

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA
RECHERCHE SCIENTIFIQUE

Université de Mohamed El-Bachir El-Ibrahimi - Bordj Bou Arreridj

Faculté des Sciences et de la technologie

Département d'électronique

Mémoire

Présenté pour obtenir le diplôme de MASTER

FILIERE : Télécommunication

Spécialité : systèmes de télécommunication

Par

Remmache Sara

Intitulé

Localisation basée sur UWB améliorée par l'IA dans les réseaux sans fil

Soutenu le : 29 / 06 / 2025

Devant le Jury composé de :

<i>Nom & Prénom</i>	<i>Grade</i>	<i>Qualité</i>	<i>Etablissement</i>
<i>M.Flissi Mustapha</i>	<i>MCA</i>	<i>Président</i>	<i>Univ-BBA</i>
<i>M.Boussahoul Abdelkrim</i>	<i>MAA</i>	<i>Encadreur</i>	<i>Univ-BBA</i>
<i>Mme.Fenenniche Wafa</i>	<i>MCB</i>	<i>Examineur</i>	<i>Univ-BBA</i>

Année Universitaire 2024/2025

Remerciement

Avant tout, je rends grâce à Dieu, Le Tout-Puissant, pour m'avoir guidée, accordé la patience, la persévérance et la force nécessaires pour mener à bien ce travail.

*Je tiens à exprimer ma profonde gratitude à Monsieur **Boussahoul Abdelkrim**, mon encadreur, professeur à la Faculté des Sciences et de la Technologie de l'Université Mohammed El Bachir El Tbrahimi, pour sa disponibilité, ses conseils précieux, son accompagnement constant et la confiance qu'il m'a accordée tout au long de la réalisation de ce mémoire.*

*Je remercie également l'ensemble des **enseignants du département d'électronique** pour la qualité de leur enseignement et leur engagement, qui ont grandement contribué à ma formation durant ces cinq dernières années.*

Un grand bravo à moi-même aussi, pour avoir survécu aux nuits blanches, aux cafés en quantité industrielle, et à tous les moments où j'ai douté... mais je ne me suis jamais laissée abattre !

Enfin, j'adresse mes sincères remerciements à toutes les personnes qui, de près ou de loin, ont contribué à l'aboutissement de ce travail. Que chacun trouve ici l'expression de ma reconnaissance.

Dédicace :

*Avant tout, je rends grâce à Allah, Le Tout-Puissant, pour Sa lumière et
Son soutien tout au long de ce voyage.*

*Je me félicite pour la force et la patience dont j'ai fait preuve, malgré les obstacles
rencontrés.*

*Je dédie une immense gratitude à ma famille, pilier de ma vie, pour son amour sans
faille et son soutien inconditionnel. Ma mère, **Layadi Amel**, que Dieu la protège
et la garde longtemps parmi nous, a toujours été présente par ses prières et ses sacrifices.*

*Mon père, **Laid Remmache**, m'a donné tout ce dont j'avais besoin pour avancer,
et ce travail est aussi le fruit de sa confiance et de son amour.*

*Je remercie chaleureusement mes proches, dont la présence et les encouragements ont
été une source précieuse de motivation.*

*Enfin, je n'oublie pas mes enseignants du département d'électronique, qui ont partagé
généreusement leurs connaissances et m'ont accompagné avec bienveillance tout au long
de mes études.*

Table des matières

Introduction Générale.....	1
----------------------------	---

Chapitre 01 : Les systèmes de localisation Indoor (UWB)

1.1	Introduction	3
1.2	Systèmes GPS localisation Outdoor	3
1.2.1	Définition	3
1.2.2	Caractéristiques du GPS.....	5
1.3	Les systèmes de localisation indoor	5
1.4	UWB (Ultra-Wideband)	6
1.4.1	Définition	6
1.4.2	Caractéristiques de la technologie UWB	6
1.4.3	Applications	8
1.4.4	Comparaison des systèmes de localisation.....	9
1.4.5	Problèmes et inconvénients des systèmes UWB.....	10
1.5	Les différentes techniques de localisation basée sur les méthodes TOA et TDOA	12
1.5.1	La méthode TOA :.....	12
1.5.2	La méthode TDOA.....	14
1.6	Les difficultés de détermination de la trajectoire dans systèmes non linéaires (en présence du bruit ou les multi-trajets).....	15
1.6.1	L'effet du bruit dans les systèmes non linéaires	16
1.6.2	Les multi-trajets : un défi pour la localisation.....	16
1.6.3	Effets combinés du bruit et des multi-trajets.....	16
1.6.4	Approches pour atténuer les effets du bruit multi-trajet	16
1.7	Conclusion.....	17

Chapitre 02 : Estimation pa Réseaux de neurones

2.1	Introduction	20
2.2	L'intelligence Artificiel IA.....	20

2.3	Les réseaux neurones (Définition et origines).....	21
2.3.1	Parallèle entre neurone biologique et neurone artificiel.....	22
2.4	Différents Types des réseaux neurones	23
2.4.1	Les réseaux dynamiques (bouclé)	24
2.4.2	Les réseaux statiques (non bouclé).....	24
2.5	Principe d'apprentissage d'un Perceptron Multi-Couche (MLP).....	28
2.6	Etude des techniques d'élimination de bruits et sources d'interférence (Multi-Trajets) par Réseaux de neurones	30
2.6.1	Elimination de bruits et sources d'interférence (Multi-Trajets) par Réseaux de neurones	30
2.6.2	Elimination de bruits et sources d'interférence (Multi-Trajets) par filtre de Kalman	30
2.6.3	Autres approches de réduction du bruit.....	30
2.7	Avantages des réseaux neurones par rapport aux techniques précédentes	31
2.8	Conclusion :.....	32

Chapitre 03 : Implémentation et résultats de simulation

3.1	Introduction	34
3.2	Présentation des algorithmes	34
3.2.1	Réseaux de Neurones Multicouches (MLP).....	34
3.2.2	Réseau Cascade-Forward	34
3.2.3	Justification du Choix de l'Algorithme d'Entraînement : trainbr	36
3.3	L'apprentissage.....	36
3.3.1	Préparation des données	36
3.3.2	Fonction d'activation et sortie du neurone	36
3.3.3	Fonction d'erreur.....	37
3.3.4	La rétropropagation	38
3.4	Simulation avec MATLAB	38

3.4.1	Données utilisées.....	38
3.5	Résultats de la simulation	40
3.5.1	Analyse Graphique	40
3.6	Discussion des résultats	45
3.6.1	Comparaison des trajectoires estimées.....	45
3.6.2	Erreur euclidienne cumulée.....	45
3.6.3	Résultats numériques.....	46
2.8.1	46
3.7	Conclusion.....	47
	Conclusion Générale	49
	Références	52

Liste des figures

Figure 1.1 : Classification des Technologies de Géolocalisation : Indoor vs Outdoor.....	3
Figure 1.2 : les trois segments.....	4
Figure 1.3 : les différentes applications de la technologie UWB [58].....	9
Figure 1.4: Comparaison des systèmes de localisation [26].	10
Figure 1.5 : l'effet des trajets multiples en communication sans fil.....	11
Figure 1.6: positionnement basé sur les mesures TOA.....	13
Figure 1.7 : Positionnement basé sur les mesures TDOA [30].	15
Figure 2.1: Représentation des relations entre intelligence artificielle, apprentissage automatique et apprentissage profond.	21
Figure 2.2: Similitudes entre les neurones biologiques et artificiels [59].....	23
Figure 2.3: exemple d'un réseau de neurone bouclé (dynamique).....	24
Figure 2.4: Réseau de neurones statique à deux couches [60].....	25
Figure 2.5: Réseau neuronal convolutif Architecture CNN [61].....	25
Figure 2.6: Structure typique d'un réseau de neurones de type RBF [62].....	26
Figure 2.7: Architecture d'un réseau de neurones multicouches MLP [47].....	27
Figure 2.8: Fonctions d'Activation Non Linéaires dans les Réseaux de Neurones [49].....	28
Figure 3.1 : Architecture du réseau de neurones cascade-forward utilisé pour l'estimation des coordonnées (X, Y).	35
Figure 3.2 : la fonction d'activation tanh.....	37
Figure 3.3 : visualisation graphique du réseau de neurones.....	40
Figure 3.4 : Comparaison des positions estimées (X, Y) – Test 1.....	41
Figure 3.5 : Erreur Euclidienne cumulée des estimations – Test 1.....	41
Figure 3.6 : Comparaison des positions estimées (X, Y) – Test 2.....	42
Figure 3.7 : Erreur Euclidienne cumulée des estimations – Test 2.....	42
Figure 3.8 : Comparaison des positions estimées (X, Y) – Test 3.....	43
Figure 3.9 : Erreur Euclidienne cumulée des estimations – Test 3.....	43
Figure 3.10 : Comparaison des positions estimées (X, Y) – Test 4.....	44
Figure 3.11 : Erreur Euclidienne cumulée des estimations – Test 4.....	44
Figure 3.12 : comparaison de l'erreur totale MLP vs Kalman.	45

Liste des tableaux

Tableau 1.1: caractéristique du GPS	5
Tableau 2.1: Comparaison entre neurone biologique et neurone artificiel	23
Tableau3. 1: Architecture du réseau de neurones retenue.....	35
Tableau3. 2 :les paramètres du réseau de neurones utilisés	39
Tableau 3.3 :Comparaison des erreurs RMSE entre le réseau de neurones MLP et le filtre de Kalman sur différents jeux de données de test.....	46

Liste des abréviations

UWB :	Ultra Wide Band
IA :	Intelligence Artificielle
RN :	Réseau de Neurones
MLP :	Multi-Layer Perceptron
RBF :	Radial Basis Function
RNN :	Recurrent Neural Network
CNN :	Convolutional Neural Network
TOA :	Time of Arrival
TDOA :	Time Difference of Arrival
LOS :	Line of Sight
NLOS :	Non-Line of Sight
RMSE :	Root Mean Square Error
MSE :	Mean Square Error
GPS :	Global Positioning System
KF :	Kalman Filter
MATLAB :	Matrix Laboratory
ANN :	Artificial Neural Network
BR :	Bayesian Regularization
SNR :	Signal-to-Noise Ratio
2D / 3D :	Deux / Trois Dimensions
Wi-Fi :	Wireless Fidelity
RFID :	Radio Frequency Identification
FCC :	Federal Communications Commission
Tanh:	Tangente Hyperbolique

Résumé

La localisation en intérieur reste un défi, surtout dans les environnements où le GPS est indisponible, comme les tunnels ou les bâtiments industriels. L'Ultra Wideband (UWB) se présente comme une solution efficace grâce à sa précision temporelle, mais elle demeure sensible aux interférences, notamment les trajets multiples. Ce mémoire propose une méthode basée sur les réseaux de neurones pour corriger ces erreurs. Les résultats montrent une amélioration notable par rapport aux approches classiques, comme le filtre de Kalman. Cette approche ouvre la voie à des applications concrètes en logistique, robotique, santé et industrie.

Abstract

Indoor localization remains a challenge, especially in environments where GPS is unavailable, such as tunnels or industrial facilities. Ultra Wideband (UWB) offers a promising solution due to its high temporal resolution, but it is still affected by interference, particularly multipath effects. This thesis proposes a neural network-based approach to correct such errors. Simulation results show significant improvements over traditional methods like the Kalman filter. This work lays the foundation for practical applications in logistics, mobile robotics, healthcare, and industrial management.

خلاصة

يظل تحديد المواقع الداخلية يشكل تحديًا، وخاصة في البيئات التي لا يتوفر فيها نظام تحديد المواقع العالمي (GPS)، مثل الأنفاق أو المنشآت الصناعية. يقدم النطاق العريض للغاية (UWB) حلاً واعدًا نظرًا لدقته الزمنية العالية، لكنه لا يزال يتأثر بالتداخل، وخاصة تأثيرات المسارات المتعددة. تقترح هذه الأطروحة نهجًا يعتمد على الشبكة العصبية لتصحيح مثل هذه الأخطاء. تظهر نتائج المحاكاة تحسينات كبيرة مقارنة بالطرق التقليدية مثل مرشح كالمان. يضع هذا العمل الأساس للتطبيقات العملية في مجال الخدمات اللوجستية، والروبوتات المتنقلة، والرعاية الصحية، والإدارة الصناعية.

Introduction

générale

Introduction générale

La localisation d'objets et de personnes constitue aujourd'hui un enjeu fondamental dans de nombreux domaines tels que la logistique, la robotique, la santé, la sécurité ou encore la navigation autonome. Le **GPS** s'est imposé comme la technologie de référence pour la localisation en milieu extérieur grâce à sa précision et à sa couverture globale [1]. Il repose sur la réception des signaux émis par une constellation de satellites et l'application de techniques de trilatération. Toutefois, cette technologie rencontre des limitations importantes en environnement intérieur : les signaux sont fortement atténués, réfléchis ou bloqués, entraînant une dégradation notable de la précision, voire une absence totale de service [1] [2].

Pour pallier ces limites, la technologie **UWB** apparaît comme une alternative prometteuse pour la localisation indoor. Grâce à sa bande passante étendue, sa faible puissance d'émission et sa résolution temporelle élevée, elle permet d'estimer des distances avec une précision allant jusqu'au centimètre, à travers des méthodes comme le **TOA** ou le **TDOA** [3] [4]. Toutefois, les performances des systèmes UWB peuvent être fortement dégradées par le phénomène de **multi-trajets**, où les signaux réfléchis perturbent les mesures directes et introduisent des erreurs de positionnement [5], [6].

Face à cette problématique, l'utilisation de l'**IA**, et en particulier des **RNA**, a suscité un intérêt croissant. Ces modèles ont la capacité d'apprendre à partir de données bruitées, de modéliser des relations complexes et non linéaires, et d'optimiser la précision de localisation. Plusieurs études ont montré que les RNA surpassent les approches classiques, notamment dans des environnements indoor complexes [7] [8] [9].

Dans ce contexte, ce mémoire a pour objectif de développer un système de localisation basé sur l'UWB, amélioré par l'intégration de RNA pour compenser les effets des trajets multiples et améliorer la précision globale.

Le mémoire est structuré comme suit : **Chapitre 1** présente les systèmes de localisation intérieur l'UWB, Le **chapitre 2** est consacré à l'apport de l'IA et des RNA dans le traitement des signaux de localisation, Le **chapitre 3** décrit l'implémentation du système, la simulation des données et l'analyse comparative des performances.

Chapitre 01

Les Systèmes de localisation Indoor (UWB)

1.1 Introduction

La géolocalisation permet de déterminer la position précise d'un objet ou d'une personne, que ce soit en extérieur ou en intérieur. Si le GPS est la référence pour la localisation en extérieur, il devient inefficace dans les environnements clos. C'est là qu'intervient UWB, une technologie qui utilise des impulsions radio à large bande passante pour mesurer avec précision la distance entre les appareils. Grâce à cette approche, les systèmes UWB offrent une localisation fiable, même dans des espaces complexes et encombrés. Deux méthodes principales sont utilisées pour estimer la position avec l'UWB : **Time of Arrival (TOA)** et **Time Difference of Arrival (TDOA)**, chacune ayant ses propres avantages et limitations [10].

