositives du cours de WFSP2234 « stratégies de la décision médicale » réalisé par la professeure Penaloza (2024) :

La surface sous la courbe, c'est-à-dire le AUC représente le pouvoir discriminant du test diagnostic. Un AUC qui est proche de 1 indiquera un très bon test diagnostic qui permet de bien distinguer TSA et non TSA. De plus, un AUC qui serait égal à 0,5 signifie un test qui n'a aucune valeur diagnostique.

La courbe de ROC (cfr figure 2) va donc permettre de comparer les études diagnostiques en regardant quelle courbe est au-dessus de l'autre et quelle courbe a un AUC plus élevé que l'autre. Pour la facilité de lecture des résultats, les données seront exprimées en pourcentage.

2.3.6. Les valeurs prédictives

Cette mesure statistique est importante afin de savoir la qualité d'un test diagnostique. Elle se concentre sur la fiabilité des résultats positifs / négatifs d'un test diagnostique. Cette mesure dépend de la prévalence de la maladie étudiée.

$$\text{Valeur prédictive négative (VPN)} = \frac{\text{Vrai négatif}}{\text{Vrai négatif} + \text{Faux négatif}}$$

$$\text{Valeur prédictive positive (VPP)} = \frac{\text{Vrai positif}}{\text{Vrai positif} + \text{Faux positif}}$$

2.3.7. Indicateurs du « gold standard »

Pour ce qui est des indicateurs du gold standard de diagnostic, des enquêtes et des méta-analyses ont été trouvés. Dans le texte de Fusar-Poli (2017), une classification des indicateurs de l'ADIR et de l'ADOS a été réalisée par les auteurs. Ils ont réalisé cette classification sur un échantillon de 113 personnes.

Pour commencer, nous allons analyser les données du test ADI-R trouvées dans cet article (cfr tableau 3) :

Tableau 3 : tableaux des indicateurs du test ADI-R dans l'article de Fusar-Poli (2017). Source : Fusar-Poli (2017)

Sensibilité (%)	Spécificité (%)	VPP (%)	VPN (%)
43	94,7	96,6	32,7

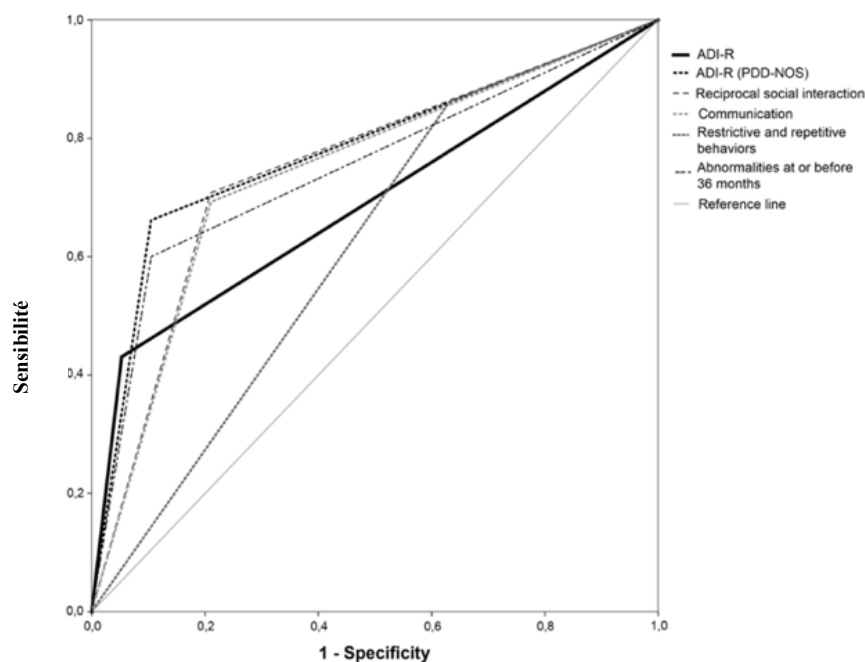


Figure 3 : Courbe de ROC du test ADI-R en comparaison avec les différents symptômes dans l'article de Fusar-Poli et al. (2017). Source : Fusar-Poli (2017)

Les auteurs Fusar-Poli (2017) ont également réalisé une courbe de ROC (cfr courbe de Figure 3). L'axe intéressant est celui de l'ADI-R. Les autres axes sont des particularités en fonction des différents symptômes, ils ne sont pas intéressants pour la recherche réalisée. L'axe recherché est celui du gold standard avec un AUC de 69 %.

Il est indiqué que la sensibilité est assez faible. Cela entraîne que l'autisme avec moins facilement diagnostiqué avec ce test, mais la spécificité élevée indique qu'on peut facilement diagnostiquer quelqu'un de non atteint du trouble du spectre autistique. Malgré tout, les AUC restent assez élevés, ce qui montre quand même qu'il y a une bonne capacité discriminante entre TSA et non TSA, du à la spécificité élevée.

Cependant, cette enquête a été réalisée chez des adultes alors que le test est plus applicable aux enfants. Cela entraîne que les personnes ont peut-être, avec le temps, appris à camoufler certaines parties de leurs habilités cognitives. Pour contrer cette limitation, les indicateurs ont été analysés lorsque le test est réalisé chez les enfants. Dans une méta-analyse réalisée par Lebersfeld & al. (2021), ils ont recueilli plusieurs études réalisées sur des enfants entre 2 et 14 ans. Ils ont trouvé une sensibilité générale de 75 % et une spécificité de 82 %. En conclusion, la capacité du test de détecter les personnes atteintes du trouble du spectre autistique est meilleure lorsqu'il s'agit d'enfants et elle est moins performante lorsqu'il s'agit d'adultes.

Pour ce qui est du test de l'ADOS, Fusar-Poli et al (2017) ont également interprété les différents indicateurs du test ADO-S (Cfr tableau 4) :

Tableau 4 : Tableau des indicateurs de l'ADO-S dans l'article de Fusar-Poli (2017). Source Fusar-Poli (2017)

Sensibilité (%)	Spécificité (%)	VPP (%)	VPN (%)
87,2	74,3	88,3	72,2

Les auteurs ont également réalisé une courbe de ROC (cfr courbe de figure 4). Il faut regarder la courbe qui correspond à « l'ADOS-2 original algorithm ». Les autres courbes correspondent à différentess catégories de symptômes et elles ne sont cependant pas pertinentes pour notre recherche. De cette courbe ADOS-2, l'AUC est de 84%.

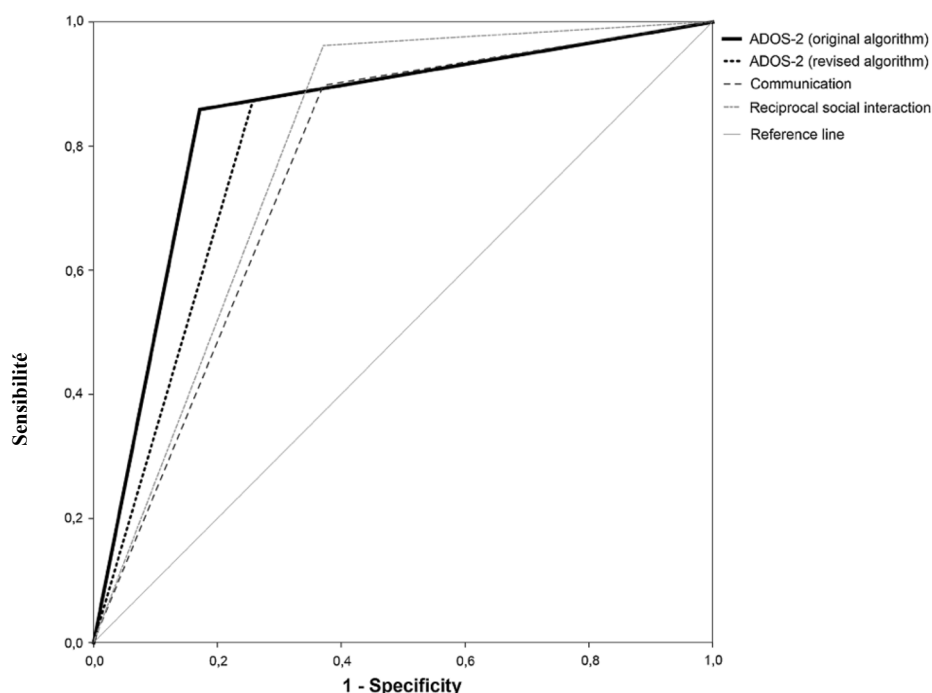


Figure 4 : Courbe de ROC du test de l'ADOS en comparaison avec les différents caractéristiques de l'autisme tirée de l'article de Fusar-Poli et al., (2017). Source Fusar-Poli (2017)

Nous pouvons voir ici que les indicateurs sont assez élevés. Ce qui montre que chez les adultes, l'ADOS permet de bien diagnostiquer les personnes TSA et non TSA. Afin de compléter les recherches, la meta-analyse de Lebersfeld & al (2021) parle également de l'ADOS effectué chez les enfants. La sensibilité est estimée entre 89-92% et la spécificité est estimée entre 81-85. Ce qui montre les capacités discriminantes du test également présentes chez les enfants.

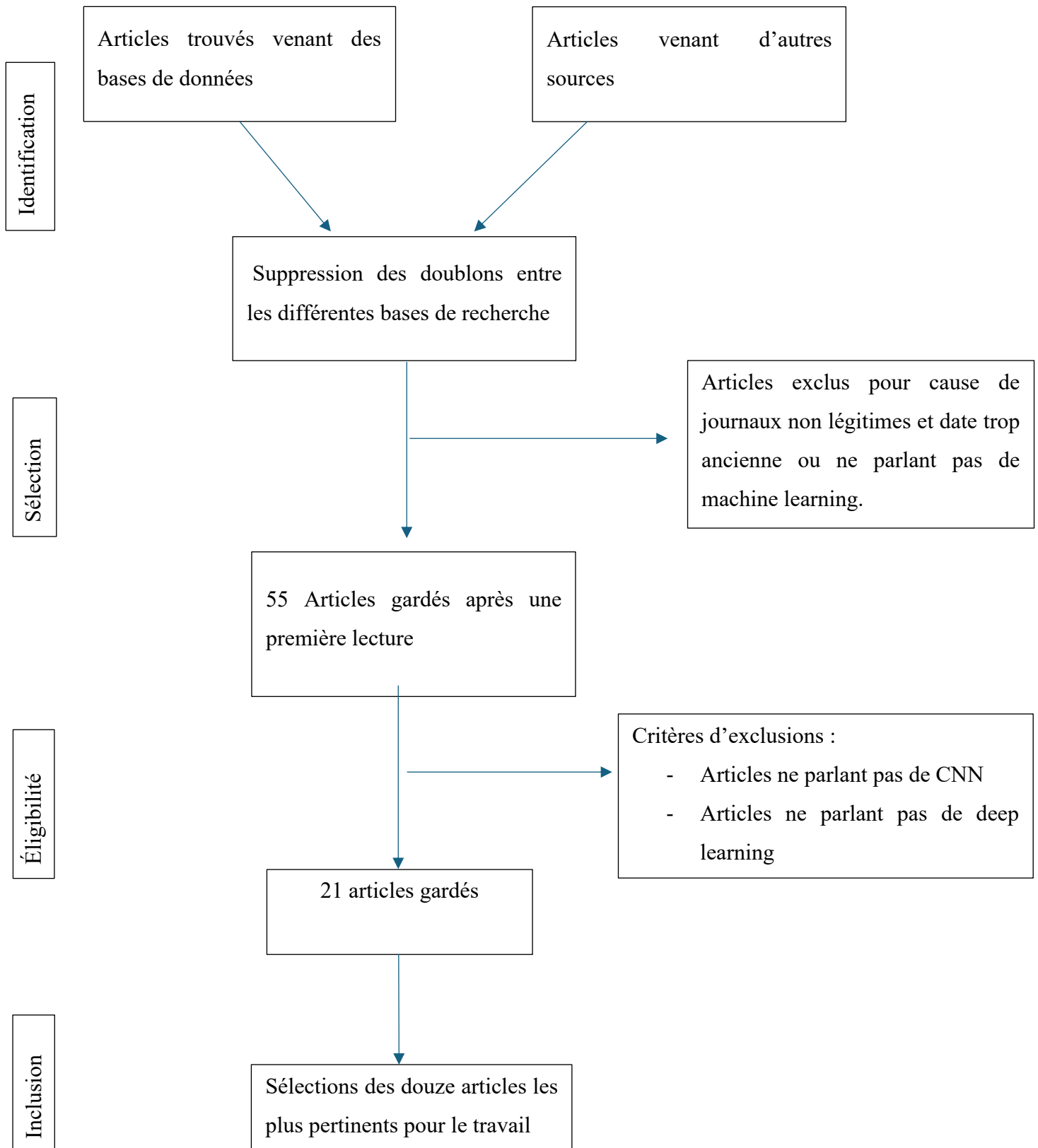
Les auteurs ont également interprété les données si le test ADI-R et ADOS étaient combinés. Dans ce cas-ci, la spécificité sera de 100 mais la sensibilité de 42,2. La combinaison des deux permet d'exclure l'autisme, mais est moins utile dans la détection des cas plus compliqués.