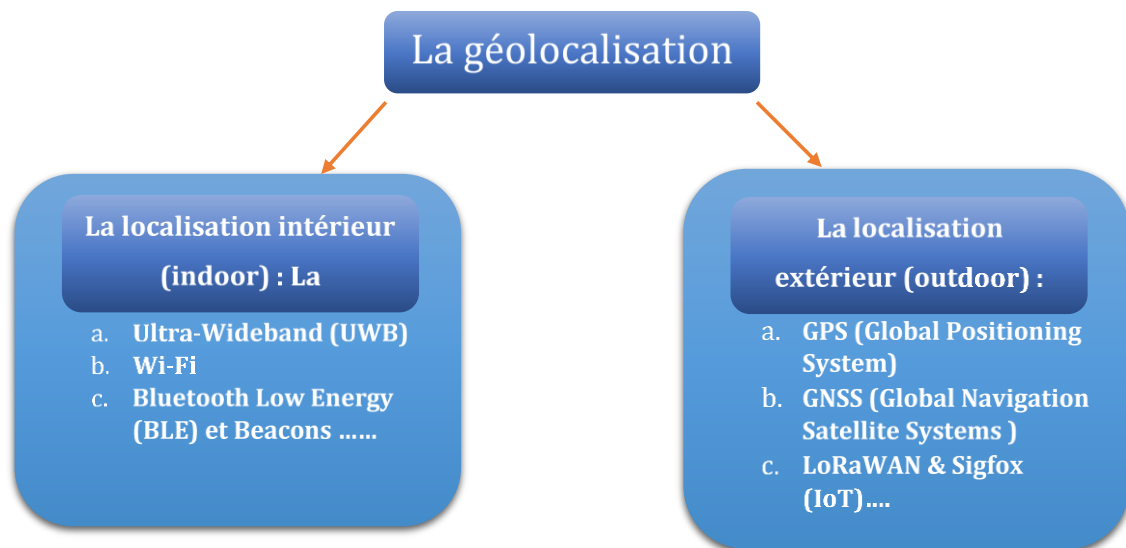


Figure 1.1 : Classification des Technologies de Géolocalisation : Indoor vs Outdoor

1.2 Systèmes GPS localisation Outdoor

1.2.1 Définition

Le Système de positionnement mondial est un utilitaire qui appartient aux Etats-Unis et qui assure des services de positionnement, de navigation et de référence temporelle, dits « services PNT » (positioning, navigation, and timing). Il se compose de trois segments :

- Le segment spatial.
- Le segment utilisateur.
- Le segment de contrôle.

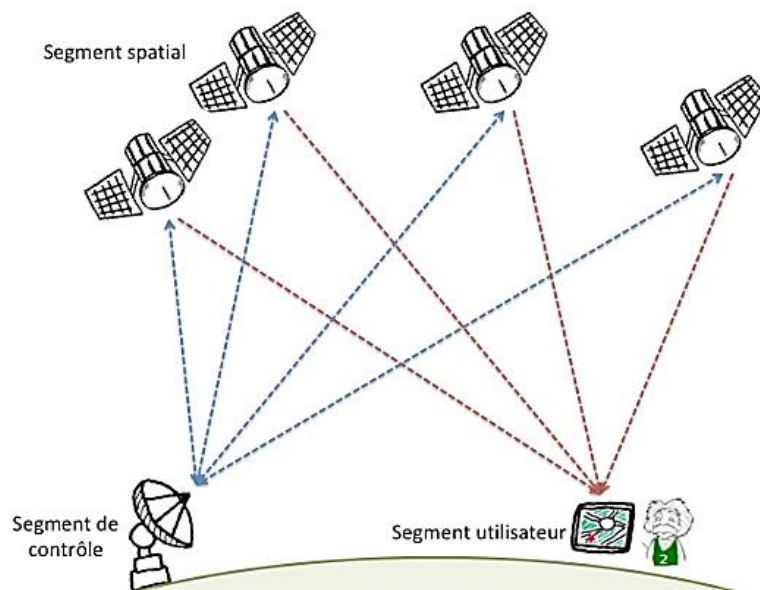


Figure 1.2 : les trois segments

L'Armée de l'Air des Etats-Unis assure le développement, l'entretien et le fonctionnement du segment spatial et du segment de contrôle [11].

Les satellites GPS tournent autour de la Terre deux fois par jour et envoient des signaux uniques aux récepteurs GPS. Ceux-ci utilisent la trilatération pour calculer la position d'un utilisateur en mesurant la distance qui le sépare de plusieurs satellites. Avec trois satellites, ils déterminent une position 2D (latitude et longitude), et avec quatre ou plus, une position 3D (ajout d'altitude).

Le GPS est désormais intégré à de nombreux appareils : montres connectées, voitures, bateaux, smartphones... Une fois la position établie, il peut également fournir des informations comme la vitesse, le cap, la distance parcourue ou encore l'heure du lever et du coucher du soleil. Certains appareils permettent même de suivre un itinéraire directement depuis votre poignet [12]!

1.2.2 Caractéristiques du GPS

Caractéristique	Détails
Nombre de satellites	31 satellites (24 minimum)
Altitude orbitale	Environ 20 200 km
Période orbitale	11h58min (2 rotation/jour)
Couverture	Mondiale, disponible 24h/24 et 7j/7
Fréquences principales	L1 :1575,42 MHz (civil et militaire) L2 :1227,60 MHz(militaire) L3 :1176,45(aviation, haute précision)
Code de transmission	C/A(civil), P(Y)(militaire), M(sécurisé)
Précision horizontale	3 à 10 mètres
Précision verticale	10 à 20 mètres
Précision améliorée	Quelque centimètres avec RTK, SBAS, PPP
Facteur d'erreur	Atmosphère (ionosphère, troposphère) Multi trajets Géométrie des satellites
Application	Navigation (terrestre, aérienne, maritime) Cartographie et SIG Synchronisation temporelle (électricité, télécoms, finance)

Tableau 1.1 : caractéristique du GPS

1.3 Les systèmes de localisation indoor

La localisation en intérieur fait référence à la capacité de déterminer la position d'un objet, d'une personne ou d'un appareil dans un espace clos, tel qu'un bâtiment, un centre commercial, une gare ou tout autre environnement intérieur. Contrairement au suivi extérieur, qui peut s'appuyer sur les signaux des satellites du GPS, le suivi intérieur présente des défis supplémentaires en raison de la faiblesse du signal et des obstacles physiques situés à l'intérieur des bâtiments.

Ces dernières années, plusieurs technologies se sont développées face au marché de la géolocalisation indoor : Bluetooth, WiFi, RFID, ou encore la technologie UWB [13].

1.4 UWB (Ultra-Wideband)

La localisation en milieu souterrain nécessite l'utilisation d'un signal impulsionnel court et avec une bande de très haute qualité et une méthode de traitement de haut niveau. Selon plusieurs recherches en laboratoires de télécommunications en milieu souterrain, en milieu confiné et dans le monde industriel, le signal UWB doit être la prochaine génération technique la plus importante, car elle envoie des impulsions faible consommation et vitesse élevée de quelques GHz. Cette combinaison donne au signal UWB plus de fiabilité lors de la localisation et de la détection de positions dans le milieu confiné [14].

1.4.1 Définition

UWB est une technologie de communication radio qui utilise une très large bande de fréquences (> 500 MHz) tout en transmettant à faible puissance. Il permet des transmissions de données à grande vitesse sur de courtes distances et offre une forte résistance aux interférences. L'UWB est principalement utilisé dans les domaines de la localisation de précision, des réseaux personnels sans fil et des applications radar. En 2002, la FCC a autorisé l'utilisation de l'UWB dans la gamme de fréquences de 3,1 GHz à 10,6 GHz, ouvrant la voie à de nombreuses applications innovantes [15].

1.4.2 Caractéristiques de la technologie UWB

Les signaux UWB se distinguent par plusieurs caractéristiques qui en font une technologie performante pour les applications de positionnement, de communication et de radar :

1. Large bande passante

L'UWB se distingue par une bande passante très large, définie comme tout signal occupant une largeur de bande supérieure à 500 MHz ou une fraction significative ($>20\%$) de sa fréquence centrale. Cette caractéristique permet une transmission de données à haut débit avec une faible densité spectrale de puissance, ce qui minimise les interférences avec d'autres systèmes sans fil [16].

2. Bonne pénétration des obstacles

Les signaux UWB possèdent des composantes basse fréquence qui facilitent leur propagation à travers les obstacles tels que les murs, les sols et d'autres matériaux solides. Cette propriété est particulièrement utile pour les systèmes de localisation en intérieur, les communications souterraines et les environnements industriels [17].

3. Précision élevée en localisation

L'UWB est l'une des technologies de positionnement les plus précises, avec une résolution temporelle de l'ordre de 0,1 à 1 nanoseconde. Cette précision permet d'obtenir une localisation avec une marge d'erreur de seulement 3 à 30 cm, bien supérieure à celle des technologies comme le Wi-Fi ou le GPS en intérieur [18].

4. Débit de transmission élevé

Grâce à sa large bande passante, l'UWB permet d'atteindre des débits de transmission élevés, pouvant aller jusqu'à plusieurs gigabits par seconde sur de courtes distances. Cette performance est particulièrement avantageuse pour les communications à haut débit dans les capteurs sans fil et la transmission de vidéos en haute définition [19].

5. Faible consommation d'énergie

Les systèmes UWB utilisent des impulsions très courtes, ce qui réduit considérablement leur consommation d'énergie. Cette caractéristique les rend particulièrement adaptés aux objets connectés, aux capteurs industriels et aux dispositifs portables fonctionnant sur batterie [20].

6. Immunité aux interférences et au brouillage

Les signaux UWB sont émis avec une très faible densité spectrale de puissance, ce qui les rend difficiles à détecter et peu sensibles aux interférences générées par d'autres technologies sans fil comme le Wi-Fi, le Bluetooth ou la 4G/5G [17].

7. Résistance aux trajets multiples

Contrairement aux technologies traditionnelles qui subissent des distorsions dues aux réflexions des signaux, l'UWB exploite ces trajets multiples pour améliorer la réception et renforcer la fiabilité des transmissions. Cette propriété est particulièrement précieuse dans les environnements encombrés [21].

8. Sécurité et discrétion des communications

L'UWB est une technologie de communication difficile à intercepter, car ses signaux sont émis à faible puissance et répartis sur une large bande de fréquences. Cette caractéristique améliore la sécurité des transmissions et réduit les risques d'interception [22].

9. Compatibilité avec d'autres systèmes sans fil

Les signaux UWB peuvent coexister avec d'autres technologies sans fil sans provoquer d'interférences significatives. Cette compatibilité est un avantage important pour l'intégration de l'UWB dans les réseaux existants, notamment en domotique et en industrie [23].

10. Simplicité d'implémentation

Contrairement aux systèmes traditionnels nécessitant des oscillateurs, des mélangeurs et des amplificateurs de puissance, l'UWB repose sur une transmission d'impulsions sans modulation de fréquence. Cette architecture simplifiée permet de réduire les coûts de fabrication et la complexité des équipements [24].

1.4.3 Applications

- **Industrie automobile** : À l'avenir, l'UWB pourrait jouer un rôle clé dans les voitures autonomes en leur fournissant une "vision" précise pour une conduite plus sûre et une meilleure prévention des collisions.
- **Accès sans clé** : Déjà utilisé dans certains véhicules haut de gamme, l'UWB permet un accès sécurisé sans clé tout en étant moins vulnérable au piratage que d'autres technologies.
- **Industrie et logistique** : Grâce à sa précision, l'UWB est largement utilisé pour suivre en temps réel des milliers d'actifs dans les secteurs industriels et logistiques.
- **Maison intelligente** : Cette technologie ouvre de nombreuses possibilités, comme retrouver facilement des objets perdus ou déclencher des actions automatiques (allumer la lumière, par exemple) lorsque quelqu'un entre ou sort d'une pièce.
- **Transfert de données ultra-rapide** : L'UWB est capable de transmettre des données à très haut débit et peut être utilisé en complément des réseaux 5G pour des échanges plus fluides entre appareils.
- **Paiements sans contact sécurisés** : En programmant une distance minimale entre un appareil et un terminal de paiement, l'UWB renforce la sécurité des transactions et empêche le piratage à distance.
- **Capteurs sans fil pour la santé** : Cette technologie permet, par exemple, de détecter une chute ou de surveiller l'état d'un patient en temps réel dans un établissement de santé.

- **Communication directe entre appareils** : L'UWB facilite les échanges entre appareils sans nécessiter d'infrastructure supplémentaire, rendant les connexions plus rapides et plus efficaces [25].

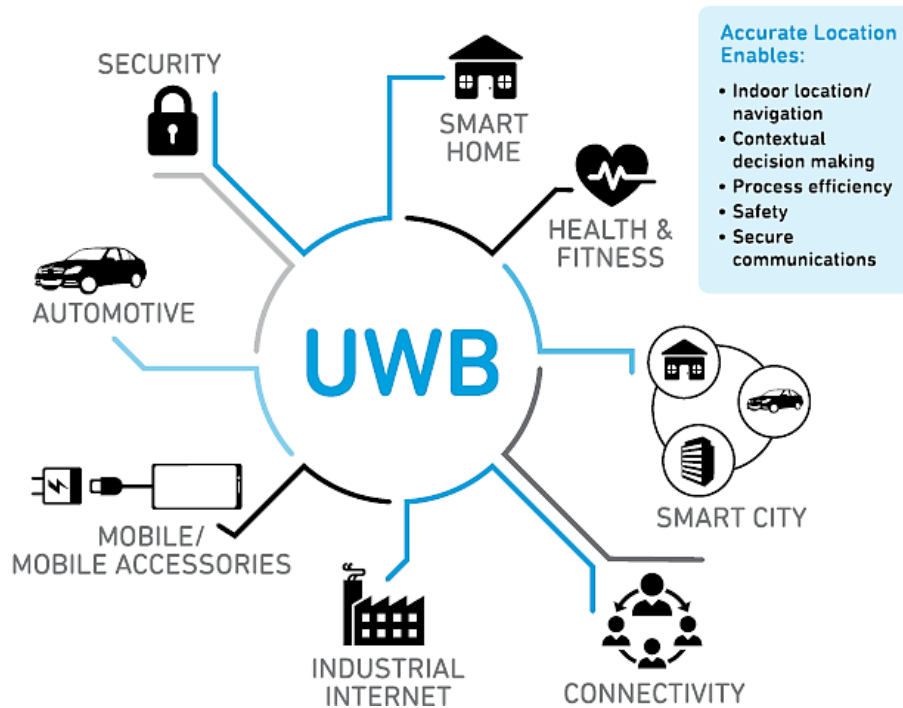


Figure 1. 3 : les différentes applications de la technologie UWB [58]

1.4.4 Comparaison des systèmes de localisation

Les technologies de positionnement en intérieur présentent des différences marquées en termes de précision, de fiabilité, de coût et de sécurité. Certaines offrent une grande précision et une fiabilité accrue, ce qui les rend idéales pour des applications nécessitant une localisation précise. D'autres, bien que moins précises, restent avantageuses en raison de leur coût réduit ou de leur simplicité d'utilisation. Le choix de la technologie la plus adaptée dépend donc des exigences spécifiques et des contraintes du contexte d'utilisation [26].

Comparaison des technologies de positionnement en intérieur courantes				
Mode de Localisation	Précision de positionnement	Fiabilité	Coût d'utilisation	Sécurité
WIFI	1,5M	basse	inférieur	moyenne
Bluetooth	5M	moyenne	supérieur	moyéne
UWB	0,1M	élevée	élevée	élevée
ZigBee	3 ló	élevée	élevée	élevée

Figure1. 4: Comparaison des systèmes de localisation [26].

1.4.5 Problèmes et inconvénients des systèmes UWB

Le positionnement intérieur basé sur l'UWB est une technologie reconnue pour sa précision, sa fiabilité et sa sécurité. Théoriquement, il peut atteindre une précision millimétrique, voire micrométrique. Cependant, dans les applications réelles, la précision reste généralement de l'ordre du centimètre en raison de plusieurs facteurs qui influencent la performance du système :

- **Influence du mode de déploiement des capteurs**

Dans la pratique, augmenter le nombre de capteurs améliore la précision du positionnement en fournissant davantage de données redondantes, ce qui permet de réduire les erreurs. Toutefois, au-delà d'un certain seuil, ajouter des capteurs supplémentaires n'apporte plus d'amélioration significative et entraîne une augmentation des coûts. Il est donc essentiel de trouver un équilibre entre le nombre de capteurs et la précision recherchée pour optimiser le déploiement des capteurs UWB [27].

- **Effet des trajets multiples**

Lors de la propagation, les signaux UWB peuvent être réfléchis et réfractés par des éléments de l'environnement, comme les murs, le verre ou le mobilier. Ces phénomènes créent des trajets multiples, modifiant le retard, l'amplitude et la phase du signal. Cela entraîne une diminution du rapport signal/bruit et peut fausser la mesure du TOA, réduisant ainsi la précision du

positionnement. Pour atténuer ces effets, plusieurs techniques existent, notamment MUSIC, ESPRIT et la détection de contours [27].

- **Problèmes liés à l'absence de ligne de visée**

La transmission en ligne de visée (LOS) est essentielle pour garantir des mesures précises. En situation NLOS, lorsque des obstacles bloquent la liaison directe entre l'émetteur et le récepteur, le signal est contraint de se propager par diffraction ou réfraction, ce qui introduit des erreurs dans l'estimation du TOA et de l'angle d'arrivée (AOA). Des méthodes comme celles de Wylie et de suppression de corrélation sont utilisées pour limiter ces erreurs [27].

- **Influence du corps humain**

Le corps humain étant majoritairement composé d'eau, il absorbe fortement les signaux UWB. Cette absorption entraîne une atténuation du signal et des erreurs dans les mesures de distance, ce qui affecte la précision globale du positionnement [27].

- **Affaiblissement du signal lors de la pénétration des obstacles**

Lorsque le signal UWB traverse des murs ou d'autres structures, il subit une atténuation importante. Par exemple, un mur en briques peut réduire l'intensité du signal d'environ 50 % [27], modifiant ainsi le temps de propagation et réduisant la précision du positionnement. Pour améliorer la précision du positionnement UWB en intérieur, des solutions doivent être mises en place pour limiter ces perturbations, notamment en optimisant le déploiement des capteurs et en développant des algorithmes de correction des erreurs [27].

- **Distorsion due aux trajets multiples :**

Dans des environnements riches en surfaces réfléchissantes, les signaux UWB peuvent subir des distorsions causées par les trajets multiples, entraînant des corruptions de données, des

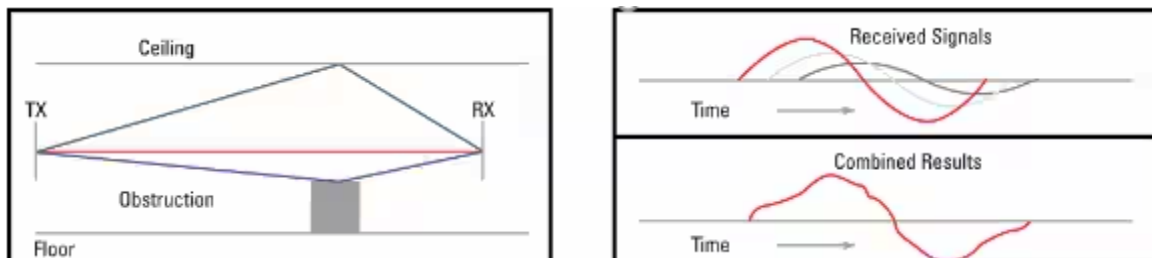


Figure 1.5 : l'effet des trajets multiples en communication sans fil

annulations ou des augmentations inattendues du signal, ce qui peut nuire à la qualité de la communication [28].

1.5 Les différentes techniques de localisation basée sur les méthodes TOA et TDOA

L'algorithme de mesure de positionnement sans fil consiste à analyser les paramètres caractéristiques du signal d'onde radio reçu, puis à calculer la position de l'objet mesuré selon l'algorithme spécifique [29] (coordonnées bidimensionnelles/tridimensionnelles : longitude, latitude, altitude). Il existe trois types de méthodes de localisation sans fil intérieures couramment utilisées

- Basées sur l'heure d'arrivée du signal reçu TOA.
- Basées sur l'angle d'arrivée du signal AOA.
- Basées sur le signal reçu, la différence de temps d'arrivée TDOA.

Les trois algorithmes dans un environnement différent et la précision de positionnement de chacun présentent des avantages et des inconvénients. La fusion basée sur les algorithmes de positionnement ci-dessus est progressivement devenue un point chaud dans les recherches actuelles. Par exemple, les algorithmes TOA et TDOA peuvent améliorer la précision du positionnement [29].

1.5.1 La méthode TOA :

TOA est le temps de propagation unidirectionnel du signal transmis entre l'émetteur et le récepteur. Il peut être utilisé pour un positionnement précis, sous réserve d'une synchronisation précise entre le récepteur et tous les émetteurs. Les TOA calculés sont multipliés par la vitesse de propagation de la lumière pour calculer les distances entre le récepteur et les émetteurs, la distance de séparation d entre l'émetteur et le récepteur peut être facilement déterminée par l'équation physique connue :

$$d = v \times t \quad (1)$$

Où v est la vitesse de propagation du signal transmis. Dans le cas d'un milieu externe (espace libre), cette vitesse devient constante et égale à la vitesse de la lumière

$$c = 3 \times (10)^8 \text{m/s}. \quad (2)$$

Comme le montre la figure 1.6, l'intersection de tous les cercles dont les centres sont les émetteurs et dont les rayons sont les distances calculées entre les émetteurs et le récepteur constitue l'emplacement estimé du récepteur. Au moins trois émetteurs sont nécessaires pour obtenir l'emplacement estimé sur une carte 2D. [10] [30] Cette technique est significativement affectée par les trajets multiples et la propagation NLOS. Plusieurs études ont étudié comment atténuer ces problèmes et améliorer les performances du TOA.

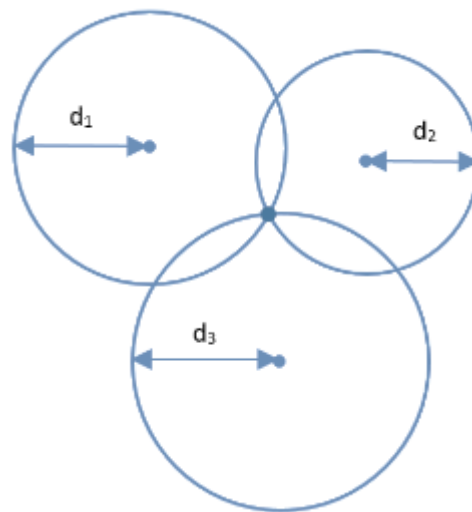


Figure 1.6: positionnement basé sur les mesures TOA

Suivant le concept de cette technique, qui consiste à calculer le délai de propagation pris par un signal (émis par une station mobile) pour atteindre chacun des points de référence fixes, il faut que les récepteurs soient parfaitement synchronisés entre eux et avec le poste mobile. Le manque de synchronisation entraîne des erreurs de localisation important. Plusieurs protocoles s'occupent de l'échange des informations de synchronisation tel que « 2-wayRanging Protocol » [10] [30].

Avantages :

- Paramètres généralement bien estimés
- Algorithme de positionnement simple
- Précision supérieure en milieu confiné.

Inconvénients :

- Synchronisation nécessaire entre le mobile et les stations de base
- Nécessité d'avoir le chemin direct
- Le coût est relativement élevé par rapport à la prouesse qu'il offre en terme de précision [31].

1.5.2 La méthode TDOA

Le Time Difference of Arrival (TDOA) repose sur la différence de temps d'arrivée d'un signal entre plusieurs récepteurs. Contrairement à la méthode Time of Arrival (TOA), où l'instant d'émission du signal est connu, le TDOA ne nécessite pas cette information. Il se base uniquement sur la différence de temps entre les signaux reçus, ce qui permet de localiser un objet en intérieur ou en extérieur [32].

Lorsqu'un signal est émis par un objet inconnu, il se propage à une vitesse c (vitesse de propagation dans le milieu, généralement celle de la lumière pour les signaux radio). Supposons que ce signal soit reçu par deux capteurs situés à des distances r_1 et r_2 de la source. Les temps de réception du signal aux capteurs 1 et 2 sont donnés par [32]:

$$t_1 = t_e + \frac{r_1}{c} \quad (3)$$

$$t_2 = t_e + \frac{r_2}{c} \quad (4)$$

Puisque l'instant d'émission t_e est inconnu, on utilise la différence de temps d'arrivée entre les deux récepteurs :

$$t_1 - t_2 = \frac{r_1 - r_2}{c} \quad (5)$$

L'approche classique pour estimer le TDOA consiste à calculer la corrélation croisée entre les signaux reçus par deux stations de base. Le décalage temporel maximisant cette fonction correspond au TDOA estimé.

Cette estimation permet de :

- Déterminer à quelle station de base le signal arrive en premier.

- Tracer une courbe de localisation basée sur la différence de distance entre l'objet et les récepteurs.

En combinant plusieurs mesures de TDOA à partir de plusieurs capteurs, il est possible d'intersecter plusieurs hyperboles pour déterminer précisément la position de l'objet [10].

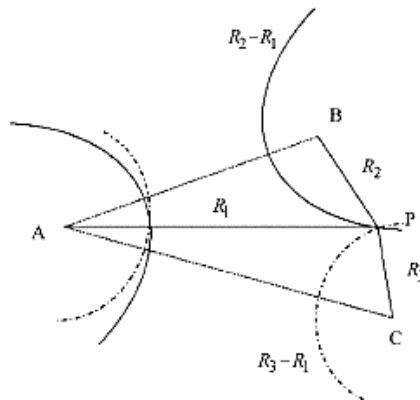


Figure 1.7 : Positionnement basé sur les mesures TDOA [30].

Avantages :

- Algorithme de positionnement simple.
- Plus grande précision dans les environnements confinés.
- Pas besoin de synchronisation d'horloge entre le mobile et les stations de base.

Inconvénients :

- Nécessité d'un chemin direct.
- Synchronisation d'horloge requise entre les paires de stations de base.
- TDOA est inefficace dans certains environnements tels que les zones urbaines où les bâtiments peuvent interférer avec les signaux et donc rendre la localisation inexacte [31].

1.6 Les difficultés de détermination de la trajectoire dans systèmes non linéaires

Les systèmes non linéaires sont caractérisés par leur comportement incertain et complexe, qui le rend différent des systèmes linéaires dont l'évolution est en quelque sorte de manière plus évidente modélisable. Cela rend plus difficile l'estimation et la prévision de leur trajectoire, qui est

singulièrement rendue compliquée à la suite de deux perturbations massives : le bruit et les trajets multiples.

1.6.1 L'effet du bruit dans les systèmes non linéaires

Le bruit est une perturbation aléatoire qui déforme les mesures des capteurs et a un impact sur la dynamique du système. Il peut être interne, issu des capteurs eux-mêmes (bruit thermique, quantification errors), ou externe, due à l'environnement (interférences électromagnétiques, conditions atmosphériques). Dans les systèmes de localisation, pour s'en tenir à l'exemple, le bruit peut causer des erreurs sur les estimations de distance par temps de vol des signaux (TOA/TDOA) et inciter à une erreur de position significative [33].

1.6.2 Les trajets multiples

Le phénomène de trajets multiples se produit lorsque les ondes radioélectriques se réfléchissent sur des obstacles (murs, bâtiments, structures métalliques) avant d'arriver au récepteur. Cela crée des copies décalées du signal d'origine qui interfèrent avec la mesure principale. Dans la localisation UWB, cette interférence complique la détection du premier trajet du signal, ce qui affecte la précision de l'estimation de la distance et donc de la position [34].

1.6.3 Effets combinés du bruit et des trajets multiples

Lorsqu'ils se combinent, le bruit et les trajets multiples rendent la trajectoire du système encore plus difficile à estimer et à suivre. Cela peut entraîner une instabilité des algorithmes de suivi de trajectoire, nécessitant l'utilisation de techniques avancées comme les filtres de Kalman ou les réseaux de neurones profonds pour améliorer la robustesse du système [35].

1.6.4 Approches pour atténuer les effets du bruit et les trajets multiples

- Filtres adaptatifs : Utiliser des filtres adaptatifs, comme NLMS (moindres carrés moyens), aide à diminuer l'effet des signaux réfléchis. Ces filtres changent leurs nombres mobiles pour baisser l'écart entre le signal reçu et la référence et aussi enlever les parts indésirables qui viennent des multiples échappes [36].
- Contrôles adaptatifs solides : pour les systèmes pas linéaires avec incertitudes, des façons de contrôler adaptatifs solides peuvent être faites. Ces méthodes changent les règles de contrôle au moment même pour corriger les problèmes et les doutes, améliorant comme ça le suivi du chemin même si il y a bruit multi trajet [37].

Modélisation stochastique : L'intégration d'équations différentielles stochastiques avec bruit additif multidimensionnel aide à modeler les incertitudes et les perturbations causées par des chemins multiples, offrant une meilleure compréhension et une meilleure gestion des effets sur le système [38].

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons parlé des différentes façons de savoir où vous êtes à l'intérieur, comme dans les bâtiments et tout, ainsi que les problèmes avec. Le GPS peut fonctionner partout dans le monde, mais cela ne fonctionne pas à l'intérieur, comme les bâtiments, nous avons donc besoin de différentes méthodes pour cela. Parmi les technologies examinées, UWB se distingue en raison d'une haute précision et d'une résistance robuste à l'interférence, favorisant le positionnement intérieur. Néanmoins, similaire à toute technologie, il a des contraintes, en particulier en raison des impacts des trajets multiples et de l'absence d'un objectif ciblé (NLOS), ce qui peut diminuer la précision de mesure.

Les techniques TOA et TDOA, couramment utilisées pour identifier l'emplacement d'une entité ou d'une personne, respectivement des mérites et des lacunes uniques. Les besoins initiaux ont une coordination précise entre les expéditeurs et les récepteurs, tandis que ce dernier permet une position variable tout en restant vigilant de l'incohérence des erreurs parmi les unités fondamentales. En fin de compte, nous avons parlé des parties difficiles de la fabrication de modèles de choses compliquées qui ne suivent pas les lignes en ligne.