Grâce au Logiciel R, il a été possible de calculer un AUC. L'AUC de la combinaison de l'ADIR et de l'ADOS est de 89,4 % ce qui montre que cette fusion des deux permet une bonne qualité diagnostique.

Nous ne devons pas négliger que ces indicateurs ont été réalisés sur un échantillon assez petit de 113 personnes, ce qui peut extrapoler certains résultats.

3.Méthode

Figure 5 : diagramme de flux réalisé lors de la sélection des articles de recherche



Afin de sélectionner les articles les plus pertinents pour la recherche, une certaine méthodologie est requise. La base de données de l'Université catholique Louvain (UCL) a été utilisée dans cette recherche d'articles. Les recherches d'articles se sont déroulées entre octobre 2024 et février 2025.

Les bases de données utilisées sont : CINAL, PUBMED, Science direct, MEDLINE, Academic search premier et SpringerNature Linge. Ces bases de données se situent dans la faculté de santé publique mais également dans la faculté d'ingénieur. La variation des bases de données permet d'avoir un vaste choix et de point de vue sur le sujet. Cela permet de ne pas se limiter juste à une vision de santé mais également à une vision ingénieur et mathématique de la question de recherche.

De plus, grâce à l'effet boule de neige des différents ouvrages et auteurs de références, certains articles ont été trouvés sur base des bibliographies des articles étudiés. Ils venaient principalement de différentes méta-analyses sur des sujets qui se rapprochent de ma question de recherches, venant d'auteurs et de journaux légitimes.

Les publications ont été écrites et ont été lues en anglais, afin de diminuer le risque d'erreur de traduction. Les articles sont en général en anglais. Des sites de traduction, tels que deeple ou Cambridge dictionnary ont été utilisés afin de traduire certains termes méconnus.

Pour trouver les articles, différents mesh terms ont été utilisés dans les bases de données: Autism spectrum disorder AND ai AND artificial intelligence AND MRI scans AND fMRI AND task-based fMRI AND diagnosis AND machine learning AND neuroimaging data AND autism spectrum disorder AND CNN AND brain imaging.

La sélection manuelle des articles est décrite dans le diagramme de flux (Cfr figure 5). Suite à cette recherche approfondie avec les différents MESH terms, 55 articles ont été gardés. Cependant, dans ces articles 34 ont été exclus à la suite d'une lecture approfondie des articles. Une des raisons d'exclusion la plus fréquente est que généralement les articles ne parlaient pas de deep learning ou encore de la méthode de classification CNN. Suite à cela une sélection a été faite et les 21 articles les plus pertinents ont été gardés. Ensuite, une vérification de la légitimité des auteurs et des résultats a été réalisée, et 12 articles sont sortis du lot.

La récolte des données s'est faite grâce à la lecture des articles, librement et sans suivre une certaine méthode. Il n'y avait pas de formulaire préétabli mais de l'extraction des données importante grâce à une lecture de l'article. De plus, des courbes de ROC ont été sorties des articles.

La création des graphiques a été réalisée grâce à l'utilisation du logiciel Rstudio et de la création de code grâce à l'intelligence artificielle, ou plus précisément ChatGpt. Ils ont été réalisés avec les données collectées dans les différents articles de recherche..

3.1. Les critères d'inclusion et d'exclusion

Afin d'affiner les recherches, en plus des mesh terms il était important de classifier les recherches grâce à des critères d'inclusion et d'exclusion..

Critères d'inclusion :

- Les articles datent des 10 dernières années
- Il s'agit d'articles de recherche
- Les auteurs sont légitimes dans le monde du trouble du spectre autistique
- Articles venant d'un journal légitime
- Articles parlant de Deep Learning et de CNN

Critères exclusion :

- Articles âgés de plus de 10 ans
- Articles ne parlant pas d'IRM fonctionnelle, ou ne parlant que des IRM structurelles.
- Auteurs pas légitimes
- Articles ne venant pas d'un journal légitime
- Articles ne parlant de deep learning mais d'intelligence artificielle en général
- Articles ne parlant pas du trouble du spectre autistique

4. Résultats

Tableau 5 : tableau des différents résultats trouvés sur les indicateurs de la méthode avec l’intelligence artificielle dans les différents articles de recherche

Étude	Type d’IRM	Participants	Base de Données	Classification	TSA (%)	Sensibilité (%)	Spécificité (%)	VPN (%)	VPP (%)	AUC (%)
Sabegh et al., 2023	Rs fMRI	1112	ABIDE 1	CNN Atlas ALL	48,7 (539)	85,98	83,23	/	/	
Parui et al., 2023	Rs fMRI	1112	ABIDE 1	2D-CNN	48,7 (539)	67,22	64,23	57,1	69,63	80
Sherkatghanadet al., 2020	Rs-fMRI	871	ABIDE	CNN	58 (505)	77,46	61,81	/	/	70
Feng et Xu, 2023	Rs-fMRI	126	Étude	CNN	44,4 (56)	98,80	99,20	/	99,85	
Qiu et Zhai, 2024	Rs-fMRI	821	ABIDE	CNN-SVM	46,1 (379)	92,87	95,47	4,52	7,12	

Firouzi et Fadaei, 2024	Rs-fMRI	1057	ABIDE	CNN Tanh	(525)	71,68	72,73	/	/	
Ganeshan et al., 2024	Rs-fMRI	1112 1114	ABIDE I ABIDE II	3D-CNN	48,7 (539) 46,8 (521)	100	90	/	/	89,7
Haweel et al., 2021	T-fMRI	100	NDAR	CNN	50 (50)	82	92	/	/	78,3
Aghdam et al., 2019	Rs-fMRI	1112	ABIDE	CNN	48,7 (539)	67,9	74,21	/	/	
Haweel et al., 2020	T-fMRI	100	NDAR	2D-CNN	50 (50)	84	76	/	/	80
Bauer-Negrini et al., 2024)	Rs-Fmri	884	ABIDE I	3D-CNN	46,15 (408)	59,46	75,73	/	59,46	: 72

Jiang et al., 2022	Rs-fMRI	1112	Site de recherche	Cnn-G	48,7 (539)	74,35	79,25	/	/	79
--------------------	---------	------	----------------------	-------	---------------	-------	-------	---	---	----

4.1. Description des résultats

Dans cette partie, les différents résultats obtenus avec les méthodes de l'intelligence artificielle seront décrits. Ces résultats seront comparés aux indicateurs des méthodes traditionnelles de diagnostic vu plus haut. Les données utilisées sont celles qui viennent des tableaux 3 et 4.

4.1.1. Comparaison de la sensibilité et spécificité

Pour commencer, la sensibilité et la spécificité des différents tests seront analysées. La méthode avec l'intelligence artificielle avec le meilleur score est l'étude de Ganeshan & al (2024) avec une sensibilité de 100% et un échantillon de 1112 personnes. Celle de Feng et Xu (2023) se rapproche le plus d'une sensibilité parfaite avec 98,8%. Cependant cette dernière a un échantillon de 126 personnes ce qui est assez restreint. Pour comparer avec un échantillon de 821 personnes, l'étude de Qiu & Zhai (2024) obtient une sensibilité de 92,87 % et celle de Sabegh & al (2023), un score de 85,98 %. Le score de sensibilité le plus faible se retrouve avec la méthode de classification 2D-CNN dans l'étude de Parui & al (2023), avec 67,2 % de sensibilité et un échantillon de 1112 personnes. Toutes ces études sont réalisées avec le rs-fMRI. Pour ce qui est du task-based fmri, avec tous les deux un échantillon de 100 personnes, une sensibilité de 84 % et 82 % a été obtenue.

Pour ce qui est de la spécificité de la méthode avec l'intelligence artificielle, dans l'étude de Qiu & Zhai (2024) la spécificité est de 95,47 % avec un échantillon de 1112 personnes. L'étude de Feng & Xu (2023), a également une bonne spécificité dans leur recherche avec 99,20 %, cependant il ne faut pas oublier que l'échantillon est plus petit avec 16 personnes. C'est le résultat le plus haut obtenu. La moins bonne spécificité se retrouve dans l'article de Sherkatghanad & al, (2020) avec un score de 61,81%. De manière générale, la spécificité se situe entre 95% et 72%. Pour ce qui est du task-based fMRI, dans les études de Haweel & al, avec tous les deux un échantillon de 100, la spécificité est de 92 % et 76 % (2020, 2021).

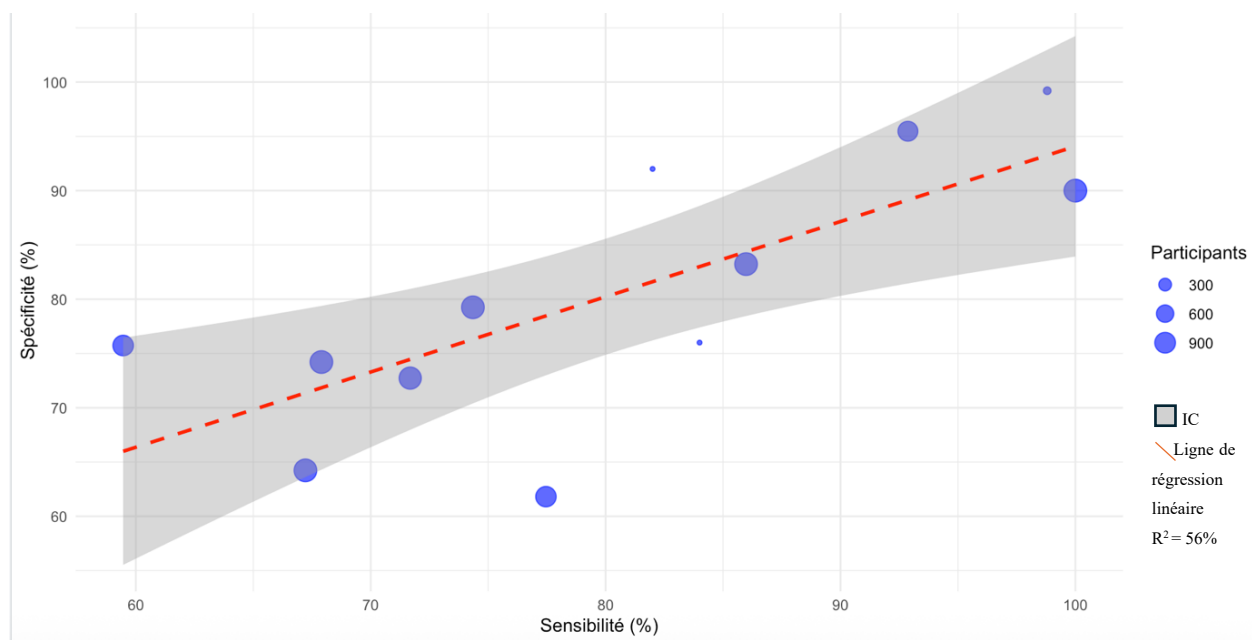


Figure 6 : Graphique de dispersion de la sensibilité et de la spécificité de la méthode avec IA réalisé grâce au logiciel Studio R.

Tableau 6 : tableau des différentes caractéristiques du graphique de dispersion de la sensibilité et de la spécificité de la méthode avec l'intelligence artificielle

Moyenne sensibilité	Moyenne spécificité	Écart-Type sensibilité	Écart-type spécificité
80,14 %	80,32 %	12,85	11,92

La tendance générale des points (cfr figure 6) est de se situer autour de la droite de régression qui est ascendante. La plupart des points se trouvent à proximité de cette droite. Cependant, il y a quelques points extrêmes qui sont assez éloignés de la ligne de régression, comme par exemple le point où la spécificité est la plus faible. On peut le voir avec les écarts types qui sont de 12,85 et de 11,02, ils montrent que les sensibilités et les spécificités sont écartées de ces pourcentages de la moyenne. La moyenne quant à elle représente la tendance centrale qui va donc représenter la valeur « typique » des données.