La coexistence de diverses perturbations et voies rend difficile de déterminer le chemin, nécessitant des techniques sophistiquées comme les filtres adaptatifs et les réseaux neuronaux. Ces composants soulignent l'importance de raffiner les algorithmes et les techniques de signal pour améliorer l'exactitude et la fiabilité des systèmes de positionnement intérieur. Ce problème sera approfondi dans les chapitres suivants, notamment à travers l'intégration de l'intelligence artificielle pour améliorer l'estimation des trajectoires

Chapitre 02

Estimation par Réseaux de neurones

2.1 Introduction

L'intelligence artificielle joue un rôle croissant dans l'optimisation des systèmes de localisation, améliorant leur précision en s'adaptant aux changements environnementaux grâce à des modèles prédictifs [39]. Ce chapitre explore l'intégration de l'IA dans la localisation UWB, en mettant l'accent sur les réseaux neuronaux. Nous présentons leurs principes, leurs types et leur modélisation pour l'UWB, ainsi que leur efficacité contre les interférences et le bruit, en les comparant aux méthodes conventionnelles comme le filtre de Kalman.

2.2 L'intelligence Artificiel IA

L'intelligence artificielle, abrégée en IA, se définit par un ensemble de méthodes, approches et techniques mises en œuvre dans le but d'aménager des machines susceptibles de reproduire certaines capacités de l'humain, notamment le raisonnement, l'apprentissage, la prise de décision et l'adaptation à des situations nouvelles, de la façon la plus autonome possible ou en tout cas sans intervention humaine. Les machines pourraient se voir confier la solution de problèmes plus ou moins complexes, tout en faisant appel à des processus de raisonnement qui ne se contentent pas d'imiter un comportement observé chez l'humain, mais qui essaient d'élaborer une modélisation de processus cognitifs jusqu'alors totalement ignorés, dont la logique, la mémorisation, ou l'apprentissage par l'expérience [40]. L'IA est donc un domaine interdisciplinaire permettant de conjuguer des forces jusqu'alors isolées de l'informatique, des mathématiques, des neurosciences, de la linguistique et même un peu de philosophie ou de psychologie [40] [41].

Dans le cadre opérationnel, on utilisera aujourd'hui souvent l'IA en entreprise ou dans certains systèmes intelligents pour l'analyse de masses de données, la robotisation des tâches, les prédictions ou l'assistance à la décision. Elle s'appuie principalement sur deux grands sous-domaines : apprentissage automatique et apprentissage profond [40] [41].

Le schéma suivant illustre la structure hiérarchique des principaux sous-domaines de l'intelligence artificielle :

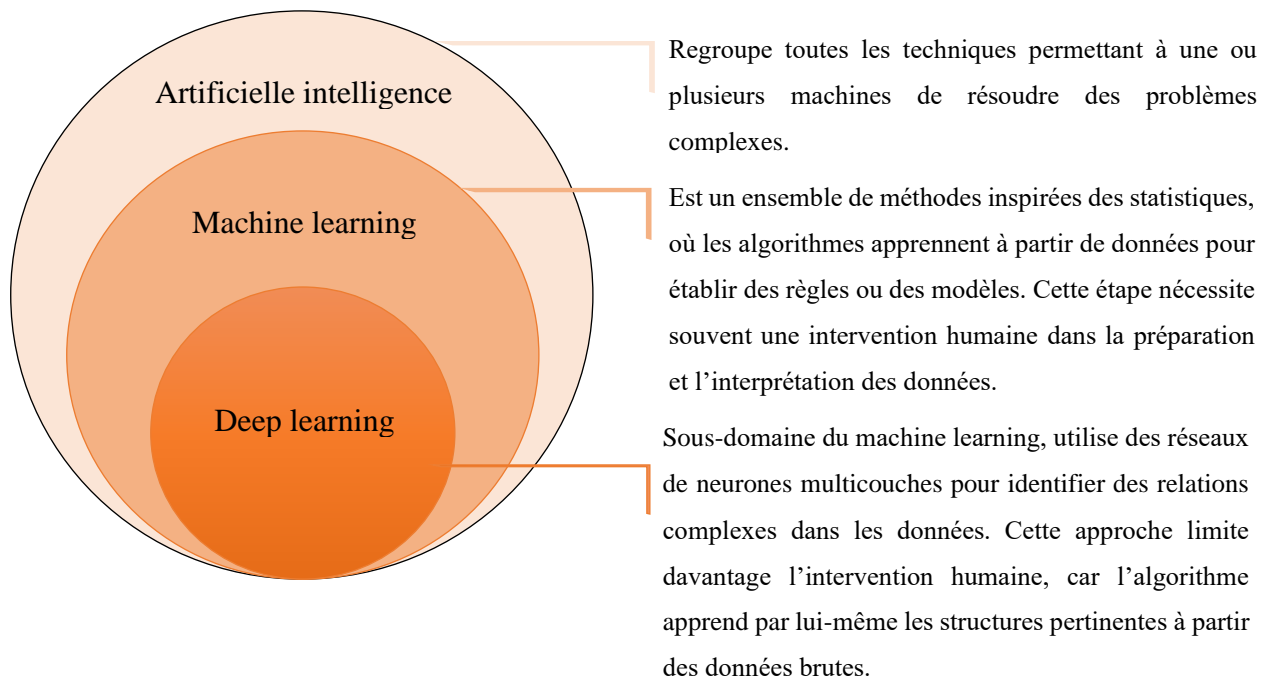


Figure 2.1: Représentation des relations entre intelligence artificielle, apprentissage automatique et apprentissage profond.

2.3 Réseaux de neurones

Les réseaux de neurones artificiels sont des systèmes informatiques conçus pour imiter, de façon simplifiée, le fonctionnement du cerveau humain. Leur objectif principal est de permettre aux machines d'apprendre à partir d'exemples, sans avoir besoin d'instructions précises pour chaque situation. C'est cette capacité d'apprentissage automatique qui a marqué une rupture avec les approches classiques de la programmation [42]. Au lieu de coder chaque règle manuellement, on expose le réseau à des données représentatives, et il en déduit lui-même les relations sous-jacentes. Ce processus est appelé apprentissage supervisé.

L'histoire des réseaux de neurones remonte aux années 1940. Le premier modèle de neurone artificiel a été proposé par McCulloch et Pitts en 1943. Par la suite, deux chercheurs ont développé des modèles fondamentaux encore utilisés aujourd'hui :

- Frank Rosenblatt a conçu le Perceptron, un réseau simple, inspiré du fonctionnement biologique du cerveau.
- Bernard Widrow, quant à lui, a élaboré le modèle ADALINE, basé sur une approche mathématique rigoureuse.

Pendant un temps, ces modèles ont été étudiés séparément, sans qu'on pense forcément à les connecter entre eux. Mais rapidement, l'idée d'organiser les neurones artificiels en réseau a permis de franchir une nouvelle étape. Le perceptron, notamment, a gagné en popularité en raison de son architecture plus audacieuse, même si son comportement était alors encore mal maîtrisé [42].

Ces deux approches symbolisent deux courants de pensée :

- Le courant formel et mathématique (ex. : ADALINE), assurant une certaine stabilité et rigueur.
- Le courant neuromimétique, plus proche du fonctionnement biologique (ex. : Perceptron), qui offre des perspectives évolutives plus larges, bien que moins prévisibles.

Aujourd'hui encore, ces modèles constituent la base de presque toutes les architectures modernes de réseaux de neurones artificiels, qu'il s'agisse de réseaux multicouches, convolutifs ou profonds [42].

3.1.1 Parallèle entre neurone biologique et neurone artificiel

Les réseaux de neurones artificiels tirent leur inspiration du système nerveux biologique, en particulier du fonctionnement du **neurone**. Dans le cerveau humain, un neurone est une cellule spécialisée dans la transmission des signaux électriques. Il se compose principalement de trois parties :

- Les dendrites, qui reçoivent les signaux provenant d'autres neurones,
- Le corps cellulaire (soma), qui traite ces signaux,
- L'axone, qui transmet l'information vers d'autres neurones via des synapses.

De façon analogique, un neurone artificiel possède :

- Des entrées (analogues aux dendrites), qui reçoivent des données pondérées,
- Une fonction d'activation (comme le soma), qui traite l'information,
- Une sortie (équivalent de l'axone), qui transmet le résultat au neurone suivant.

Élément	Neurone Biologique	Neurone Artificiel
Entrée	Dendrites	Valeurs d'entrée (input)
Poids / Influence	Intensité du signal synaptique	Poids (coefficients numériques)
Traitement de l'information	Soma (intégration des signaux)	Somme pondérée des entrées
Décision / Activation	Potentiel d'action (seuil d'activation)	Fonction d'activation (sigmoïde, ReLU...)
Sortie	Axone et synapse	Valeur de sortie transmise à d'autres neurones
Apprentissage	Plasticité synaptique	Ajustement des poids (algorithmes)

Tableau 2.1 : Comparaison entre neurone biologique et neurone artificiel

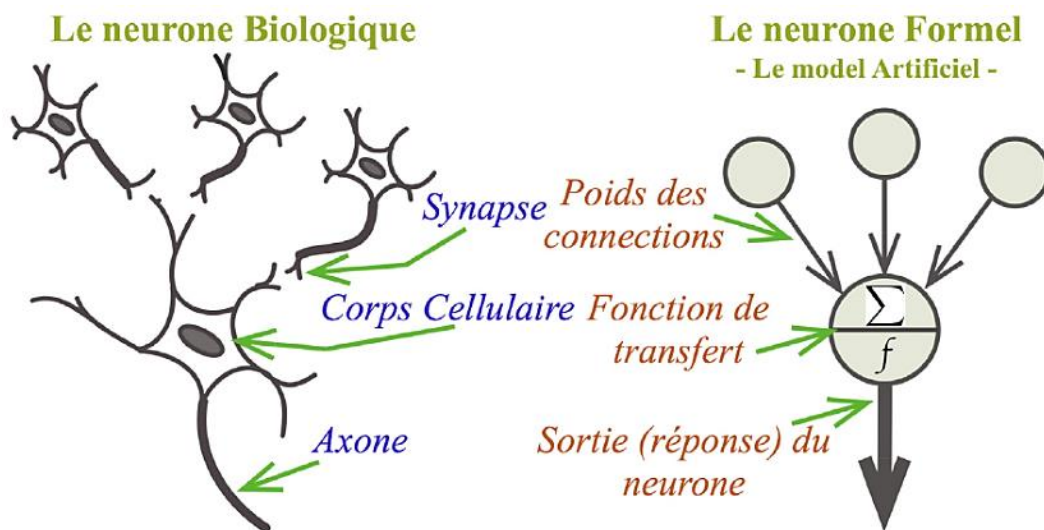


Figure 2.2: Similitudes entre les neurones biologiques et artificiels [59]

2.4 Différents Types des réseaux neurones

Les réseaux de neurones peuvent être classés selon leur capacité à traiter l'information dans le temps : les réseaux statiques et les réseaux dynamiques.

3.1.2 Les réseaux dynamiques (bouclé)

Les réseaux de neurones bouclés, ou récurrents, sont conçus pour modéliser des processus dynamiques, notamment non linéaires. Contrairement aux réseaux statiques, ils possèdent des connexions en boucle, ce qui signifie que la sortie à un instant donné peut influencer les entrées futures. Ainsi, leur comportement dépend non seulement des données actuelles, mais aussi des états précédents du réseau [43].

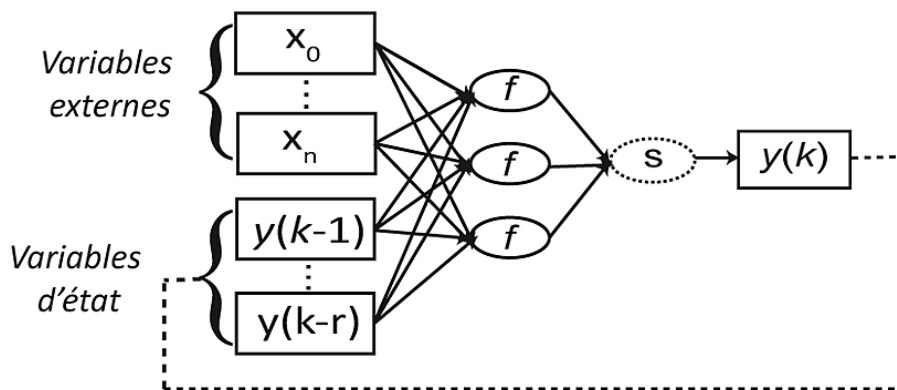


Figure 2.3: exemple d'un réseau de neurone bouclé (dynamique)

Dans la catégorie des réseaux de neurones dynamiques, on retrouve plusieurs architectures emblématiques telles que les RNN, les LSTM, ainsi que les GRU.

3.1.3 Les réseaux statiques (non bouclé)

Un réseau de neurones statique, aussi appelé non bouclé, est un réseau dans lequel l'information circule dans un seul sens, des entrées vers les sorties, sans rétroaction. Cela signifie que la sortie générée à un instant donné n'a aucun impact sur les entrées futures. Autrement dit, il n'existe aucun cycle dans le graphe de connexions entre les neurones.

Ce type de réseau réalise une relation algébrique non linéaire entre les données d'entrée et les résultats produits. Visuellement, on le représente par un ensemble de neurones connectés de manière hiérarchique, où chaque couche envoie son signal uniquement vers la couche suivante [43].

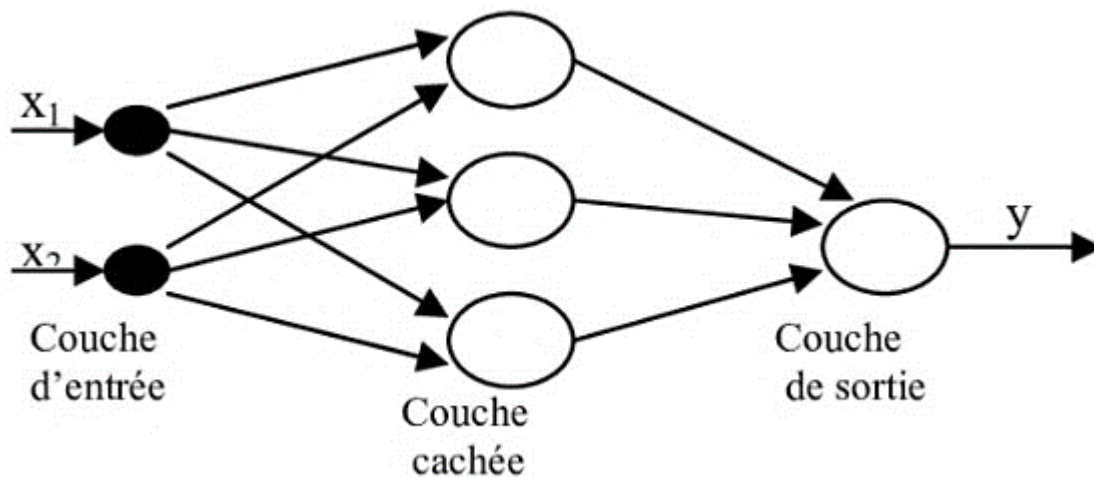


Figure 2.4: Réseau de neurones statique à deux couches [60]

Dans la catégorie des réseaux de neurones **statiques**, on retrouve plusieurs architectures bien connues, notamment : le MLP, le CNN, ou encore les réseaux RBF.