La dispersion est modérée, elle suit l'équation :

$$\text{spécificité} = \beta_0 + \beta_1 \times \text{sensibilité} + \epsilon$$

C'est-à-dire que la tendance générale des points est de se situer autour d'une droite de régression ascendante. Effectivement, dans les tests diagnostiques, une augmentation de la sensibilité entraîne généralement une diminution de la spécificité et inversement. Étant donné que la pente est positive, cela suggère qu'à mesure que la sensibilité augmente, la spécificité tend également à augmenter. Grâce au coefficient de variation R^2 , 56 % de la variabilité de la spécificité est expliquée par la sensibilité. Autrement dit, il existe une relation modérément forte entre les deux variables. La p-valeur est de 0,0052, c'est-à-dire que c'est statistiquement significatif avec un intervalle de confiance à 95% (26 : 113). Il s'agit d'une corrélation pertinente, mais pas parfaite.

Cela peut suggérer que, dans la méthode avec l'intelligence artificielle, l'amélioration de la sensibilité n'est pas réalisée au détriment de la spécificité. Ce qui veut dire que l'utilisation d'une méthode comme celle de l'intelligence artificielle a du sens dans le diagnostic de l'autisme.

4.1.2. Comparaison de la VPP et VPN

La comparaison de la VPP et de la VPN est plus difficile à faire au vu du peu de données récoltées sur le sujet. Dans l'article de Feng & Xu, (2023) la meilleure VPP est de 99,85%. Cette étude a un échantillon de 126 personnes. Cela peut aussi être la cause de cette valeur élevée. Mais cela veut dire que le test est fiable. Le meilleur VPN est de 57% dans l'article de Parui & al (2023) avec un échantillon de 1112 personnes. C'est-à-dire qu'il laisse encore un nombre important de faux négatifs. Dans l'article de Qiu & Zhai, la VPP et VPN font respectivement 7,12% et 4,52%. Cependant, au vu des différents autres résultats nous pouvons dire que ce sont des outliners et qu'il y a peut-être eu un problème de résultats. Il n'est donc pas recommandé de se fier à ceux-ci (2024).

4.1.3. Comparaison des courbes de ROC

Afin de comparer les courbes de ROC, une analyse des différents AUC a été réalisée. En ce qui concerne la méthode avec IA, c'est l'étude de Ganeshan & al (2024), qui a le meilleur AUC avec un pourcentage de 89,7. Sur le graphique (cfr figure 7), cela correspond à la courbe où il est indiqué « 3D conv Network ». Cette étude s'est déroulée avec un échantillon assez large de 1112 personnes, et avec une méthode de classification de 3D-CNN. En conclusion, c'est cette étude et cette manière de classifier qui a la meilleure performance. La courbe de ROC travaillée, sur le schéma ci-joint, est celle qui est en mauve.

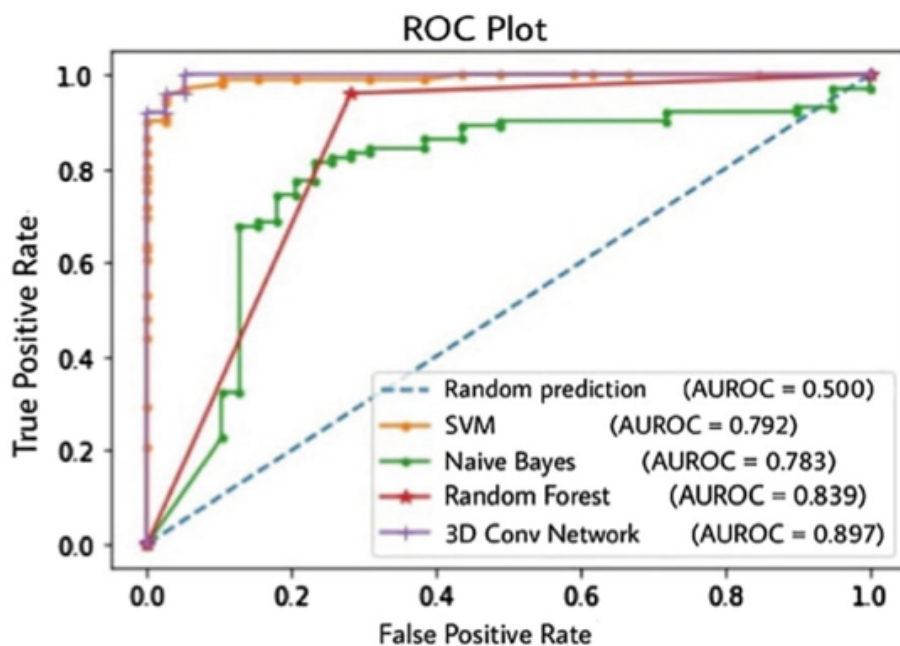


Figure 7 : Courbe ROC de la méthode avec l'intelligence artificiel en comparant plusieurs modèles de classification de l'article de Ganeshan et al (2025). Source Ganeshan et al (2025)

L'étude la moins performante est celle de l'étude de Sherkatghanad & al (2020) un échantillon de 1112 personnes et un AUC de 70% comme indiqué sur la courbe (cfr. figure 8). L'AUC correspond à la courbe verte « Roc curve of classe 1 », qui correspond aux patients TSA. Malgré que cela soit l'AUC avec le score le plus bas, il reste cependant assez discriminatoire.

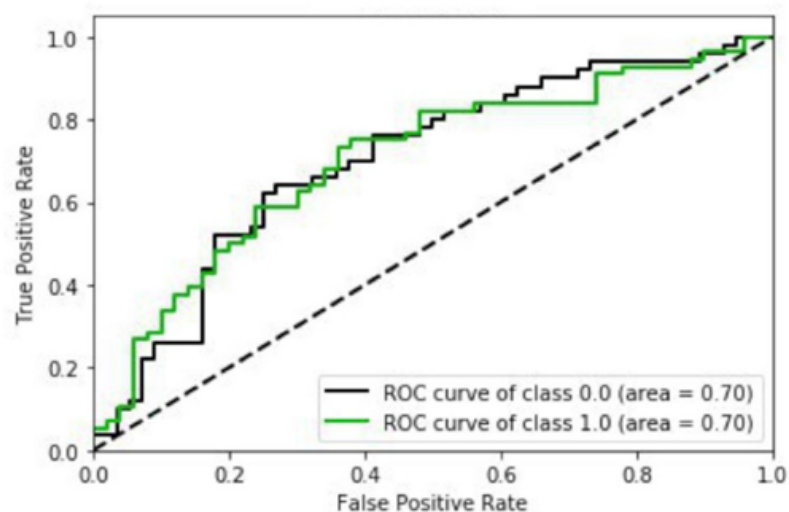


Figure 8 : Courbe de ROC de la méthode avec l'intelligence artificielle et la méthode de classification CNN dans l'article de Sherkatghanad et al. (2020). Source : Sherkatghanad et al. (2020).

Quant à l'étude de Bauer et Negrini (2024), avec un échantillon de 884 personnes, elle a un AUC de 72% comme indiqué sur la courbe (cfr figure 9), qui est représentée par la ligne « ensemble ». C'est aussi un AUC assez performant qui est discriminatoire.

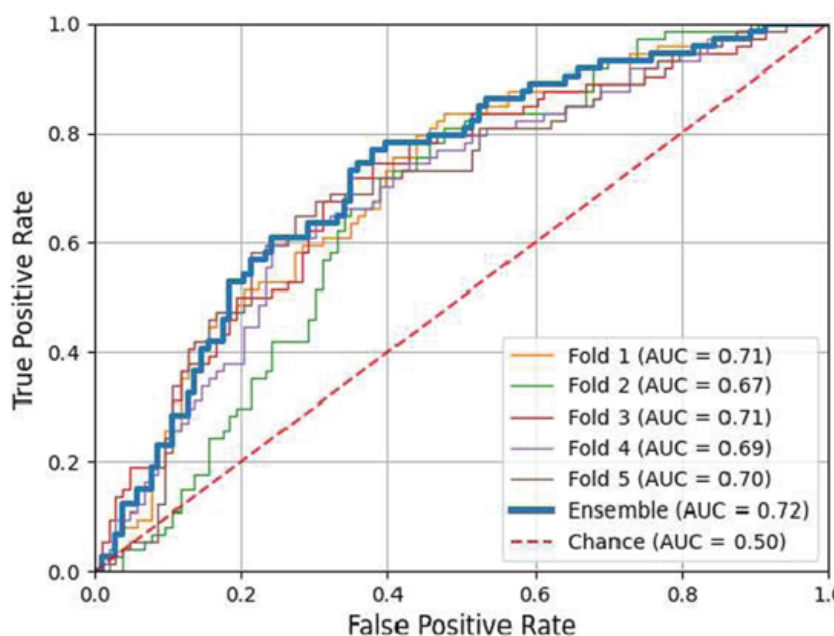


Figure 9 : Courbe de ROC en comparaison avec les différentes k-fold de validation tiré de l'article de Bauer-Negrini et al. (2024) Source Bauer-Negrini et al. (2024)

Ces études se déroulent avec des *resting-state fMRI*, pour ce qui est du *task-based fMRI*, les performances thérapeutiques sont assez bonnes avec un AUC et de 80% pour l'étude de Haweel & al (2020). Ces deux études sont réalisées avec des échantillons assez petits de 100 personnes. Sur la courbe (cfr courbe Figure 10) , il faut regarder la ligne rouge qui correspond à la méthode de classification CNN.

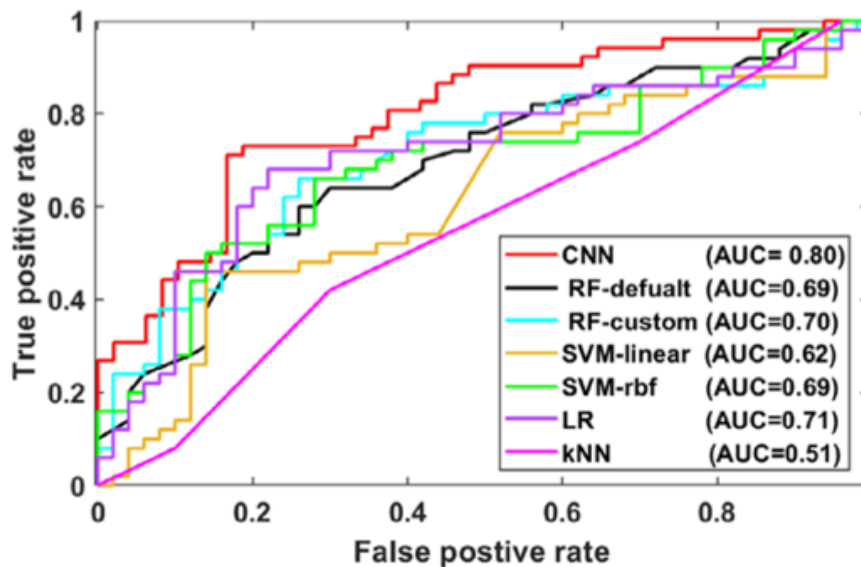


Figure 10 : Courbe de ROC de la méthode avec intelligence artificielle en comparaison des différentes méthodes de classification dans l'article de Haweel et al. (2020) Source Haweel et al. (2020)

Pour terminer, cette courbe de ROC (cfr figure 11) est celle de l'étude de Haweel et al (2021). Avec un AUC de 78,3% elle est aussi assez discriminante.

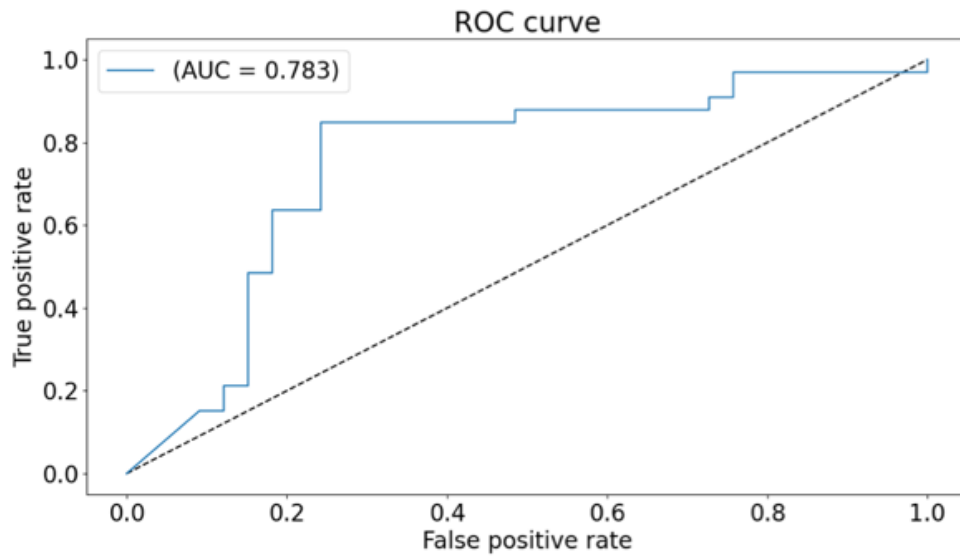


Figure 11 courbe de ROC de la méthode avec intelligence artificielle avec la méthode de classification CNN dans l'article de Haweel et al. (2021) Source Haweel et al. (2021)

Nous pouvons voir que la valeur diagnostique des différentes méthodes avec l'intelligence artificielle est globalement assez discriminante.

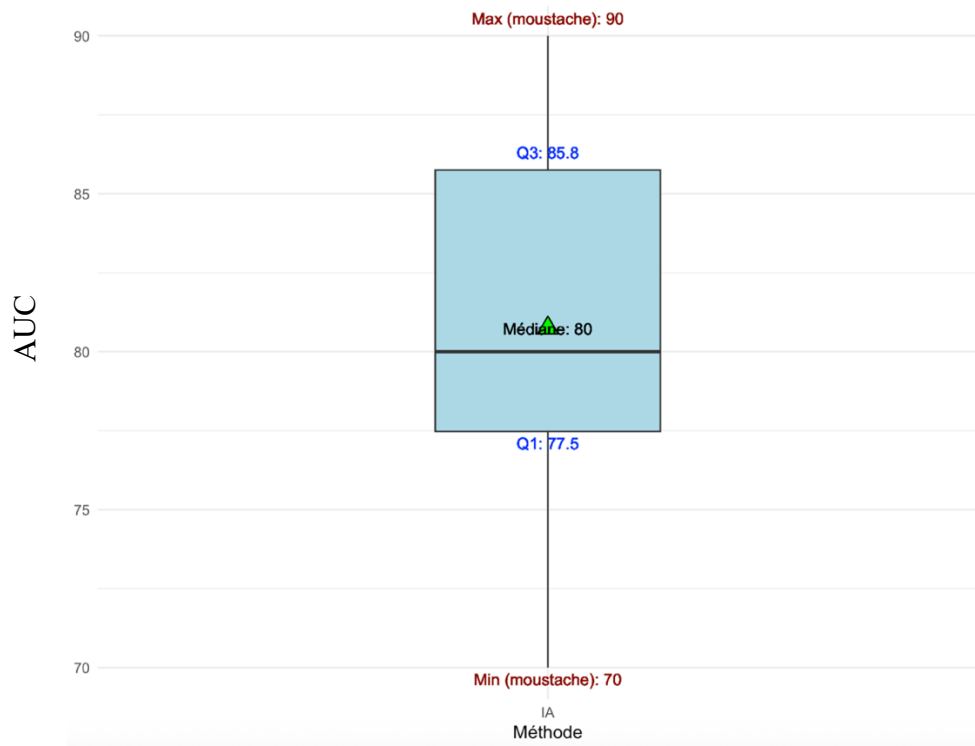


Figure 12 : distribution en Box Plot des AUC de la méthode de l'intelligence artificielle créé par le logiciel studio R.

Tableau 7 : les différents caractéristiques du Box Plot de la méthode avec l'intelligence artificielle

Moyenne	Médiane	Quartil 1	Quartil 2	Quartil 3	Espace interquartile
80,7	80	77,5	80	85,8	8,3

Les différentes caractéristiques du box plot de la distribution des AUC de la méthode avec l'intelligence artificielle (cfr figure 12), réalisée par le logiciel studioR, sont les suivantes :

- Il n'y a pas de valeurs extrêmes dans cette distribution de données. Ce qui veut dire qu'il n'y a pas de données aberrantes avec un maximum de 90 et un minimum de 70.
- La médiane, qui correspond à la valeur centrale des données, et la moyenne ont des valeurs assez proches. Les AUC les plus bas sont à 70 ce qui est une valeur d'AUC assez performante. La moitié des données se situent entre 77,5 et 85,8.
- L'espace interquartile, qui est la soustraction du 3^{ème} quartil avec le 1^{er}, est de 8,3 ce qui signifie que la dispersion n'est pas excessive.

Globalement, la méthode avec l'intelligence artificielle présente des résultats satisfaisants. C'est-à-dire qu'ils se rapprochent le plus possible de 100%, avec une moyenne de 80,7.

4.1.4. Analyse du Gold Standard

Dans cette partie, la comparaison entre la méthode avec l'intelligence artificielle et la méthode du gold standard est mise en avant.

Pour commencer, grâce au logiciel studio R, il a été réalisé un diagramme de dispersion de comparaison entre la relation entre la sensibilité et la spécificité (cfr figure 13). Il n'a pas été possible de créer une ligne de régression linéaire pour comparer, il y aura donc une comparaison avec la ligne de régression linéaire de la méthode avec l'IA.

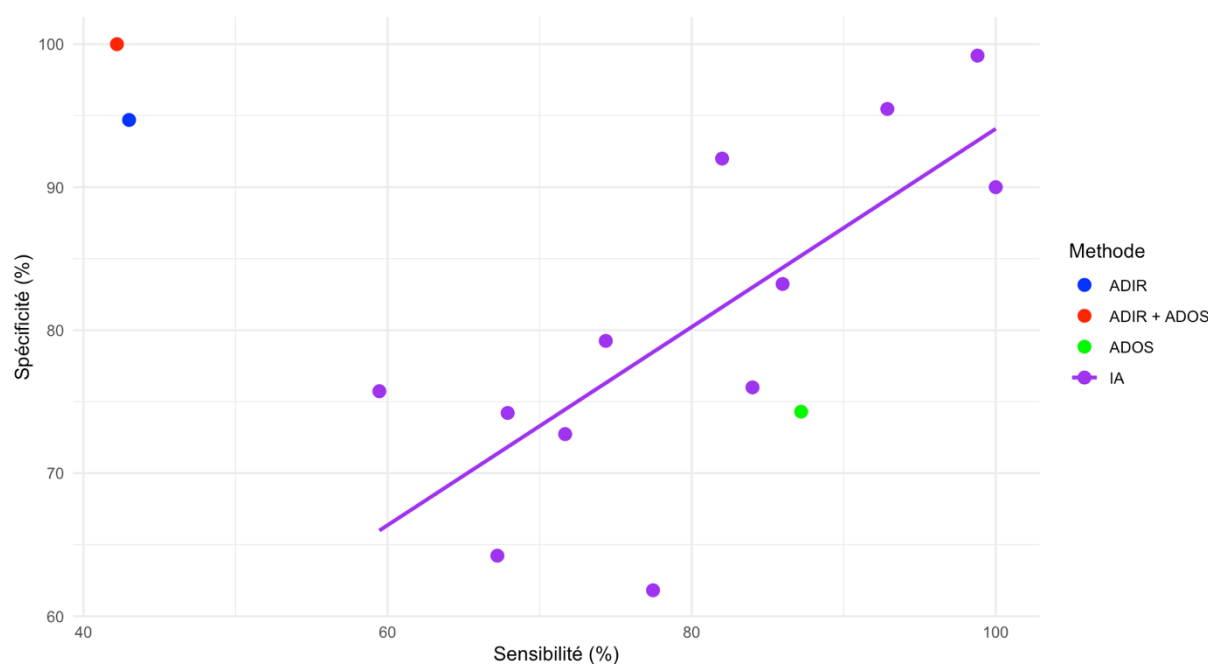


Figure 13 : analyse de dispersion de la méthode avec l'intelligence artificielle et de la méthode du gold standard créé par le logiciel studio R.

Afin d'analyser nos données, il est important de commencer par un test d'hypothèse. Pour commencer, l'hypothèse 0 est qu'il n'existe pas de différence significative entre la méthode gold standard et la méthode avec l'intelligence artificielle. L'hypothèse 1 est donc qu'il existe une différence significative entre la méthode avec intelligence artificielle et le gold standard.

Afin de commencer ce test d'hypothèse, nous pouvons dire que les tests du gold standard permettent une bonne spécificité, tandis que la méthode avec l'intelligence artificielle permet

une bonne sensibilité. Cependant, en analysant les données avec la moyenne, (spécificité : 80,32, et sensibilité : 80,14), deux de nos tests gold standard (ADIR et ADIR + ADOS) ont une meilleure spécificité pendant que la sensibilité est meilleure pour les trois tests. Ce qui veut dire que l'IA, va réduire la probabilité d'avoir des faux négatifs dans les résultats de test diagnostique pendant que l'ADOS et l'ADIR seront plus performants pour exclure les faux positifs.

L'analyse de comparaison pour la VPP et VPN est quant à elle plus compliquée. Effectivement, il y a très peu de jeux de données pour l'intelligence artificielle, donc ce sont des valeurs extrêmes. La meilleure VPP est de 99,85. Le meilleur VPN est de 57 dans l'article de Parui & al (2023). Le test de l'ADIR a une meilleure VPP (96,6) mais une moins bonne VPN (32,7) pendant que le test de l'ADOS a une meilleure VPP (88,3) et VPN (72,2).

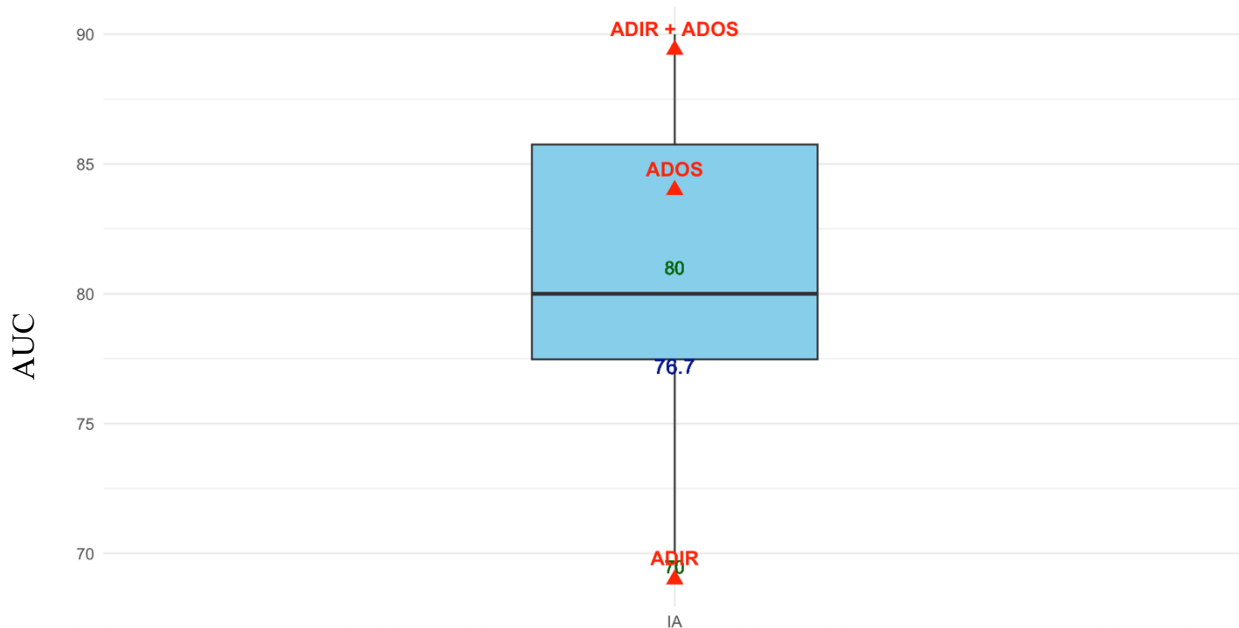


Figure 14 : box plot de la comparaison des AUC entre le gold standard et la méthode avec l'intelligence artificielle créé par le logiciel studio R.