2.4.1.1 Le CNN (Convolutional Neural Network)

Les CNN sont des réseaux de neurones profonds spécialement conçus pour traiter les images. Grâce à leurs couches de convolution, ils apprennent à reconnaître automatiquement des motifs visuels (bords, formes, textures). Leur efficacité en fait l'un des modèles les plus utilisés pour la classification d'images et la vision par ordinateur [44].

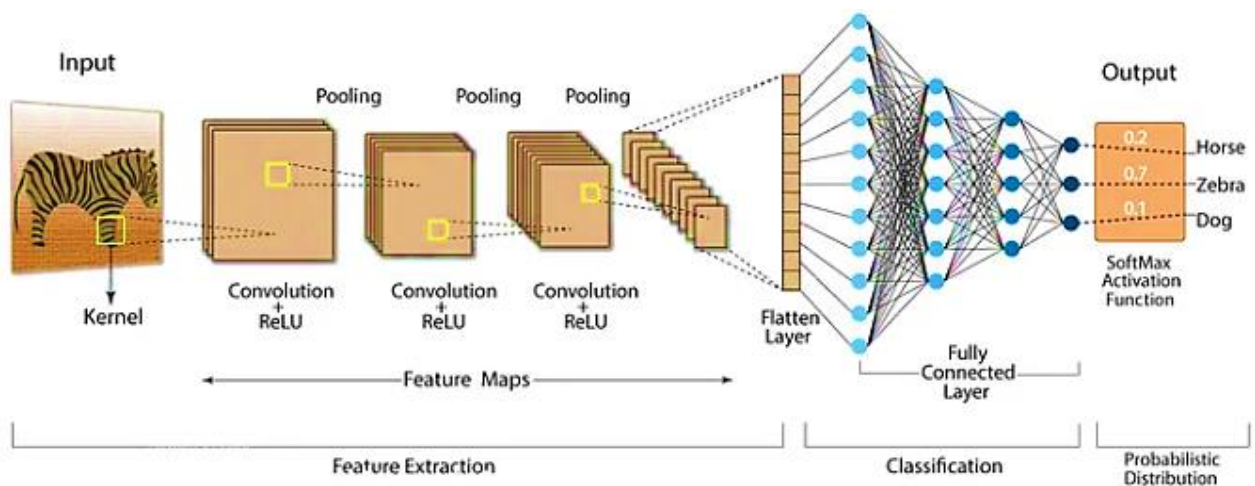


Figure 2.5: Réseau neuronal convolutif Architecture CNN [61]

2.4.1.2 Réseaux à base de fonctions radiales (RBF)

Les réseaux RBF) sont des réseaux de neurones efficaces pour l'approximation de fonctions. Ils utilisent des fonctions gaussiennes et apprennent rapidement grâce à un apprentissage local basé sur K-means et les moindres carrés. Ils sont particulièrement adaptés aux problèmes en grande dimension [45].

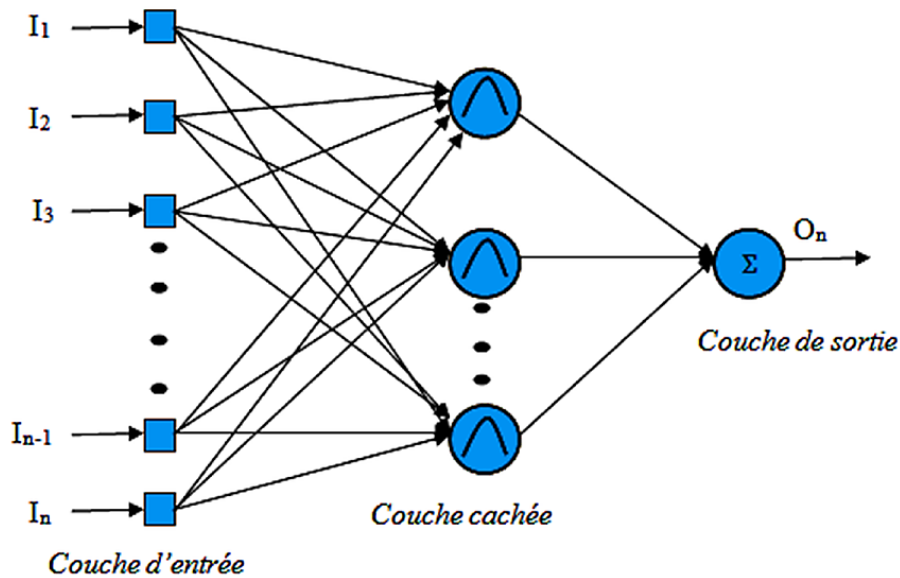


Figure 2.6: Structure typique d'un réseau de neurones de type RBF [62]

2.4.1.3 MLP (Multi-Layer Perceptron)

En apprentissage profond, le MLP, qui est une architecture de réseau de neurones à propagation directe dans lequel les neurones des couches sont connectés entre eux, utilise une fonction d'activation non linéaire pour chaque neurone et est donc capable de modéliser des relations complexes au sein des données. Ce modèle est d'un grand intérêt pour la discriminer des données linéairement non séparables ce qui le rend particulièrement efficace au service de nombreuses tâches de classification et de prévisions [46].

Ainsi certains travaux, ont valorisé le MLP comme étant un modèle performant pour la prédiction du marché boursier étant à même de procéder à une cartographie d'un espace vectoriel vers un autre [47].

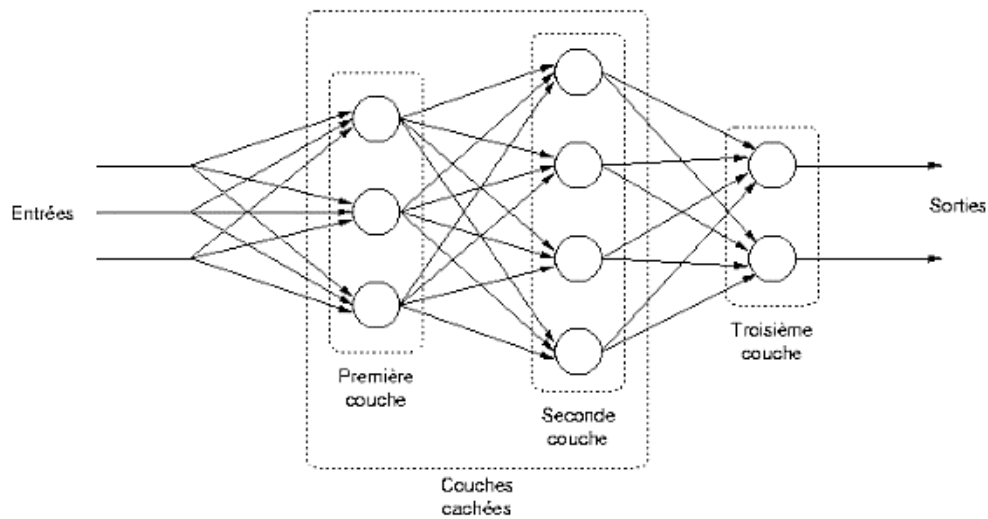


Figure 2.7: Architecture d'un réseau de neurones multicouche MLP [47]

Composants d'un MLP

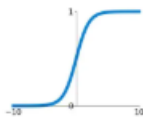
1. **Couche d'entrée** : C'est la première couche du réseau. Elle reçoit directement les données d'entrée (par exemple des coordonnées ou des mesures). Chaque neurone d'entrée représente une caractéristique de ces données. Le nombre de neurones dépend donc du nombre de variables que l'on veut traiter [48].
2. **Couches cachées** : Ce sont les couches intermédiaires situées entre l'entrée et la sortie. Chaque neurone dans une couche cachée reçoit les signaux de tous les neurones précédents, les transforme via une fonction d'activation, puis transmet le résultat à la couche suivante [48]. On peut avoir une ou plusieurs couches cachées, et chacune peut contenir plusieurs neurones. Ces paramètres sont choisis selon la complexité du problème à modéliser [48].
3. **Couche de sortie** : C'est la dernière couche du réseau, celle qui donne le résultat final. Le nombre de neurones ici dépend du type de tâche :
 - 1 ou 2 neurones pour une classification binaire.
 - Plusieurs neurones pour une classification multi-classes.

4. **Poids** : Chaque connexion entre deux neurones a un poids associé. Ce poids indique l'importance du signal transmis. Pendant l'apprentissage, le réseau ajuste ces poids pour améliorer ses prédictions [48].
5. **Biais** : À chaque couche (sauf celle d'entrée), on ajoute souvent un neurone de biais. Il agit comme une valeur constante qui aide à décaler la fonction d'activation, un peu comme si on ajoutait une marge de manœuvre. Cela permet au réseau de mieux s'adapter aux données, notamment en ajustant la position des frontières de décision.
6. **Fonctions d'activation** : Dans un réseau MLP, chaque neurone applique une fonction d'activation sur la somme pondérée des signaux qu'il reçoit. C'est cette étape qui permet au réseau de modéliser des relations complexes et non linéaires dans les données. Parmi les fonctions les plus courantes, on trouve : Sigmoide, Tanh, ReLU (Rectified Linear Unit), Softmax [48].

Activation Functions

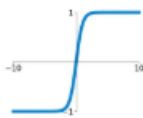
Sigmoid

$$\sigma(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$$



tanh

$$\tanh(x)$$



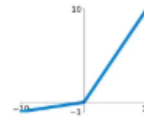
ReLU

$$\max(0, x)$$



Leaky ReLU

$$\max(0.1x, x)$$



Maxout

$$\max(w_1^T x + b_1, w_2^T x + b_2)$$

ELU

$$\begin{cases} x & x \geq 0 \\ \alpha(e^x - 1) & x < 0 \end{cases}$$

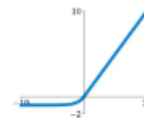


Figure 2.8: Fonctions d'Activation Non Linéaires dans les Réseaux de Neurones [49]

2.5 Principe d'apprentissage d'un MLP

Avant toute implémentation, il est essentiel de comprendre le mécanisme par lequel un réseau de neurones apprend à partir des données. L'apprentissage repose sur l'ajustement progressif des poids internes du réseau afin de minimiser l'erreur entre les sorties prédites et les sorties réelles.

Ce processus passe d'abord par une phase de prétraitement des données (nettoyage, normalisation...), suivie de la définition de l'architecture du réseau (nombre de couches, de

neurones, fonctions d'activation...), puis de l'initialisation aléatoire des poids [48] [49]. Une fois cette base en place, l'apprentissage se déroule en plusieurs étapes :

Propagation avant (feedforward) :

Chaque couche du réseau traite les données successivement. Les neurones de la couche d'entrée transmettent les valeurs sans traitement. Dans les couches cachées, chaque neurone calcule une somme pondérée des entrées, y ajoute un biais, puis applique une fonction d'activation non linéaire (comme ReLU ou tanh) [48].

$$\text{Weighted Sum} = \sum_{i=1}^n (w_i \times x_i) + b \quad (2.1)$$

Ce traitement permet au réseau de capturer des relations complexes dans les données. La couche de sortie effectue les derniers calculs pour produire une prédiction.

Calcul de l'erreur :

Une fonction de perte (comme l'erreur quadratique moyenne ou l'entropie croisée) mesure l'écart entre la sortie du réseau et la valeur attendue.

Rétropropagation de l'erreur (backpropagation) :

Grâce à un algorithme d'optimisation (souvent la descente de gradient stochastique), les poids et biais sont ajustés en fonction des gradients calculés à partir de l'erreur. Cela permet au réseau d'apprendre progressivement les relations entre les entrées et les sorties.

Répétition sur plusieurs epochs :

L'entraînement est réalisé sur plusieurs itérations (appelées epochs), souvent en traitant les données par mini-lots. À chaque epoch, le réseau affine ses paramètres pour mieux généraliser et prédire sur de nouvelles données [48] [49].

2.6 Etude des techniques d'élimination de bruits et trajets multiples par Réseaux de neurones

Dans les systèmes de communication sans fil, notamment en intérieur, le bruit et les trajets multiples constituent des obstacles majeurs à la précision. Les réflexions des signaux sur les murs, les objets et les personnes créent des copies retardées qui se superposent au signal direct, rendant l'estimation de distance (ToA/TDoA) plus difficile. Ces perturbations peuvent entraîner des erreurs allant jusqu'à plusieurs mètres, notamment dans les systèmes UWB [50].

3.1.4 Elimination de bruits et sources d'interférence par Réseaux de neurones

Les réseaux de neurones, en particulier les MLP, sont devenus une solution efficace pour l'atténuation des effets non linéaires du bruit et des trajets multiples. Leur capacité à apprendre à partir de données labellisées leur permet de :

- Identifier les modèles de propagation du signal déformés par les interférences.
- Corriger les estimations de localisation à travers l'approximation de fonctions complexes.
- Généraliser les comportements sur des environnements différents après un entraînement adéquat.

Ils sont particulièrement efficaces lorsqu'ils sont entraînés sur des jeux de données réalistes, comportant diverses configurations de bruit et d'obstacles.

3.1.5 Elimination de bruits et les trajets multiples par filtre de Kalman

Le filtre de Kalman est un filtre à réponse impulsionnelle infinie qui estime les états d'un système dynamique à partir d'une série de mesures incomplètes ou bruitées. Le filtre de Kalman est utilisé dans de nombreux domaines technologiques (radar, vision électronique, communication, etc.). Il est un thème majeur de l'automatisation et du traitement du signal. Un exemple de son utilisation pourrait être la fourniture continue d'informations telles que la position ou la vitesse d'un objet à partir d'une série d'observations relatives à sa position, incluant éventuellement des erreurs de mesure [51].

3.1.6 Autres approches de réduction du bruit

En complément, plusieurs autres techniques classiques sont utilisées pour atténuer les interférences :

- Filtrage adaptatif (LMS, RLS) pour rejeter les composantes parasites.

- Détection du chemin direct via analyse de la puissance du signal (LoS/NLoS).
- Techniques de moyennage temporel ou spatial, utiles en cas de signaux fortement fluctuants.

Ces approches, souvent combinées entre elles, peuvent être intégrées comme prétraitement avant une estimation neuronale ou statistique.

2.7 Avantages des réseaux neurones par rapport aux techniques précédentes

Les réseaux neuronaux sont bien adaptés à la réduction du bruit car ils peuvent :

- **Capturer les relations complexes et non linéaires** : Les réseaux neuronaux sont capables de modéliser des relations complexes entre les signaux et le bruit, ce qui leur permet de traiter des cas où les méthodes traditionnelles échouent ou sont limitées.
- **Adaptabilité** : Contrairement aux méthodes basées sur des règles ou des hypothèses prédéfinies, les réseaux neuronaux peuvent apprendre directement à partir des données et s'adapter à divers scénarios et environnements, ce qui les rend très efficaces dans des situations dynamiques.
- **Gestion de multiples sources de bruit** : Ils sont capables de gérer simultanément plusieurs sources de bruit et de traiter des distorsions variées telles que la réverbération, l'écho, ou l'écrêtage.
- **Intégration avec d'autres techniques** : Les réseaux neuronaux peuvent être combinés avec d'autres méthodes de traitement audio (comme la soustraction spectrale ou le masquage), offrant ainsi des solutions hybrides qui améliorent la qualité du signal tout en réduisant le bruit [52].