En comparant les AUC avec un box plot (cfr figure 14), il a été déduit que l'AUC de l'ADIR est beaucoup plus basse que les autres. L'ADIR+ L'ADOS ont un AUC plus haut sur la ligne de dispersion. Le questionnement va donc être sur la différence significative entre ces différents points. Pour ce faire, un intervalle de confiance à 95% a été réalisé, ce qui a donné lieu à [76.6 : 84.9]

Le test ADIR se trouvant en dehors de l'intervalle de confiance. Il y a donc une différence significative entre les méthodes, qui sera ici négative, étant donné qu'elle est plus basse. Cependant, le test ADIR + ADOS ne se trouve également pas dans l'intervalle de confiance, ni dans les différents quartils. Il y a donc aussi une différence significative qui sera ici positive. Pour ce qui est du test de l'ADOS, elle se trouve dans l'intervalle de confiance et elle se situe aussi dans les différents quartils et la différence n'est donc pas significative. On peut donc sortir de cette figure que le test ADIR + ADOS a une meilleure capacité discriminante que la méthode avec intelligence artificielle.

Afin de tester notre hypothèse, j'ai donc réalisé un test de Wilcoxon grâce au StudioR. Celui-ci a donné les résultats suivants :

- La sensibilité de la méthode avec l'intelligence artificielle en comparaison à la sensibilité du gold standard obtient une p-valeur de 0,233, ce n'est donc pas significatif.
- La spécificité de la méthode avec l'intelligence artificielle en comparaison à la spécificité du gold standard obtient une p-valeur de 0,2945, ce n'est donc pas significatif.

On ne va donc pas rejeter l'hypothèse 0, il n'y a pas de différence significative prouvée entre les différents tests.

5. Discussion

5.1. Utilisation de la technique de l'intelligence artificielle dans le monde hospitalier

5.1.1. Implémentation de l'intelligence artificielle dans les hôpitaux

L'implantation de l'intelligence artificielle peut apporter beaucoup de bénéfices pour la prise en charge des patients. Selon l'Organisation mondiale de la santé, le trouble du spectre autistique est présent chez 1 enfant sur 100 dans le monde, ce qui représente un pourcentage assez élevé. Effectivement, comme dit dans les résultats, les différents AUC de l'intelligence artificielle et de la technique traditionnelle s'équivalent. Cela veut donc dire que la valeur ajoutée de l'intelligence artificielle se jouera dans la rapidité diagnostique. Cela permettrait d'accélérer le temps de diagnostic ainsi que la prise de décision thérapeutique pour la qualité de vie du patient (Milasan & Scott-Purdy, 2025). Comme souligné plus haut, le diagnostic peut prendre jusqu'à 4 ans de manière traditionnelle. Plusieurs hôpitaux ont déjà implémenté l'intelligence artificielle en leur sein. Par exemple, l'hôpital universitaire de la carogne² a une salle de radiologie robotisée utilisée pour les urgences avec une intelligence artificielle comme du soutien des médecins afin d'augmenter la sensibilité des résultats. Celle-ci a permis de réduire la liste d'attente, mais également de réduire le temps de réponse à des situations critiques. Ils précisent bien que cette technologie n'est pas là pour remplacer le jugement clinique, mais bien d'augmenter l'efficacité des diagnostics.

L'intelligence artificielle a cependant quelques contraintes dans son implémentation. Pour commencer il y a la partie économique. Le KCE a réalisé un rapport sur « comment évaluer les technologies numériques médicales en vue de leur remboursement ». Dans celui-ci, ils parlent du *National Institute For Health and Care Excellence (NICE)* en Angleterre et de leur façon de prendre en charge les technologies innovantes comme l'intelligence artificielle. Ils n'ont pas un programme fixe, mais sont évalués en fonction de leur plus-value dans le diagnostic. Il faut premièrement pouvoir prouver l'efficacité grâce à des recherches expérimentales et des essais cliniques et à une analyse de coût-bénéfice. Elles prouvent

² <https://cadenaser.com/galicia/2024/11/26/la-inteligencia-artificial-revoluciona-el-radiodiagnostico-en-el-chuac-radio-coruna/>

également leur efficacité en répondant à 21 normes, comme la crédibilité, l'accessibilité etc. Il est important de prouver la plus-value clinique et économique de l'intelligence artificielle. Toute cette recherche de preuve permet de débloquer une partie de l'argent afin de pouvoir rembourser les patients et les professionnels de soins. Cette façon de faire pourrait être transférable en Belgique, toutes les parties prenantes sont impliquées dans la prise de décision (San Miguel et al., 2023).

En deuxième lieu, la lecture d'IRM ainsi que la réalisation des tests relevant du « gold standard » s'effectue généralement par des professionnels de santé et peut rencontrer également des problèmes. L'intégration de l'IA dans ces processus soulève la question d'un risque de diminution de professionnels de la santé spécialisés (Sethi & al., 2024). Cependant il est toujours essentiel d'avoir l'avis de médecins radiologiques lors de la réalisation des IRM et de la lecture de ceux-ci (Lim & al., 2022) afin de non seulement, ne pas perdre des métiers importants mais aussi de toujours avoir un avis extérieur car le risque d'erreur est toujours présent. L'intelligence artificielle n'est pas à l'abri d'erreurs même si elle démontre des performances remarquables. Cela démontre qu'il ne faut pas avoir une sur confiance en l'intelligence artificielle. Bien qu'elle soit très souvent puissante, si les informations sont mal entraînées, alors les résultats peuvent être erronés. Il est donc important d'avoir un point de vue thérapeutique de la situation grâce à la présence de professionnel de la santé (Callegarin & Callier, 2021).

Dans les résultats, les indicateurs des méthodes avec l'intelligence artificielle sont assez élevés. S'il y a une double lecture des différentes imageries du cerveau avec l'intelligence artificielle et en plus avec un médecin, cela augmenterait déjà la rapidité des diagnostics pouvant parfois être très longs pour les patients. Cela permettrait également de diminuer le risque d'erreur. De plus, une double lecture augmenterait aussi les différents indicateurs et la qualité du diagnostic. On peut donc se poser la question de la nécessité d'avoir des experts dans le domaine. Effectivement, afin d'augmenter la sensibilité il est important que des radiologues s'approprient l'intelligence artificielle. Il ne faut pas oublier que les radiologues s'occupent aussi de tout ce qui est relation avec le patient. Il y aura donc des radiologues experts en imagerie médicale avec intelligence artificielle. Ils seront experts dans les différents algorithmes (Mignot & Schultz, 2022). Il pourrait également avoir des formations post-universitaires adaptées, par exemple à Paris, il existe des formations dirigées vers l'intelligence

dans les soins de santé. Il pourrait également être intéressant d'intégrer directement dans les études de médecine des formations aux numériques (Callegarin & Callier, 2021).

Il ne faut pas négliger l'étape de l'annonce diagnostique aux familles et aux patients. Pour ce côté plus humain, il est important de toujours avoir une approche humaine pour venir annoncer le diagnostic. La présence d'un médecin, et d'un suivi médical permet aussi de voir des choses que les machines ne pourraient pas comme l'histoire et le vécu du patient. De plus, il est important de pouvoir prescrire les différentes thérapies qui sont nécessaires à la qualité de vie du patient. Pour ce faire, il faut la présence d'un médecin (Godfraind, 2020).

Pour terminer, l'IA pourrait également augmenter l'autonomie des patients. Celle-ci pourrait créer des recommandations personnalisées en fonction des informations reçues par les IRMf et autres. Concrètement, dans un monde où l'éducation thérapeutique et l'autonomie du patient sont de plus en plus omniprésentes, l'IA pourrait aider à se diriger vers une version « patient partenaire » des soins. Si les patients, grâce à une littéracie adéquate, arrivent à comprendre l'utilisation de l'IA, les patients pourront faire des choix éclairés et adaptés pour leur situation, en collaboration avec les professionnels de la santé (Guerrero Quiñones, 2025).

5.1.2. L'utilisation de l'IRM pour les patients atteints du trouble du spectre autistique

L'utilisation de l'appareil d'IRM pour les patients atteints du trouble du spectre autistique peut-être problématique. Pour commencer, le bruit des machines est souvent anxiogène. De plus, les IRM sont réalisées dans des pièces où ils vont se retrouver seuls ce qui peut être également perturbateur de la bonne prise en soins. En Angleterre, des recherches ont été faites sur la manière de rendre les IRM réalisables pour les personnes atteintes d'autisme. Ils ont conclu que pour s'occuper des patients, il faut déjà comprendre ce qu'est l'autisme afin de comprendre comment bien prendre soin d'eux. Grâce à cela, la communication pourra être meilleure et les professionnels de la santé pourront prendre en charge les comportements pouvant être plus compliqués. Pour les patients, il serait adéquat de commencer par leur montrer la pièce où ils se trouveront. Pendant l'IRM en lui-même, il pourrait y avoir des techniques de distraction grâce à de la musique adaptée, ou encore des vidéos. Il est également recommandé pour les professionnels en radiologie d'avoir une formation spécifique dans la prise en charge des patients TSA. Tous ces ajustements pourraient faire en sorte que les patients se sentent écoutés, et mieux accueillis afin que la prise en charge soit adaptée. Dans le futur, il serait

intéressant de réaliser des *guidelines* afin d'aider les professionnels de soins vers une prise en charge globale pluridisciplinaire optimale (Stogiannos et al., 2022).

5.1.3. Les limites bioéthiques de l'intelligence artificielle et la déclaration de Montréal

L'utilisation de l'intelligence artificielle dans les soins de santé peut poser question. Nous pouvons nous demander, quel est le point de vue éthique de celle-ci, ainsi que ses limites. Dans cette optique, il faudrait une utilisation de l'intelligence artificielle qui intègre à la fois les bénéfices pour la santé, la justice sociale et l'impact écologique (Richie, 2022).

Une des principales limites de l'intelligence artificielle est que les professionnels de santé peuvent encore être assez retissant sur le sujet. C'est une thématique qui est encore assez méconnue du grand public et des professionnels. De plus, il pourrait y avoir des craintes que tout ce qui est de la pratique relationnelle puisse être mis de côté pour la rapidité du diagnostic (Milasan & Scott-Purdy, 2025). Une exigence éthique est donc demandée, dans laquelle l'IA doit améliorer la qualité de vie, et doit produire un véritable gain clinique (Richie, 2022).

Il y a également la problématique de ce que deviennent nos données une fois que le diagnostic est terminé. Les algorithmes contiendront beaucoup d'informations sur les patients qui seront difficilement régulés (Sethi & al, 2024). De plus, si une erreur de diagnostic se fait, nous pouvons nous demander vers qui la faute sera tournée. Afin d'éviter les dilemmes éthiques, il est important de revoir certains mécanismes afin de bien être au clair avec les différentes responsabilités de chacun (Sethi & al, 2024).

En 2018, la déclaration de Montréal a été créée afin que le développement de l'intelligence artificielle soit de manière responsable. Elle a été créée pour tout le monde, toute société, tous les responsables politiques. Elle a trois objectifs :

- « Élaborer un cadre éthique pour le développement et le déploiement de l'IA
- Orienter la transition numérique afin que tous puissent bénéficier de cette révolution technologique
- Ouvrir un espace de dialogue national et international pour réussir collectivement un développement inclusif, équitable et écologiquement soutenable de l'IA » (L'Archevêque, 2018)

On peut constater que, l'augmentation de l'utilisation de l'intelligence artificielle peut causer certains problèmes éthiques. Cette déclaration a donc pour objectif que cette intelligence artificielle soit utilisée de manière éthique. C'est pour cela qu'elle présente certains principes à suivre, tiré de la déclaration de Montréal sur une IA responsable

- a) Principe de bien-être : le principe de l'IA doit permettre d'améliorer les conditions de vie et pas être délétère à la population.
- b) Principe de respect de l'autonomie : les individus utilisent l'IA afin d'aider à développer l'autonomie des individus ou non
- c) Principe de protection de l'intimité et de la vie privée : l'IA doit garantir la protection des données individuelles.
- d) Principe de solidarité : L'IA doit être vue comme une coopération avec toutes les parties prenantes.
- e) Principe de participation démocratique : elle doit être utilisée afin de renforcer les processus démocratiques
- f) Principe d'équité : elle doit contribuer à une société dite de juste et équitable
- g) Principe d'inclusion de la diversité
- h) Principe de prudence : il est important d'anticiper les problèmes qui pourraient être néfastes
- i) Principe de responsabilité : il est important de décider de la responsabilité de chacun en cas de problème
- j) Principe de développement soutenable : il est important de penser également aux répercussions sur la planète qu'une telle infrastructure peut causer.

Les principes e-f-g ne s'appliquent pas forcément tel quel dans notre cas. Cependant, il est possible de les voir comme un principe que tout le monde puisse avoir accès à ce type de soutien médical. Il ne devrait pas forcément être réservé aux personnes qui ont le plus d'argent, mais bien en vue d'améliorer la santé de tous. Il est également aussi important d'augmenter la littératie du public, ainsi qu'aux chercheurs universitaires (L'Archevêque, 2018).

Dans cet optique, il ne faut pas oublier que l'intelligence artificielle utilise des ressources énergétiques assez élevées. Elle émet un équivalent carbone assez élevée, ainsi qu'une consommation d'électricité massive. Celle-ci est souvent sous-estimée car les soins de santé en eux-mêmes utilisent déjà une grande quantité de carbone. On pourrait imaginer qu'un matériel diagnostique d'IA pourrait consommer entre 5 à 50 tonnes de CO₂. Tout ceci, ne prends pas

encore en compte la quantité d'eau non négligeable que cela utilise. Elle doit donc être utilisée à bon effient, lorsqu'elle est vraiment nécessaire au bien-être et à l'évolution de la médecine. Il est surtout important de l'utiliser lorsque sa plus-value a été prouvée (Richie, 2022).

5.2. Limites de ce mémoire

La limite principale de ce mémoire est l'échantillonnage. Effectivement, il n'y a pas encore énormément d'articles sur le sujet. De plus, il serait intéressant de pouvoir réaliser les IRMf de façon autonome. Cependant, vu la limite de temps, d'argent et de possibilités il n'était pas faisable dans le cadre de ce mémoire de les réaliser. Il pourrait donc avoir un biais d'échantillonnage, car les IRMf des articles viennent principalement du site ABIDE, c'est-à-dire qu'ils avaient tous les mêmes images. Cela ne va donc pas représenter la population entière.

Il pourrait également avoir un biais de publication, dans le contexte où les études avec un résultat concluant sont plus possiblement publiées. Les articles sont donc peut-être significativement très concluants. Il serait donc peut-être intéressant de regarder les études non significatives afin de voir les différentes raisons.

Conclusion

Pour conclure cette revue systématique, nous allons revenir vers la question de recherche, qui est « Comment l'utilisation de l'intelligence artificielle (deep learning) lors de l'analyse de données d'imagerie médicale fonctionnelle pourrait-elle faciliter le diagnostic de l'autisme ? » afin d'y répondre. Nous pouvons voir, grâce à l'interprétation des graphiques que l'intelligence artificielle va principalement améliorer la sensibilité des résultats. Elle va également rendre le diagnostic plus rapide ce qui va faire en sorte que la prise en charge thérapeutique soit également, plus rapide. Grâce à celle-ci, les personnes TSA pourront adapter au plus vite leur prise en charge afin de pouvoir améliorer considérablement leur qualité de vie. Cependant, dans les lectures d'IRM il est toujours important de ne pas négliger le rôle du praticien. Il est évident que l'intelligence artificielle n'est pas sans risque d'erreur, ce qui est le cas aussi pour le professionnel de la santé. Une prise en charge à double lecture permettra de diminuer les cas de faux négatifs ainsi que de faux positifs. De plus, il ne faut pas oublier le rôle thérapeutique que les professionnels de santé apportent également aux patients, mais également pour la famille. Cette relation ne peut pas être remplacée par une intelligence artificielle. Il y a aussi toute la préoccupation éthique. Il est important de bien prendre en compte la déclaration de Montréal afin d'avoir une utilisation de l'IA qui respecte la bioéthique.

Pour les recherches futures, il serait intéressant de pouvoir développer plus les *task-based fMRI* afin qu'ils soient adaptés au mieux pour les personnes TSA. Ce type d'IRM permet une meilleure classification de la sévérité du trouble du spectre autistique. Cela permettrait de encore plus, pouvoir préciser la prise en charge thérapeutique. Il serait également intéressant de pouvoir développer cette technique de l'intelligence artificielle et d'IRM pour d'autres pathologies neurodéveloppementales avec une prévalence encore plus élevée que l'autisme. Il serait également intéressant de pouvoir développer cette technique de l'intelligence artificielle avec des pathologies telles que le cancer afin de pouvoir diagnostiquer de manière plus rapide et plus correcte certains cancers.

Il serait également intéressant de trouver une méthode pour l'intelligence artificielle ne soit pas aussi polluante en carbone et en eau que ce qu'elle est actuellement. Effectivement, nous sommes dans une société où les questions de l'environnement prennent une grande place dans nos discussions et dans nos craintes de tous les jours. Une utilisation équitable de l'IA

pourrait rendre son utilisation moins problématique pour les personnes des nouvelles générations.

Dans un futur assez proche, l'IA va faire partie de notre vie de tous les jours, également pour tout ce qui est prise en charge médicale. Il est donc important de bien la connaître, bien connaître ses limites et pouvoir analyser les différentes IRM des différentes pathologies neurodéveloppementales ou cancérigènes. Si nous apprenons à ne pas avoir peur de l'IA mais de justement, apprendre à travailler avec elle, nous pourrons développer les différentes techniques ainsi que les différents traitements à être encore plus performants. Il est donc important de bien la connaître afin de bien la développer.

Bibliographie

1. Articles de revues et monographies

AGHDAM, M. A., SHARIFI, A., & PEDRAM, M. M. (2019). Diagnosis of Autism Spectrum Disorders in Young Children Based on Resting-State Functional Magnetic Resonance Imaging Data Using Convolutional Neural Networks. *Journal of Digital Imaging*, 32(6), 899-918. <https://doi.org/10.1007/s10278-019-00196-1>. [consulté le 10 avril]

AL-ARFAJ, H. K., AL-SHARYDAH, A. M., ALSUHAIBANI, S. S., ALAQEEL, S., & YOUSRY, T. (2023). Task-Based and Resting-State Functional MRI in Observing Eloquent Cerebral Areas Personalized for Epilepsy and Surgical Oncology Patients : A Review of the Current Evidence. *Journal of Personalized Medicine*, 13(2), 370. <https://doi.org/10.3390/jpm13020370>. [consulté le 10 novembre 2025]

AMISHA, Malik, P., PATHANIA, M., & RATHAUR, V. (2019). Overview of artificial intelligence in medicine. *Journal of Family Medicine and Primary Care*, 8(7), 2328. https://doi.org/10.4103/jfmpe.jfmpe_440_19. [consulté le 10 octobre 2025]

BAGHDADLI, A., BEUZON, S., BURSZTEJN, C., CONSTANT, J., DESGUERRE, I., ROGÉ, B., SQUILLANTE, M., VOISIN, J., & AUSSILLOUX, C. (2006). Recommandations pour la pratique clinique du dépistage et du diagnostic de l'autisme et des troubles envahissants du développement. *Archives de Pédiatrie*, 13(4), 373-378. <https://doi.org/10.1016/j.arcped.2005.12.011>. [consulté le 10 avril 2025]

BARNEA-GORALY, N., MARZELLI, M. J. (2013). Introduction to Neuroimaging Research in Autism Spectrum Disorders. *Springer eBooks* (p. 893-909). https://doi.org/10.1007/978-1-4614-4788-7_46 [consulté le 10 novembre 2024]

BAUER-NEGRINI, G., LUCCHESI, L. V., BOTELHO, V. R., PIANOSCHI, T. A., & Becker, C. D. L. (2024). Classification of Autism Spectrum Disorder Using a 3D-CNN Ensemble Model and Regional Homogeneity Data from the ABIDE I Dataset. In J. L. B. Marques, C. R. Rodrigues, D. O. H. Suzuki, J. Marino Neto, & R. García Ojeda (Éds.), *IX Latin American Congress on Biomedical Engineering and XXVIII Brazilian Congress on Biomedical Engineering* (Vol. 99,

p. 359-370). Springer Nature Switzerland. https://doi.org/10.1007/978-3-031-49404-8_35 . [consulté le 15 janvier 2025]

BERTRAND, D., FLUSS, J., BILLARD, C., & ZIEGLER, J. C. (2010). Efficacité, sensibilité, spécificité : comparaison de différents tests de lecture. *L'Année Psychologique*, Vol. 110(2), 299-320. <https://doi.org/10.3917/anpsy.102.0299> [consulté le 10 novembre 2025]

BOLDUC, M., & POIRIER, N. (2017). La démarche et les outils d'évaluation clinique du trouble du spectre de l'autisme à l'ère du DSM-5. *Revue de psychoéducation*, 46(1), 73-97. <https://doi.org/10.7202/1039682ar> . [consulté le 11 avril 2025]

BRUNELLE, F., BODDAERT, N., & ZILBOVICIUS, M. (2009). Autisme et imagerie cérébrale. *Bulletin de l'Académie Nationale de Médecine*, 193(2), 287-298. [https://doi.org/10.1016/S0001-4079\(19\)32582-8](https://doi.org/10.1016/S0001-4079(19)32582-8) . [consulté le 11 avril 2025]

CALLEGARIN, D., & CALLIER, P. (2021). Enjeux du déploiement de l'intelligence artificielle en santé. *Actualités Pharmaceutiques*, 60(611), 21-24. <https://doi.org/10.1016/j.actpha.2021.10.006> . [consulté le 20 mars 2025]

CHABANE, N., & PETER, C. (2023). Le Trouble du Spectre de l'Autisme : Repérage, diagnostic et interventions précoces. *Revue suisse de pédagogie spécialisée*, 13(01), 2-8. <https://doi.org/10.57161/r2023-01-01> . [consulté le 10 novembre 2024]

CHEN, ZHIYI, XUERONG LIU, QINGWU YANG, YAN-JIANG WANG, KUAN MIAO, ZHENG GONG, YANG YU, ET AL. Evaluation of Risk of Bias in Neuroimaging-Based Artificial Intelligence Models for Psychiatric Diagnosis . *JAMA Network* 2023;6(3):e231671. doi:10.1001/jamanetworkopen.2023.1671[consulté le 20 avril 2025]

CROCQ, M.-A., & GUELFY, J.-D. (avec American psychiatric association). (2015). *DSM-5 : Manuel diagnostique et statistique des troubles mentaux* (5e éd). Elsevier Masson.

DATA ANALYTICS IN BIOINFORMATICS. (2021). Dans *Wiley eBooks*. <https://doi.org/10.1002/9781119785620>

DE SAINT-AFFRIQUE, D. (2021). Intelligence artificielle et médecine : quelles règles éthiques et juridiques pour une IA responsable ? *Médecine & Droit*, 2022(172), 5-7. <https://doi.org/10.1016/j.meddro.2021.09.001> [consulté le 15 novembre 2024]

DELACOUR, H, A SERVONNET, A PERROT, J F VIGEZZI, ET J M RAMIREZ. « La courbe ROC (receiver operating characteristic) : principes et principales applications en biologie clinique », s. d.. [consulté le 15 novembre 2025]

DESAUNAY, P., GUÉNOLÉ, F., EUSTACHE, F., BALEYTE, J., & GUILLERY-GIRARD, B. (2014b). Autisme et connectivité cérébrale : contribution des études de neuroimagerie à la compréhension des signes cliniques. *Revue de Neuropsychologie, Volume* 6(1), 25-35. <https://doi.org/10.1684/nrp.2014.0296> . [consulté le 11 avril 2025]

ECKER, C., BOOKHEIMER, S. Y., & MURPHY, D. G. M. (2015). Neuroimaging in autism spectrum disorder : brain structure and function across the lifespan. *The Lancet Neurology*, 14(11), 1121-1134. [https://doi.org/10.1016/s1474-4422\(15\)00050-2](https://doi.org/10.1016/s1474-4422(15)00050-2) . [consulté le 10 novembre 2024]

FAIZO, N. L. (2022). A narrative review of MRI changes correlated to signs and symptoms of autism. *Medicine*, 101(34), e30059. <https://doi.org/10.1097/MD.00000000000030059> . [consulté le 15 janvier 2025]

FENG, M., & XU, J. (2023). Detection of ASD Children through Deep-Learning Application of fMRI. *Children*, 10(10), 1654. <https://doi.org/10.3390/children10101654> . [consulté le 10 janvier 2025]

FIROUZI, M. H., & FADAEI, S. (2024). Deep Learning-based Classification of Autism Spectrum Disorder Using Resting State fMRI Data. *International Journal Of Engineering*, 38(4), 785-795. <https://doi.org/10.5829/ije.2025.38.04a.10> . [consulté le 10 janvier 2025]

FRIGAUX, A., EVRARD, R., & LIGHEZZOLO-ALNOT, J. (2019). L'ADI-R et l'ADOS face au diagnostic différentiel des troubles du spectre autistique : Intérêts, limites et ouvertures. *L'Encéphale*, 45(5), 441-448. <https://doi.org/10.1016/j.encep.2019.07.002> . [consulté le 15 novembre 2024]