2.8 Conclusion

Les réseaux de neurones artificiels se révèlent être des alliés de taille pour surmonter les limites des approches classiques dans les environnements bruyants et complexes comme ceux rencontrés en localisation intérieur. Leur capacité à apprendre les caractéristiques non linéaires du canal, à s'adapter aux interférences, et à généraliser les patterns spatio-temporels en fait une solution robuste et évolutive. Comparés à des techniques statistiques comme le filtre de Kalman, ils offrent une flexibilité supérieure et une meilleure précision, notamment lorsqu'ils sont bien entraînés sur des jeux de données représentatifs. Ce chapitre met ainsi en évidence le potentiel transformateur de l'IA pour la prochaine génération de systèmes de localisation sans fil.

Chapitre 03

Implémentation et résultats de simulation

3.1 Introduction

Les réseaux de neurones artificiels sont des modèles d'apprentissage automatique capables d'approximer des fonctions complexes à partir de données. Ils sont de plus en plus utilisés dans des applications telles que la reconnaissance de formes, la prédiction et, plus récemment, la localisation en environnement bruité. Dans ce chapitre, nous présentons un modèle de réseau de neurones de type cascade-forward visant à améliorer l'estimation de position dans un système UWB affecté par le bruit et les interférences multi-trajets. Nous détaillerons les étapes de l'apprentissage, la simulation sous MATLAB, puis nous analyserons les résultats obtenus sur différents jeux de données. Ces résultats seront comparés à ceux d'un filtre de Kalman pour évaluer la performance et la robustesse du modèle neuronal proposé.

3.2 Présentation des algorithmes

3.2.1 Réseaux de Neurones Multicouches (MLP)

Le réseau de neurones multicouche, ou MLP, est un modèle d'apprentissage supervisé largement utilisé dans les tâches de régression non linéaire, de classification, et d'estimation. Il est constitué d'au moins trois couches : une couche d'entrée, une ou plusieurs couches cachées, et une couche de sortie. Chaque neurone dans une couche est entièrement connecté à tous les neurones de la couche suivante, ce qui permet au réseau de modéliser des relations complexes entre les entrées et les sorties [53].

Dans notre implémentation initiale, le MLP comprenait : 2 neurones d'entrée et 2 neurones de sorties.

Cependant, les premiers essais ont montré des performances limitées : erreurs importantes sur les jeux de test, lente convergence durant l'apprentissage, et faible robustesse face au bruit. Ces limites nous ont conduits à tester une autre architecture plus adaptée aux caractéristiques de nos données.

3.2.2 Réseau Cascade-Forward

Le réseau de type CFNN est une extension du MLP traditionnel. Il diffère essentiellement par ses connexions supplémentaires : dans un réseau CFNN, les entrées sont connectées non seulement à la première couche cachée, mais aussi à toutes les couches suivantes, y compris la couche de sortie. De plus, chaque couche est également connectée à toutes les couches qui la suivent [54].

L'architecture retenue se compose comme suit :

Élément	Description
Entrées	2 neurones (X, Y) - mesures issues de l'algorithme TOA
Couches cachées	2
1 ^{re} couche	60 neurones
2 ^e couche	30 neurones
Sorties	2 neurones (X, Y exacts)
Fonctions d'activation	Tansig (tangente sigmoïde) pour les couches cachées purelin (linéaire) pour la couche de sortie
Fonction d'entraînement	trainbr (régularisation bayésienne)

Tableau3.1 : Architecture du réseau de neurones retenue

La figure ci-dessous illustre l'architecture du réseau de neurones utilisé dans notre étude.

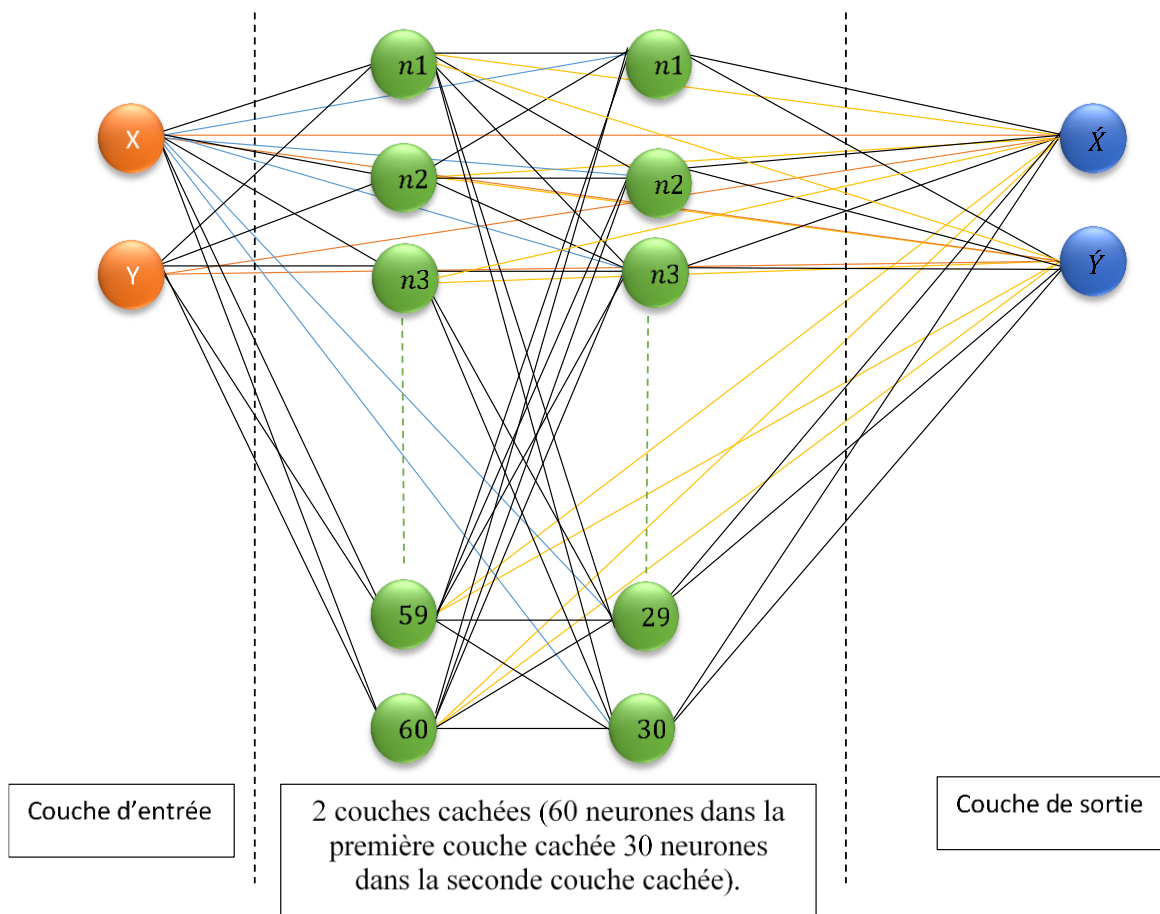


Figure 3.1 : Architecture du réseau de neurones cascade-forward utilisé pour l'estimation des coordonnées (X, Y).

3.2.3 Justification du Choix de l'Algorithme d'Entraînement : trainbr

Le choix de la fonction trainbr (Bayesian Regularization backpropagation) repose sur sa capacité à éviter le surapprentissage, tout en assurant une convergence stable. Contrairement aux algorithmes classiques de rétropropagation comme traingd ou trainlm, l'approche bayésienne introduit une pénalisation sur la complexité du modèle via une régularisation automatique des poids [55]. Cette propriété est particulièrement utile dans le contexte de la localisation UWB, où les données peuvent être bruitées, incomplètes ou perturbées par des interférences de type multi-trajets.

3.3 L'apprentissage

L'apprentissage d'un réseau de neurones artificiels consiste à ajuster les poids synaptiques des connexions entre neurones de manière à minimiser l'erreur entre les sorties prédictives du réseau et les sorties cibles fournies par l'utilisateur. Dans ce travail, l'apprentissage repose sur une approche **supervisée**, où chaque entrée est associée à une sortie de référence (coordonnées exactes du mobile dans le plan 2D).

3.3.1 Préparation des données

Les jeux de données **X4** et **X5** ont été utilisés pour l'entraînement. Pour améliorer la performance et la convergence de l'apprentissage, toutes les données d'entrée et de sortie ont été normalisées dans l'intervalle $[-1,1]$ via la fonction mapminmax de MATLAB.

3.3.2 Fonction d'activation et sortie du neurone

Les neurones des couches cachées utilisent la fonction d'activation tangente sigmoïde, définie par :

$$f(x) = \frac{(e^x - e^{-x})}{(e^x + e^{-x})} \quad (3.6)$$

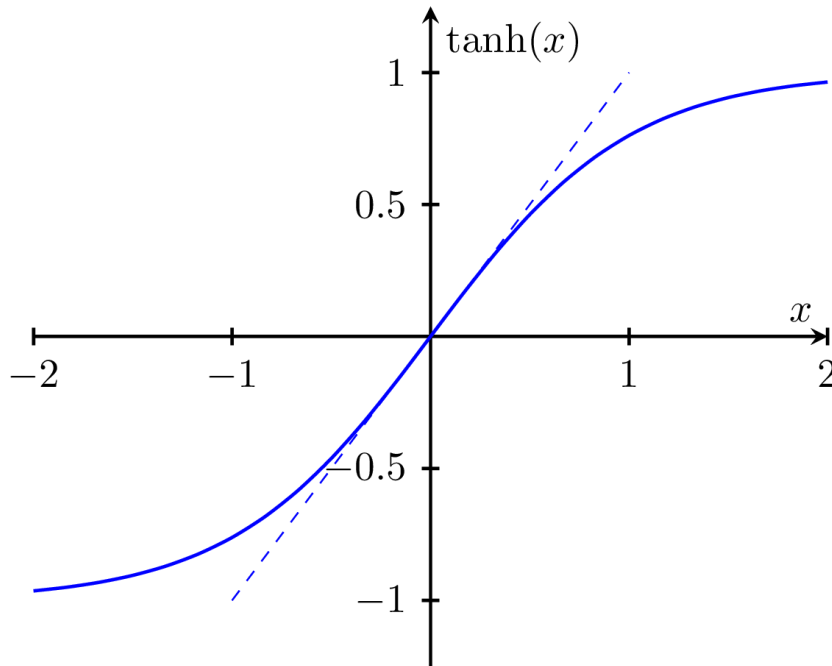


Figure 3.2 : la fonction d'activation tanh

La sortie y_j d'un neurone j est calculée par :

$$y_j = f\left(\sum_i w_{ji}x_i + b_j\right) \quad (3.7)$$

Où w_{ji} sont les poids des connexions, x_i les entrées, et b_j le biais du neurone j .

3.3.3 Fonction d'erreur

La fonction d'erreur, aussi appelée fonction de coût, mesure la qualité de l'apprentissage du réseau à chaque itération. Dans notre cas, l'erreur quadratique moyenne a été utilisée comme critère d'optimisation [56], définie comme suit :

$$E = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (X_i^{\text{réel}} - X_i^{\text{estimé}})^2 + (Y_i^{\text{réel}} - Y_i^{\text{estimé}})^2 \quad (3.8)$$

- N est le nombre total d'échantillons,
- $X_i^{\text{réel}}$ et $Y_i^{\text{réel}}$ sont les coordonnées exactes (réelles),
- $X_i^{\text{estimé}}$ et $Y_i^{\text{estimé}}$ sont les coordonnées estimées par le réseau.

Cette fonction est calculée à chaque époque (itération) de l'apprentissage et permet d'orienter les corrections des poids.

3.3.4 La rétropropagation

La rétropropagation de l'erreur (ou backpropagation) est un algorithme d'apprentissage fondamental pour l'entraînement des réseaux de neurones multicouches. Elle repose sur un principe simple mais puissant : ajuster les poids du réseau afin de minimiser l'erreur entre la sortie souhaitée et la sortie effectivement produite.

À chaque itération, l'erreur est mesurée — souvent à l'aide de l'erreur quadratique moyenne (MSE) — puis propagée en arrière depuis la couche de sortie jusqu'aux couches cachées. Ce mécanisme permet de calculer le gradient de l'erreur par rapport aux poids [57], qui est ensuite utilisé pour mettre à jour les poids selon la règle suivante :

$$w_{ji}(t + 1) = w_{ji}(t) - \eta \frac{\partial E}{\partial w_{ji}} \quad (3.9)$$

Où :

- w_{ji} est le poids entre les neurones i et j ,
- η est le taux d'apprentissage,
- $\frac{\partial E}{\partial w_{ji}}$ est le gradient de l'erreur par rapport à ce poids.

3.4 Simulation avec MATLAB

Dans cette section, nous décrivons les étapes de simulation réalisées sous MATLAB afin d'évaluer les performances du réseau de neurones proposé pour l'estimation de position dans un environnement UWB.

3.4.1 Données utilisées

Les simulations ont été réalisées à partir de plusieurs jeux de données expérimentales fournies, représentant des mesures de positions dans un environnement indoor. Chaque jeu contient :

- Des positions mesurées à partir de la méthode TOA (Time of Arrival), sujettes à bruit et multi-trajets,
- Les positions exactes de référence,
- Les positions estimées via un filtre de Kalman pour comparaison.

Cinq jeux de données ont été utilisés, notés de X1 à X5 et Y1 à Y5 pour les coordonnées horizontales et verticales. Chaque jeu contient 50 valeurs de position, permettant une analyse suffisante de la performance des estimations. Les jeux X4, X5, Y4, Y5 ont été utilisés pour l'apprentissage du réseau, tandis que les jeux X1 à X4 ont servi aux tests. Voici un résumé clair de tous les paramètres du réseau de neurones utilisés dans ton code Matlab :

Paramètre	Valeur / Configuration
Type de réseau	cascadeforwardnet
Fonction d'entraînement	trainbr
Nombre de couches cachées	2
Neurones couche 1	60
Neurones couche 2	30
Fonction activation couche 1	tansig
Fonction activation couche 2	tansig
Nombre d'entrées	2 (X, Y TOA mesurés)
Nombre de sorties	2 (X, Y exacts)
Données d'apprentissage	X4 + X5
Normalisation des données	mapminmax
Nombre d'époques max.	2000
Erreur cible (goal)	1e-6
Échecs max (early stopping)	10
Évaluation	X1, X2, X3, X4

Tableau3.2 : les paramètres du réseau de neurones utilisés

3.5 Résultats de la simulation

Cette section présente les résultats obtenus lors de la phase de simulation, en comparant la précision du réseau de neurones Cascade Forward (MLP) à celle du filtre de Kalman, à partir de quatre jeux de données tests.

Le réseau a été entraîné à l'aide des jeux X4 et X5 (mesures TOA et positions exactes), puis testé sur les jeux X1 à X4. Pour chaque jeu, nous comparons :

- Les positions estimées par le MLP,
- Les positions estimées par le filtre de Kalman,
- Les positions exactes (valeurs de référence),
- L'évolution des erreurs Euclidiennes pour chaque méthode.

Les métriques de performance utilisées sont :

- RMSE (Root Mean Square Error) pour chaque test,
- Erreur totale globale RMSE sur tous les points.

3.5.1 Analyse Graphique

MATLAB offre une visualisation graphique intuitive de l'architecture du réseau de neurones, permettant d'illustrer clairement la structure du modèle, y compris le nombre de couches, de neurones, les connexions directes entre les couches (dans le cas d'un réseau cascade-forward), ainsi que les fonctions d'activation utilisées.

La figure suivante, générée automatiquement par l'outil ntraintool de MATLAB, représente l'architecture du réseau de neurones cascade-forward utilisé dans ce travail :

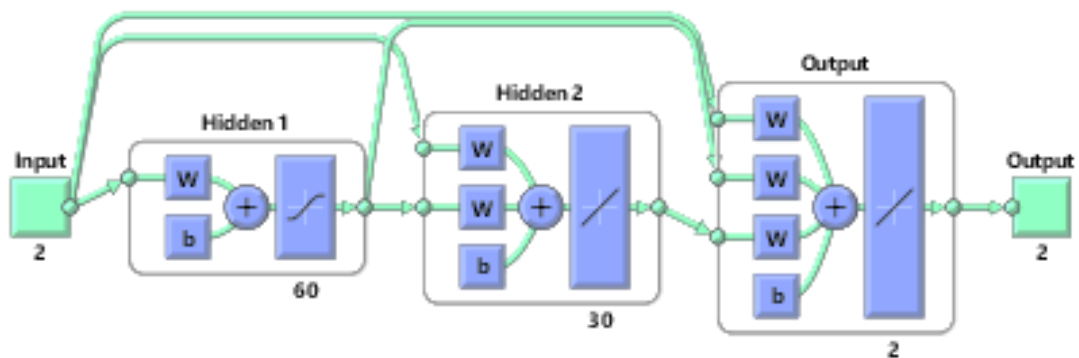


Figure 3.3 : visualisation graphique du réseau de neurones.