FUSAR-POLI, L., BRONDINO, N., ROCCHETTI, M., PANISI, C., PROVENZANI, U., DAMIANI, S., & POLITI, P. (2017). Diagnosing ASD in Adults Without ID : Accuracy of the ADOS-2 and the ADI-R. *Journal of Autism and Developmental Disorders*, 47(11), 3370-3379. <https://doi.org/10.1007/s10803-017-3258-2> . [consulté le 15 avril 2025]

FUSHIKI, T. (2011). Estimation of prediction error by using K-fold cross-validation. *Statistics and Computing*, 21(2), 137-146. <https://doi.org/10.1007/s11222-009-9153-8> . [consulté le 15 janvier 2025]

GANESHAN, H., SURESH, C., ANNIREDDY, A., PAMIDIMUKKALA, C., & ALLENI, S. (2025). Autism Spectrum Detection Using 3D CNN. In K. Kumar Singh, S. Singh, S. Srivastava, & M. K. Bajpai (Éds.), *Machine Vision and Augmented Intelligence* (Vol. 1211, p. 749-765). Springer Nature Singapore. https://doi.org/10.1007/978-981-97-4359-9_67 . [consulté le 15 novembre 2025]

GEDDA, M. (2014). Traduction française des lignes directrices PRISMA pour l'écriture et la lecture des revues systématiques et des méta-analyses. *Kinésithérapie la Revue*, 15(157), 39-44. <https://doi.org/10.1016/j.kine.2014.11.004> . [consulté le 30 avril 2025]

GIANSANTI, D. (2023). An Umbrella Review of the Fusion of fMRI and AI in Autism. *Diagnostics*, 13(23), 3552. <https://doi.org/10.3390/diagnostics13233552> . [consulté le 30 avril 2025]

GIRAULT, J. B., & PIVEN, J. (2020). The Neurodevelopment of Autism from Infancy Through Toddlerhood. *Neuroimaging Clinics of North America*, 30(1), 97-114. <https://doi.org/10.1016/j.nic.2019.09.009> . [consulté le 11 novembre 2025]

GLASER, J. I., BENJAMIN, A. S., FARHOODI, R., & KORDING, K. P. (2019). The roles of supervised machine learning in systems neuroscience. *Progress In Neurobiology*, 175, 126-137. <https://doi.org/10.1016/j.pneurobio.2019.01.008> . [consulté le 10 octobre 2024]

GODFRAIND, T.. *Réflexion sur l'apport de l'intelligence artificielle à la pratique médicale* . In: *Louvain médical*, Vol. 139, no.7, p. 428-435 (2020) [consulté le 20 avril 2025]

GUERRERO QUIÑONES, J. Using Artificial Intelligence to Enhance Patient Autonomy in Healthcare Decision-Making *AI & SOCIETY* 40, n° 3 (mars 2025): 1917-26. <https://doi.org/10.1007/s00146-024-01956-6>. [consulté le 20 avril 2025]

GUO, Y., LIU, Y., OERLEMANS, A., LAO, S., WU, S., & LEW, M. S. (2016). Deep learning for visual understanding : A review. *Neurocomputing*, 187, 27-48. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2015.09.116> . [consulté le 10 octobre 2024]

HAGLUND, N., DAHLGREN, S., RÅSTAM, M., GUSTAFSSON, P., & KÄLLÉN, K. (2021). Improvement of Autism Symptoms After Comprehensive Intensive Early Interventions in Community Settings. *Journal of the American Psychiatric Nurses Association*, 27(6), 483-495. <https://doi.org/10.1177/1078390320915257> . [consulté le 20 avril 2025]

HASBOUN, D., CHANTÔME, M., ZOUAOU, A., SAHEL, M., BAULAC, M., MARSAULT, C., DUyme, M., & DORMONT, D. (1996). Évaluation du volume cérébral : Reproductibilité et précision d'une technique 3D IRM. *Bulletins et Mémoires de la Société D Anthropologie de Paris*, 8(1), 43-56. <https://doi.org/10.3406/bmsap.1996.2427>[consulté le 10 avril 2025]

Haweel, R., Seada, N. A., Ghoniemy, S., & ElBaz, A. (2021). A REVIEW ON AUTISM SPECTRUM DISORDER DIAGNOSIS USING TASK-BASED FUNCTIONAL MRI. *International Journal Of Intelligent Computing And Information Sciences/International Journal Of Intelligent Computing And Information Sciences*, 21(2), 23-40. <https://doi.org/10.21608/ijicis.2021.75525.1090>. [consulté le 11 janvier 2025]

Haweel, R., Seada, N., Ghoniemy, S., Alghamdi, N. S., & El-Baz, A. (2021). A CNN Deep Local and Global ASD Classification Approach with Continuous Wavelet Transform Using Task-Based FMRI. *Sensors*, 21(17), 5822. <https://doi.org/10.3390/s21175822>. [consulté le 11 janvier 2025]

Haweel, R., Shalaby, A., Mahmoud, A., Seada, N., Ghoniemy, S., Ghazal, M., Casanova, M. F., Barnes, G. N., & El-Baz, A. (2020). A robust DWT–CNN-based CAD system for early diagnosis of autism using task-based fMRI. *Medical Physics*, 48(5), 2315-2326. <https://doi.org/10.1002/mp.14692> . [consulté le 11 janvier 2025]

HEINSFELD, A. S., FRANCO, A. R., CRADDOCK, R. C., BUCHWEITZ, A., & MENEGUZZI, F. (2017b). Identification of autism spectrum disorder using deep learning and the ABIDE dataset. *NeuroImage Clinical*, 17, 16-23. <https://doi.org/10.1016/j.nicl.2017.08.017> . [consulté le 15 novembre 2024]

HELMY, E., ELNAKIB, A., ELNAKIEB, Y., KHUDRI, M., ABDELRAHIM, M., YOUSAF, J., GHAZAL, M., CONTRACTOR, S., BARNES, G. N., & EL-BAZ, A. (2023). Role of Artificial Intelligence for Autism Diagnosis Using DTI and fMRI : A Survey. *Biomedicines*, 11(7), 1858. <https://doi.org/10.3390/biomedicines11071858> . [consulté le 10 avril 2025]

HUANG, S., DE BRIGARD, F., CABEZA, R., & DAVIS, S. W. (2024). Connectivity analyses for task-based fMRI. *Physics Of Life Reviews*, 49, 139-156. <https://doi.org/10.1016/j.plrev.2024.04.012> . [consulté le 10 avril 2025]

HUDA, S., KHAN, D. M., MASROOR, K., WARDA, N., RASHID, A., & SHABBIR, M. (2024b). Advancements in automated diagnosis of autism spectrum disorder through deep learning and resting-state functional mri biomarkers : a systematic review. *Cognitive Neurodynamics*, 18(6), 3585-3601. <https://doi.org/10.1007/s11571-024-10176-z> . [consulté le 15 janvier 2025]

HURWITZ, S., & YIRMIYA, N. (2013). Autism Diagnostic Observation Schedule (ADOS) and Its Uses in Research and Practice. Dans *Springer eBooks* (p. 345-353). https://doi.org/10.1007/978-1-4614-4788-7_16 . [consulté le 10 octobre 2024]

INDOLIA, S., GOSWAMI, A. K., MISHRA, S. P., & ASOPA, P. (2018). Conceptual Understanding of Convolutional Neural Network- A Deep Learning Approach. *Procedia Computer Science*, 132, 679-688. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2018.05.069> . [consulté le 18 mars 2025]

IX LATIN AMERICAN CONGRESS ON BIOMEDICAL ENGINEERING AND XXVIII BRAZILIAN CONGRESS ON BIOMEDICAL ENGINEERING. (2024). Dans *IFMBE proceedings*. <https://doi.org/10.1007/978-3-031-49404-8> . [consulté le 14 janvier 2025]

JENKINSON, M., BECKMANN, C. F., BEHRENS, T. E. J., WOOLRICH, M. W., & SMITH, S. M. (2012). FSL. *NeuroImage*, 62(2), 782-790. <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2011.09.015> . [consulté le 17 avril 2025]

JIANG, T., GRADUS, J. L., & ROSELLINI, A. J. (2020). Supervised Machine Learning : A brief primer. *Behavior Therapy*, 51(5), 675-687. <https://doi.org/10.1016/j.beth.2020.05.002> [consulté le 15 octobre 2024]

JIANG, W., LIU, S., ZHANG, H., SUN, X., WANG, S., ZHAO, J., & YAN, J. (2022). CNNG : A Convolutional Neural Networks With Gated Recurrent Units for Autism Spectrum Disorder Classification. *Frontiers In Aging Neuroscience*, 14. <https://doi.org/10.3389/fnagi.2022.948704> . [consulté le 10 janvier 2025]

KAMP-BECKER, I., TAUSCHER, J., WOLFF, N., KÜPPER, C., POUSTKA, L., ROEPKE, S., ROESSNER, V., HEIDER, D., & STROTH, S. (2021). Is the Combination of ADOS and ADI-R Necessary to Classify ASD ? Rethinking the “Gold Standard” in Diagnosing ASD. *Frontiers In Psychiatry*, 12. <https://doi.org/10.3389/fpsyt.2021.727308> . [consulté le 26 octobre 2025]

KAUR, P., & KAUR, A. (2023). Review of Progress in Diagnostic Studies of Autism Spectrum Disorder Using Neuroimaging. *Interdisciplinary Sciences Computational Life Sciences*. <https://doi.org/10.1007/s12539-022-00548-6> . [consulté le 26 octobre 2025]

KRISHNAMURTHY, K., CHAN, M. M. Y., & HAN, Y. M. Y. (2022). Neural substrates underlying effortful control deficit in autism spectrum disorder : a meta-analysis of fMRI studies. *Scientific Reports*, 12(1). <https://doi.org/10.1038/s41598-022-25051-2> . [consulté le 23 decembre 2024]

L'ADI-R. (s. d.). Comprendre L'autisme. <https://comprendrelautisme.com/les-tests/ladi-r/>. [consulté le 10 octobre 2024]

L'ADOS-2. (s. d.). Comprendre L'autisme. <https://comprendrelautisme.com/les-tests/lados-2/>. [consulté le 10 octobre 2024]

L'ARCHEVÊQUE, S. (2018). *Rapport des activités de la déclaration de Montréal..* [consulté le 15 mars 2025]

LAMANI, M. R., & BENADIT, P. J. (2024). A Review on Deep Learning Algorithms in the Detection of Autism Spectrum Disorder. *Lecture Notes In Networks And Systems*, 283-297. https://doi.org/10.1007/978-981-99-9043-6_24 . [consulté le 15 fevrier 2025]

LE GUEN M., *la boîte à moustache de TUKEY, ou outil pour initier à la statistique*. Statistiquement votre – SDFS , 2001, 4, PP.1-3

LEBERSFELD, J. B., SWANSON, M., CLESI, C. D., & O'KELLEY, S. E. (2021). Systematic Review and Meta-Analysis of the Clinical Utility of the ADOS-2 and the ADI-R in Diagnosing Autism Spectrum Disorders in Children. *Journal Of Autism And Developmental Disorders*, 51(11), 4101-4114. <https://doi.org/10.1007/s10803-020-04839-z> . [consulté le 15 février 2025]

LEE, J. M., KYEONG, S., KIM, E., & CHEON, K. (2016b). Abnormalities of Inter- and Intra-Hemispheric Functional Connectivity in Autism Spectrum Disorders : A Study Using the Autism Brain Imaging Data Exchange Database. *Frontiers In Neuroscience*, 10. <https://doi.org/10.3389/fnins.2016.00191> . [consulté le 17 mars 2025]

LIM, S. S., PHAN, T. D., LAW, M., GOH, G. S., MORIARTY, H. K., LUKIES, M. W., JOSEPH, T., & CLEMENTS, W. (2022). Non-radiologist perception of the use of artificial intelligence (AI) in diagnostic medical imaging reports. *Journal Of Medical Imaging And Radiation Oncology*, 66(8), 1029-1034. <https://doi.org/10.1111/1754-9485.13388> . [consulté le 19 mars 2025]

LIU, M., LI, B., & HU, D. (2021). Autism Spectrum Disorder Studies Using fMRI Data and Machine Learning: A Review. *Frontiers in Neuroscience*, 15, 697870. <https://doi.org/10.3389/fnins.2021.697870> . [consulté le 5 janvier 2025]

MOSKOLA R.. (2022) *l'Exploitation des algorithmes d'apprentissage profond et des séries temporelles d'images satellitaires pour la prédiction de la déforestation. Traitement du signal et de l'image [eess.SP]*. thèse en informatique, Université Bourgogne Franche-Comté; Université de Maroua, . [consulté le 22 mars 2025]

MIGNOT, L., ET SCHULTZ E., (2022). Les innovations d'intelligence artificielle en radiologie à l'épreuve des régulations du système de santé: *Réseaux* N° 232-233, n° 2. <https://doi.org/10.3917/res.232.0065>. [consulté le 17 avril 2025]

MILASAN, L. H., & SCOTT-PURDY, D. (2025). The Future of Artificial Intelligence in Mental Health Nursing Practice : An Integrative Review. *International Journal of Mental Health Nursing*, 34(1), e70003. <https://doi.org/10.1111/inm.70003> . [consulté le 22 mars 2025]

NIELSEN, J. A., ZIELINSKI, B. A., FLETCHER, P. T., ALEXANDER, A. L., LANGE, N., BIGLER, E. D., LAINHART, J. E., & ANDERSON, J. S. (2013). Multisite functional connectivity MRI

classification of autism : ABIDE results. *Frontiers In Human Neuroscience*, 7. <https://doi.org/10.3389/fnhum.2013.00599> . [consulté le 3 mars 2025]

PARUI, S. (2023). Artificial intelligence and sensor-based autism spectrum disorder diagnosis using brain connectivity analysis. *Computers and Electrical Engineering*.. [consulté le 5 avril 2025]

PARUI, S., SAMANTA, D., CHAKRAVORTY, N., GHOSH, U., & RODRIGUES, J. J. (2023). Artificial intelligence and sensor-based autism spectrum disorder diagnosis using brain connectivity analysis. *Computers & Electrical Engineering*, 108, 108720. <https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2023.108720> . [consulté le 10 janvier 2025]

PHILIP, R. C., DAUVERMANN, M. R., WHALLEY, H. C., BAYNHAM, K., LAWRIE, S. M., & STANFIELD, A. C. (2011B). A systematic review and meta-analysis of the fMRI investigation of autism spectrum disorders. *Neuroscience & Biobehavioral Reviews*, 36(2), 901-942. <https://doi.org/10.1016/j.neubiorev.2011.10.008> . [consulté le 23 novembre 2024]

POLO, T. C. F., & MIOT, H. A. (2020). Aplicações da curva ROC em estudos clínicos e experimentais. *Jornal Vascular Brasileiro*, 19. <https://doi.org/10.1590/1677-5449.200186> [consulté le 19 octobre 2025]

QIU, L., & ZHAI, J. (2024). A hybrid CNN-SVM model for enhanced autism diagnosis. *PLoS ONE*, 19(5), e0302236. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0302236> . [consulté le 8 janvier 2025]

QUIÑONES, J. L. G. (2024). Using artificial intelligence to enhance patient autonomy in healthcare decision-making. *AI & Society*. <https://doi.org/10.1007/s00146-024-01956-6> . [consulté le 22 Avril 2025]

RAFIEE, F., HABIBABADI, R. R., MOTAGHI, M., YOUSEM, D. M., & YOUSEM, I. J. (2021). Brain MRI in Autism Spectrum Disorder : Narrative Review and Recent Advances. *Journal Of Magnetic Resonance Imaging*, 55(6), 1613-1624. <https://doi.org/10.1002/jmri.27949> [consulté le 16 novembre 2024]

RICHIE, C. (2022). Environmentally sustainable development and use of artificial intelligence in health care. *Bioethics*, 36(5), 547-555. <https://doi.org/10.1111/bioe.13018> . [consulté le 17 avril 2025]

SABEGH, A. M., SAMADZADEHAGHDAM, N., SEYEDARABI, H., & GHADIRI, T. (2023). Automatic detection of autism spectrum disorder based on fMRI images using a novel convolutional neural network. *Research on Biomedical Engineering*, 39(2), 407-413. <https://doi.org/10.1007/s42600-023-00275-x> . [consulté le 19 janvier 2025]

SAN MIGUEL, L., OBYN, C., VINCK, I., DE MEESTER, C., JESPERS, V., & POUPPEZ, C. (2023). *Comment évaluer les technologies numériques médicales en vue de leur remboursement : Synthèse* (1^{re} éd.). Centre Fédéral d'Expertise des Soins de Santé (KCE). <https://doi.org/10.57598/R362BS> . [consulté le 26 février 2025]

SAN MIGUEL L., OBYN C., VINCK I. DE MEESTER C., JESPERS V. & POUPPEZ C.. *Comment évaluer les technologies numériques médicales en vue de leur remboursement*. Health Technology Assessment (HTA). Bruxelles. Centre Fédéral d'Expertise des Soins de Santé (KCE). 2023. KCE Reports 362B. DOI: [10.57598/R362BS](https://doi.org/10.57598/R362BS). [consulté le 17 février 2025]

SANTANA, C. P., DE CARVALHO, E. A., RODRIGUES, I. D., BASTOS, G. S., DE SOUZA, A. D., & DE BRITO, L. L. (2022). rs-fMRI and machine learning for ASD diagnosis : A systematic review and meta-analysis. *Scientific Reports*, 12(1), 6030. <https://doi.org/10.1038/s41598-022-09821-6> . [consulté le 28 octobre 2024]

SARKER, I. H. (2021). Deep Learning : A Comprehensive Overview on Techniques, Taxonomy, Applications and Research Directions. *SN Computer Science*, 2(6), 420. <https://doi.org/10.1007/s42979-021-00815-1> . [consulté le 2 janvier 2025]

SCHREIBMAN, L., DAWSON, G., STAHLER, A. C., LANDA, R., ROGERS, S. J., MCGEE, G. G., KASARI, C., INGERSOLL, B., KAISER, A. P., BRUINSMA, Y., MCNERNEY, E., WETHERBY, A., & HALLADAY, A. (2015). Naturalistic Developmental Behavioral Interventions : Empirically Validated Treatments for Autism Spectrum Disorder. *Journal of Autism and Developmental Disorders*, 45(8), 2411-2428. <https://doi.org/10.1007/s10803-015-2407-8> . [consulté le 3 février 2025]

SETHI, A., GUPTA, T., RANJAN, R., SRIVASTAVA, V., & BHOLE, G. V. (2024). Artificial Intelligence in Healthcare and Medicine. Dans *Lecture notes in electrical engineering* (p. 397-403). https://doi.org/10.1007/978-981-99-7954-7_36 . [consulté le 19 janvier 2025]

SHERKATGHANAD, Z., AKHONDZADEH, M., SALARI, S., ZOMORODI-MOGHADAM, M., ABDAR, M., ACHARYA, U. R., KHOSROWABADI, R., & SALARI, V. (2020). Automated Detection of Autism Spectrum Disorder Using a Convolutional Neural Network. *Frontiers in Neuroscience*, 13, 1325. <https://doi.org/10.3389/fnins.2019.01325> . [consulté le 3 février 2025]

STOGIANNOS, N., HARVEY-LLOYD, J. M., NUGENT, B., BRAMMER, A., CARLIER, S., CLEAVER, K., McNULTY, J. P., SÁ DOS REIS, C., & MALAMATENIOU, C. (2022). Autism-friendly MRI : Improving radiography practice in the UK, a survey of radiographer practitioners. *Radiography*, 28(1), 133-141. <https://doi.org/10.1016/j.radi.2021.09.003> . [consulté le 25 avril 2025]

STRANSKY, M. L., COBB, L., MENON, N., BARNARD, E., BELFLEUR, C., SCAHILL, L., & KUHN, J. (2025). Reinvigorating the Promise of the National Database for Autism Research (NDAR) to Advance Autism Knowledge. *Journal of Autism and Developmental Disorders*, 55(1), 385-389. <https://doi.org/10.1007/s10803-024-06641-7>. [consulté le 25 octobre 2025]

TANG, Y., TONG, G., XIONG, X., ZHANG, C., ZHANG, H., & YANG, Y. (2023). Multi-site diagnostic classification of Autism spectrum disorder using adversarial deep learning on resting-state fMRI. *Biomedical Signal Processing And Control*, 85, 104892. <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2023.104892> . [consulté le 17 février 2025]

UDDIN, M., WANG, Y., & WOODBURY-SMITH, M. (2019). Artificial intelligence for precision medicine in neurodevelopmental disorders. *Npj Digital Medicine*, 2(1). <https://doi.org/10.1038/s41746-019-0191-0> [consulté le 30 avril 2025]

YANG, X., SCHRADER, P. T., & ZHANG, N. (2020). A deep neural network study of the ABIDE repository on autism spectrum classification. *International journal of advanced computer science and applications*, 11(4). [consulté le 30 avril 2025]

YANG, X., ZHANG, N., & SCHRADER, P. (2022). A study of brain networks for autism spectrum disorder classification using resting-state functional connectivity. *Machine Learning With Applications*, 8, 100290. <https://doi.org/10.1016/j.mlwa.2022.100290> . [consulté le 14 janvier 2025]

YIN, W., LI, L., & WU, F. (2020). Deep learning for brain disorder diagnosis based on fMRI images. *Neurocomputing*, 469, 332-345. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2020.05.113> . [consulté le 25 novembre 2025]

ZARRAR, S., STEVEN, G., QINGYANG, L., YASSINE, B., CHAOGAN, Y., ZHEN, Y., MICHAEL, M., PIERRE, B., & CAMERON, C. (2015). The Preprocessed Connectomes Project Quality Assessment Protocol - a resource for measuring the quality of MRI data. *Frontiers In Neuroscience*, 9. <https://doi.org/10.3389/conf.fnins.2015.91.00047> . [consulté le 23 octobre 2024]

ZHANG, J., FENG, F., HAN, T., GONG, X., & DUAN, F. (2022b). Detection of Autism Spectrum Disorder using fMRI Functional Connectivity with Feature Selection and Deep Learning. *Cognitive Computation*, 15(4), 1106-1117. <https://doi.org/10.1007/s12559-021-09981-z> . [consulté le 22 octobre 2024]

ZWAIGENBAUM, L., BRIAN, J. A., & IP, A. (2019). Le dépistage précoce du trouble du spectre de l'autisme chez les jeunes enfants. *Paediatrics & Child Health*, 24(7), 433-443. <https://doi.org/10.1093/pch/pxz120> . [consulté le 29 mars 2025]

2. Sites internet et références en ligne

AUTISME SUISSE ROMANDE. (s. d.). *Tests diagnostics*. Autisme Suisse Romande. disponible sur le site web de l'autisme suisse Romande : <https://www.autisme.ch/autisme/diagnostic-et-evaluation/evaluation/tests-diagnostics> [consulté le 23 octobre 2024]

FÉDÉRATION QUÉBÉCOISE DE L'AUTISME. (2025, 10 février). *Les étapes de l'évaluation diagnostique* - L'autisme. Disponible sur le site web : <https://www.autisme.qc.ca/je-suis-autiste/les-etapes-de-levaluation-diagnostique> [consulté le 10 avril 2025]

GUELFJ J., ROUILLON F. & MALLER L., (2021). *Manuel de psychiatrie* , 4^E EDITION ,
 . <https://books.google.be/books?id=jEVDEAAAQBAJ&lpg=PA186&dq=irm%20fonctionnell%20et%20autisme%20image&lr&hl=fr&pg=PP1#v=onepage&q&f=true>

HAS *trouble du spectre de l'autisme*. Haute autorité de santé. (Février 2018) disponible sur le site web de l'HAS : https://www.has-sante.fr/upload/docs/application/pdf/2018-02/tsa_-_des_signes_dalerte_a_la_consultation_dediee_en_soins_primaire_1er_ligne_-_synthese.pdf
[consulté le 23 octobre 2024]

PRISMA STATEMENT. (2020). PRISMA Statement. Disponible sur le site web de la méthode prisme <https://www.prisma-statement.org/>

SER, C. (2024, août 21). Cadena SER. *Cadena SER* “disponible sur le site web de “. <https://cadenaser.com/comunitat-valenciana/2024/08/21/el-hospital-doctor-peset-cuenta-con-una-nueva-sala-de-radiologia-digital-robotizada-para-atender-las-urgencias-radio-valencia/> [consulté le 10 avril 2025]

SER, C. (2024b, novembre 26). Cadena SER. *Cadena SER*. Disponible sur le site web : <https://cadenaser.com/galicia/2024/11/26/la-inteligencia-artificial-revoluciona-el-radiodiagnostico-en-el-chuac-radio-coruna>

WESP2234 : cours de la stratégie de la decision medical (2024-25)