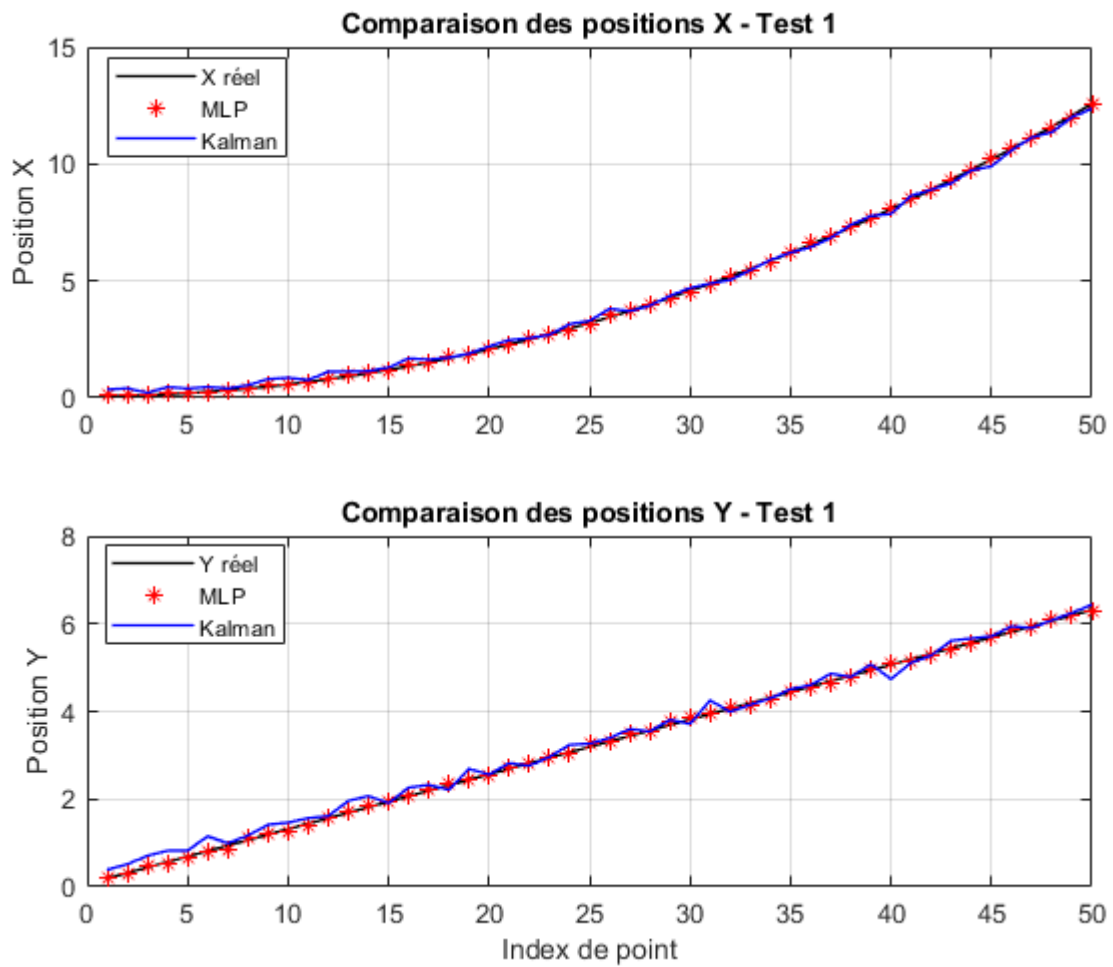


Figure 3.4 : Comparaison des positions estimées (X, Y) - Test 1

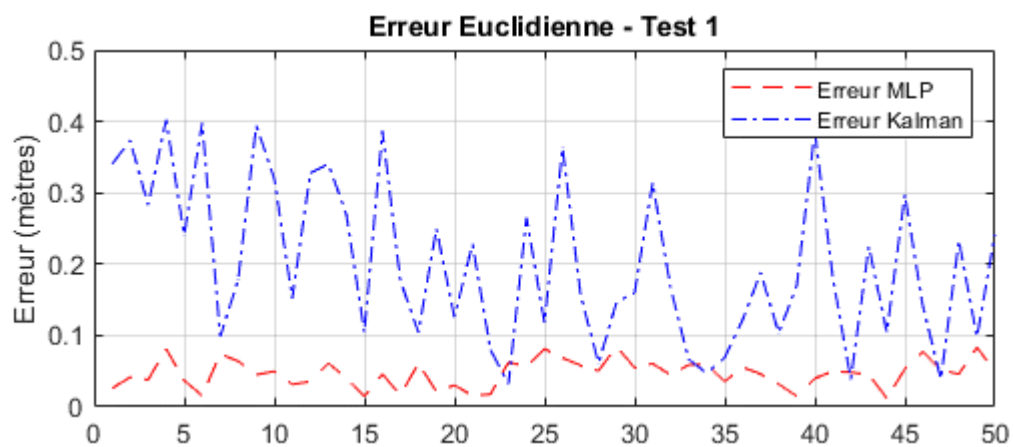


Figure 3.5 : Erreur Euclidienne cumulée des estimations - Test 1

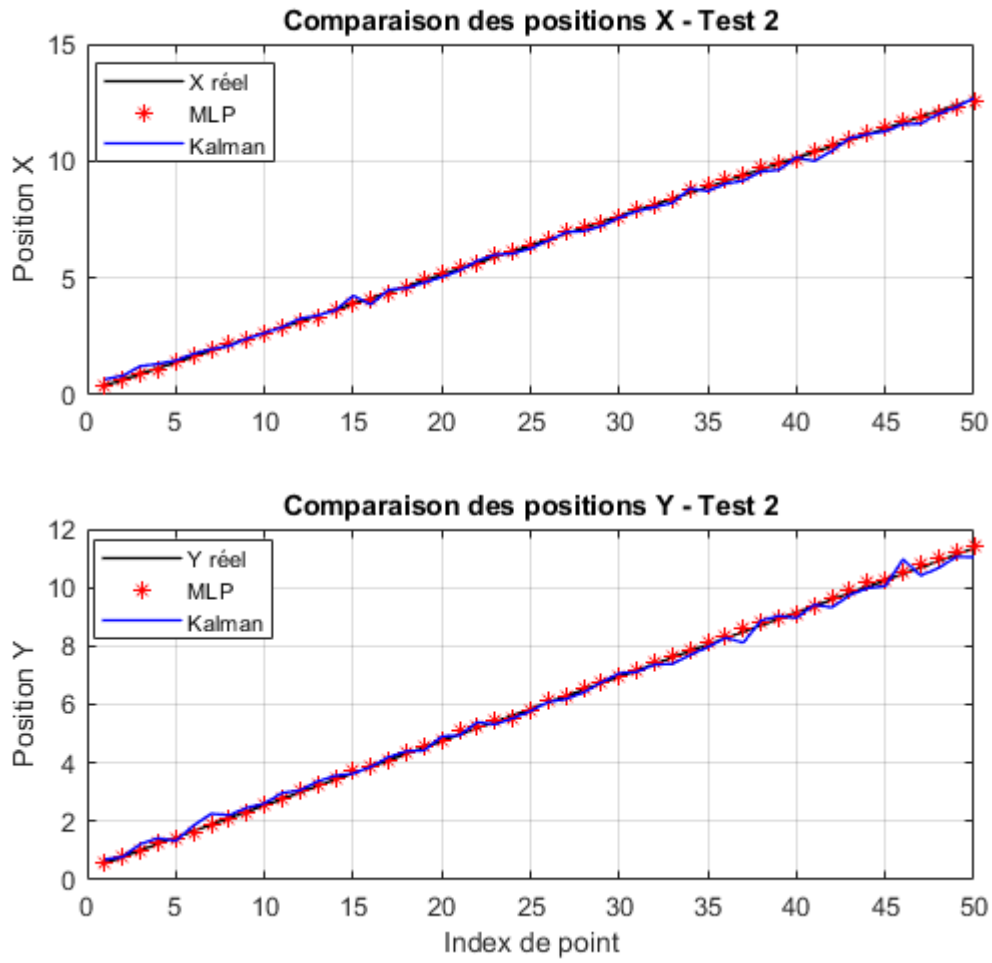


Figure 3.6 : Comparaison des positions estimées (X, Y) - Test 2

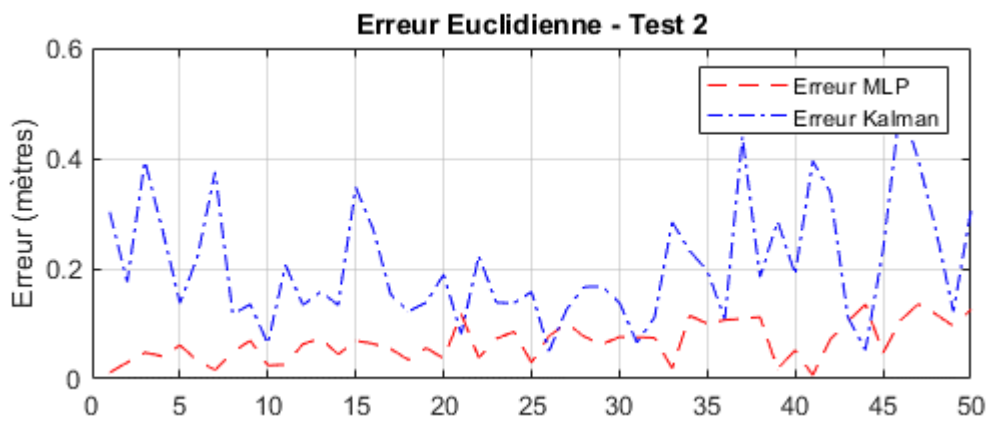


Figure 3.7 : Erreur Euclidienne cumulée des estimations - Test 2

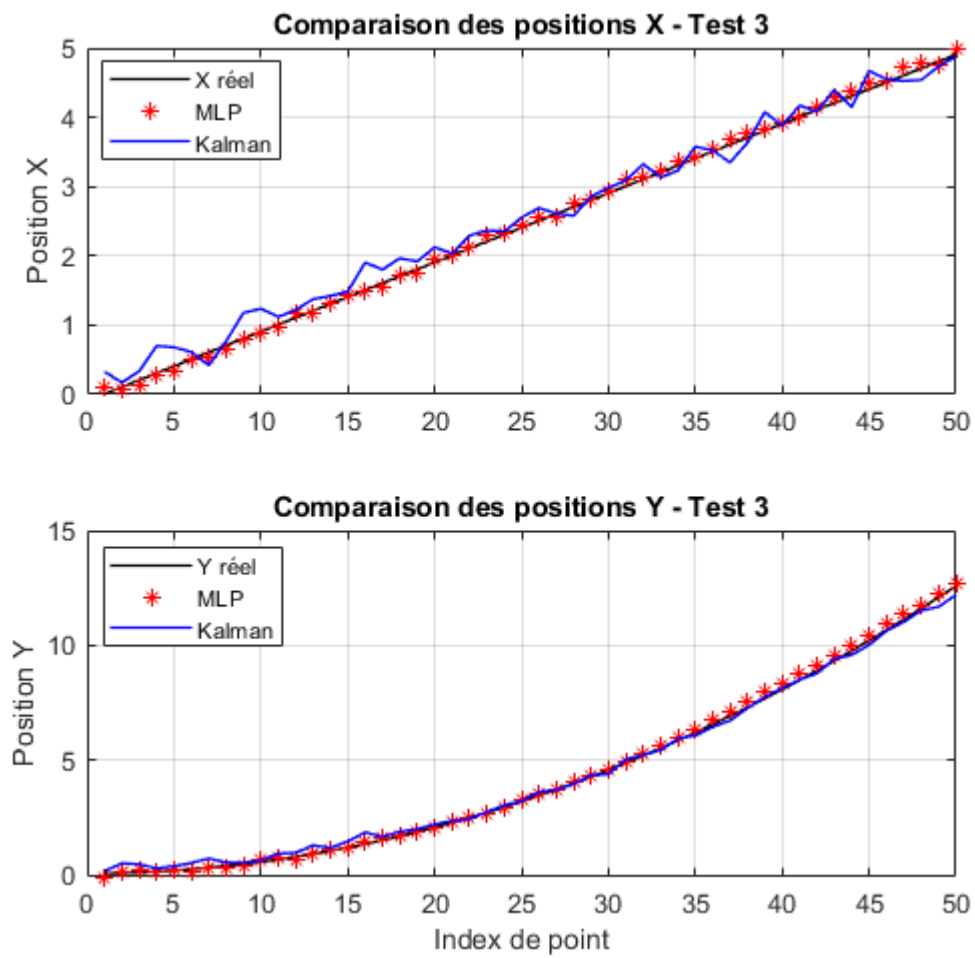


Figure 3.8 : Comparaison des positions estimées (X, Y) - Test 3

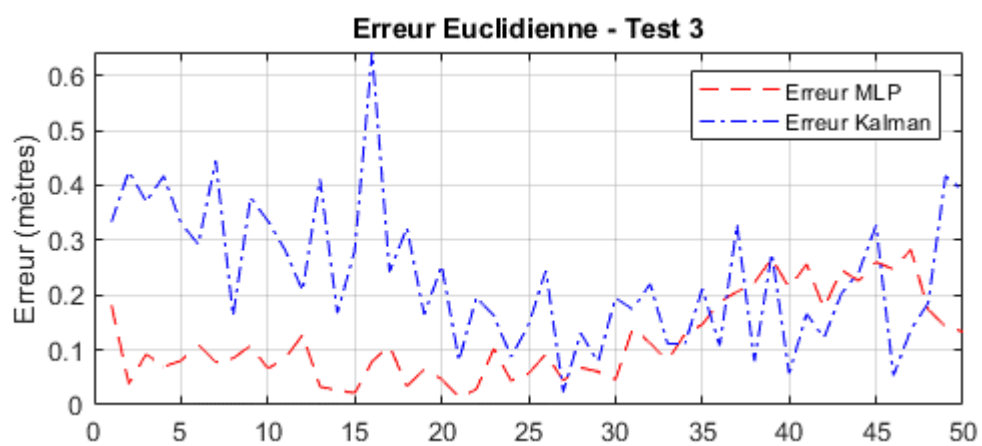


Figure 3.9 : Erreur Euclidienne cumulée des estimations - Test 3

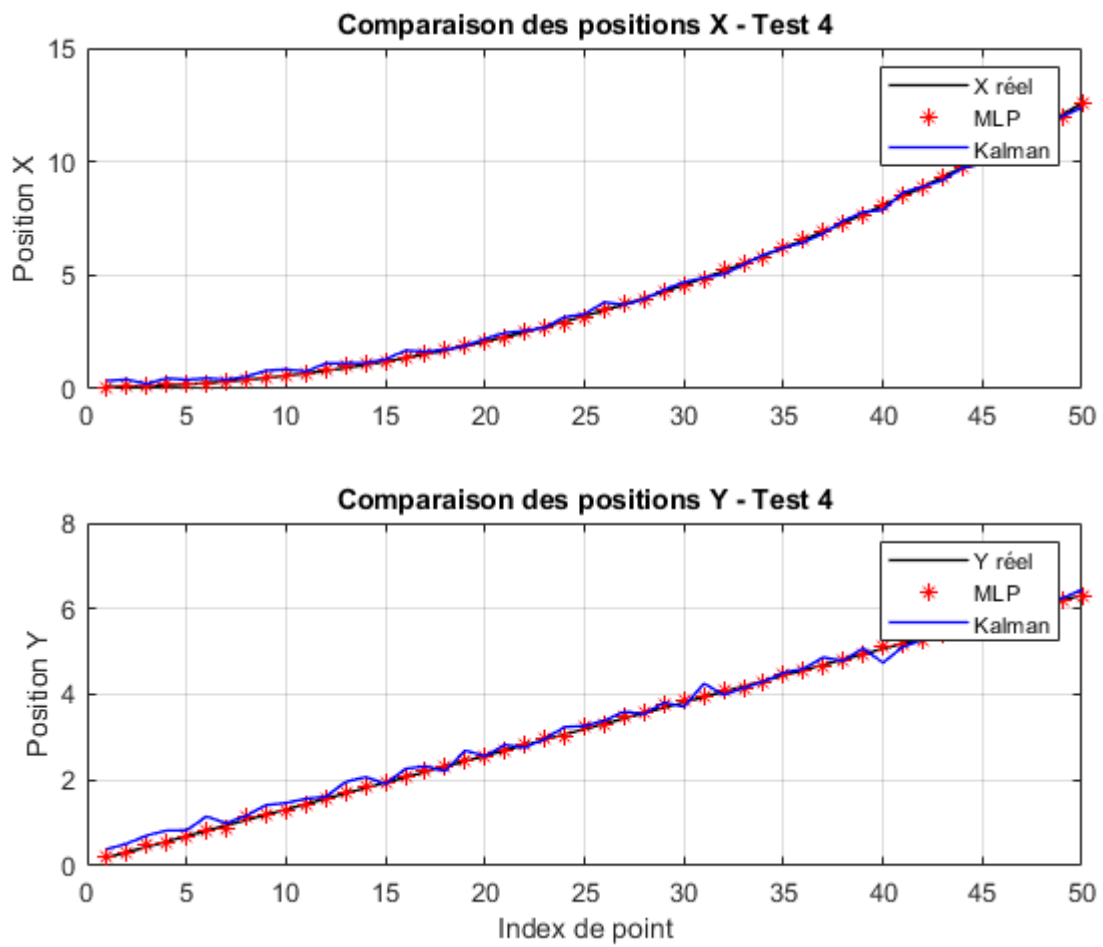


Figure 3.10 : Comparaison des positions estimées (X, Y) – Test 4

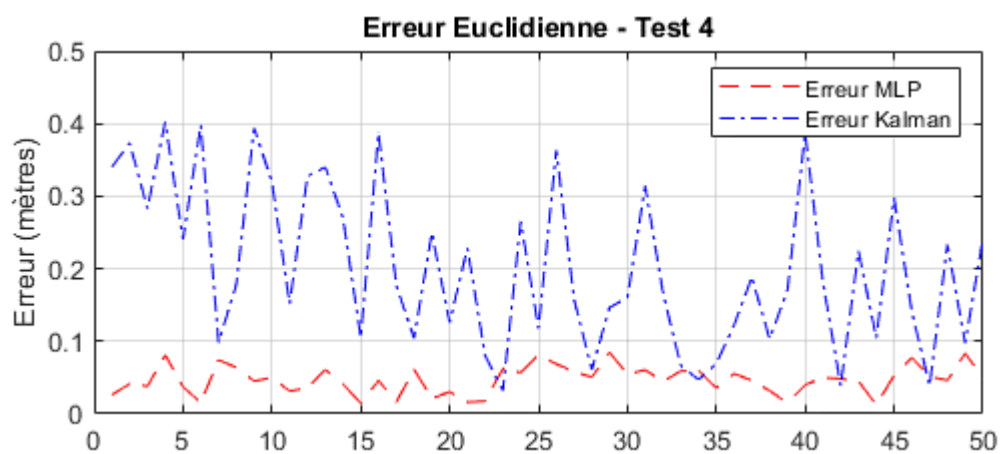


Figure 3.11 : Erreur Euclidienne cumulée des estimations – Test 4

3.6 Discussion des résultats

L'analyse des résultats de simulation obtenus à partir des différents jeux de données permet d'évaluer l'efficacité du réseau de neurones cascade-forward par rapport au filtre de Kalman dans un contexte de localisation UWB perturbé par le bruit et les interférences multi-trajets.

3.6.1 Comparaison des trajectoires estimées

Les figures représentant les positions estimées (X, Y) pour les différents tests (Figures 4, 6, 8 et 10) montrent visuellement que la sortie du réseau neuronal (MLP) suit de plus près la trajectoire réelle comparée à celle estimée par le filtre de Kalman. Le MLP reproduit les variations fines de la trajectoire avec une meilleure fidélité, tandis que le Kalman montre un comportement plus lissé, mais aussi plus éloigné de la réalité, en particulier dans les zones où les changements de direction sont plus brusques.

3.6.2 Erreur euclidienne cumulée

Les figures 5, 7, 9 et 11 illustrent l'erreur euclidienne cumulée pour chaque test. On y observe que l'accumulation d'erreur est globalement plus lente dans le cas du réseau neuronal, ce qui indique une meilleure précision globale sur l'ensemble du trajet. À l'inverse, le filtre de Kalman accumule plus rapidement de l'erreur, en particulier dans les segments fortement bruités. Ce résultat traduit la capacité du réseau MLP à mieux généraliser à partir des données d'entraînement et à réduire les effets des interférences.

La figure suivante (barres) illustre la comparaison globale du RMSE total entre le réseau de neurones et le filtre de Kalman :

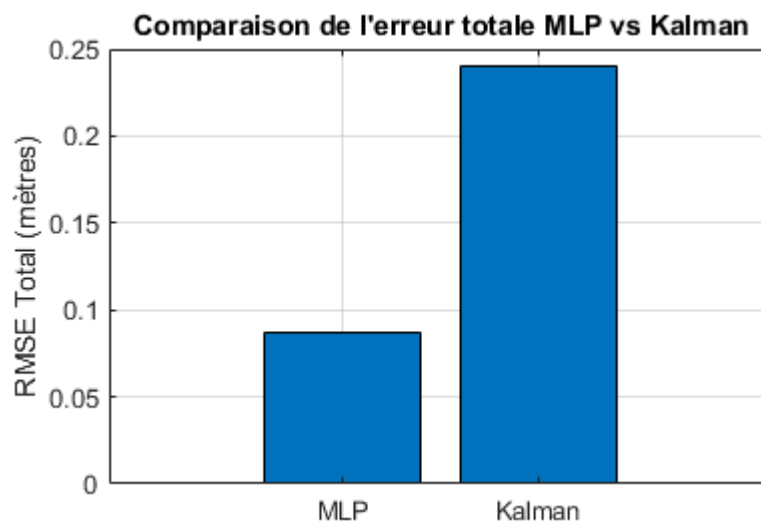


Figure 3.12 : comparaison de l'erreur totale MLP vs Kalman.

La figure 12 présente une comparaison synthétique des erreurs totales (par barres), mettant en évidence l'écart significatif entre le MLP et le Kalman. Les barres rouges (MLP) sont systématiquement plus basses que les barres bleues (Kalman), ce qui confirme visuellement la supériorité de l'approche neuronale sur l'ensemble des tests. Cette représentation graphique donne une vision claire et directe de la réduction de l'erreur obtenue grâce au réseau de neurones.

3.6.3 Résultats numériques

Sur les quatre tests, le MLP affiche systématiquement un RMSE plus faible, avec une moyenne générale de **0.0841 m** contre **0.2405 m** pour le filtre de Kalman, soit une amélioration de près de **65%**. Ce résultat confirme que le réseau de neurones est capable de mieux s'adapter aux données bruitées et aux erreurs dues aux multi-trajets, en produisant des estimations de position plus précises.

Jeu de Données	RMSE - MLP (m)	RMSE - Kalman (m)
Test 1	0.0511	0.2311
Test 2	0.0802	0.2314
Test 3	0.1290	0.2663
Test 4	0.0511	0.2311
Total	0.0841	0.2405

Tableau 3.3 : Comparaison des erreurs RMSE entre le réseau de neurones MLP et le filtre de Kalman sur différents jeux de données de test

3.7 Conclusion

Le réseau de neurones cascade-forward a démontré une meilleure capacité à estimer la position réelle dans un environnement UWB bruité, en comparaison avec les mesures traitées par le filtre de Kalman. Sur les axes X et Y, le modèle neuronal offre des estimations plus proches de la trajectoire réelle, avec une réduction significative de l'erreur moyenne (RMSE). Les courbes d'erreur cumulée confirment également une meilleure stabilité du MLP face aux perturbations et aux interférences multi-trajets.

Bien que le filtre de Kalman reste une méthode robuste et bien établie, notamment dans les systèmes temps réel à faible complexité, les résultats obtenus dans cette étude soulignent l'intérêt des approches neuronales pour les applications nécessitant une précision accrue dans des environnements complexes. Ainsi, le modèle MLP cascade-forward s'impose comme une solution efficace pour améliorer la fiabilité des systèmes de localisation en milieu perturbé.

Conclusion

générale

Conclusion Générale

Dans un contexte où la localisation précise en environnement intérieur devient de plus en plus essentielle, notamment dans les domaines de la robotique, de la logistique, de la santé ou encore de la sécurité, ce mémoire a proposé une solution innovante combinant la technologie UWB avec la puissance de l'intelligence artificielle, en particulier les réseaux de neurones artificiels.

Après avoir analysé les limites des systèmes classiques tels que le GPS, inopérants en milieu indoor, nous avons étudié les caractéristiques des systèmes UWB, qui offrent une localisation à haute précision grâce à leur bande passante étendue et à leur capacité à estimer le temps d'arrivée des signaux. Cependant, la présence des trajets multiples et d'obstacles entraîne des interférences et une non-linéarité dans les données de position, ce qui dégrade les performances des algorithmes de localisation traditionnels.

Pour remédier à ces problèmes, nous avons exploré l'usage des réseaux de neurones (MLP) capables de modéliser des fonctions complexes et de corriger les erreurs dues aux trajets indirects. L'implémentation a été réalisée sous MATLAB, en utilisant plusieurs jeux de données pour l'entraînement et la validation du modèle.

Les résultats obtenus démontrent que le modèle de localisation basé sur les réseaux de neurones, en particulier l'architecture cascade-forward entraînée sur des données bruitées, permet une amélioration notable de la précision par rapport aux mesures brutes obtenues par la méthode TOA. Il dépasse également les performances du filtre de Kalman, notamment dans des environnements complexes, où les effets des trajets multiples, les obstacles physiques et les interférences rendent les approches classiques moins fiables. Cette capacité du réseau à modéliser les non-linéarités et à corriger les erreurs de mesure en fait une solution performante et robuste, particulièrement adaptée aux applications indoor exigeantes.

Les résultats obtenus fournissent une base solide pour poursuivre les recherches dans ce domaine, en visant des applications plus précises et fiables dans divers secteurs industriels. Les travaux futurs pourront porter sur l'optimisation des réseaux de neurones, l'intégration de modèles plus avancés et l'amélioration des algorithmes de filtrage, ainsi que sur l'adaptation en temps réel sur des plateformes embarquées. Une application concrète du système dans des environnements réels, tels que les entrepôts, les hôpitaux ou les sites industriels, permettrait de valider sa robustesse

et d'ouvrir la voie à des usages pratiques comme le guidage de robots, le suivi d'inventaire ou la localisation de personnel.

Références

&

Bibliographique

Références

- [1] R. N. M. I. Z. Farid, «A review on localization techniques for wireless sensor networks,» *journal of Computer Networks and Communications*, 2013.
- [2] H. D. P. B. a. J. L. H. Liu, *Survey of Wireless Indoor Positioning Techniques and Systems*, IEEE Trans. Syst., Man, Cybern, 2007.
- [3] M. A. e. al, «Ultra Wideband Indoor Positioning Technologies: Analysis and Recent Advances,» *Sensors*, 2016.
- [4] D. D. e. al, *Ranging with UWB Signals in Multipath Environments*, Proc. IEEE, 2009.
- [5] S. Gezici, «A survey on wireless position estimation,» *IEEE Wireless Communications*, vol. 13, n° 16, pp. 50-58, 2005.
- [6] L. Y. a. G. B. Giannakis, *UWB Communications: An Idea Whose Time Has Come*, IEEE Signal Processing Magazine, 2004.
- [7] e. a. Y. Guo, *Artificial Neural Networks Applied to Localization in UWB*, Piscataway, NJ, USA (IEEE): IEEE Access, 2020.
- [8] S. H. a. S.-H. G. Chan, *Wi-Fi Fingerprint-Based Indoor Positioning: Recent Advances and Comparisons*, IEEE Commun. Surveys Tuts, 2016.
- [9] M. L. H. K. B. K. Kara, *Modélisation neuronale des systèmes non-linéaires en présence des perturbations*, Algérie: Univ. de Blida, 2012.
- [10] A. B. M. Maissa, «Intégration du Filtre de Kalman étendu avec le filtre à particules pour le positionnement IMU/UWB dans des milieux LOS et NLOS,» Université Mohamed El-Bachir El-Ibrahimi, Bordj Bou Arreridj, Algérie, 2024.
- [11] U. Government, «Informations officielles du Gouvernement des États-Unis sur le système de positionnement global (GPS) et sujets connexes,» Site officiel du GPS – www.gps.gov, [En ligne]. Available: <https://www.gps.gov/systems/gps/french.php>. [Accès le 2025].

- [12] Garmin, «À propos du GPS,» Garmin Ltd, [En ligne]. Available: <https://www.garmin.com/fr-FR/aboutgps/>. [Accès le 2025].
- [13] Solustop, «Localisation indoor en entreprise,» Solustop, [En ligne]. Available: <https://www.solustop.com/actualites/localisation-indoor-entreprise>. [Accès le 2025].
- [14] M. Ayyash, «Étude d'un système d'acquisition rapide de signaux UWB à très large bande en milieu minier souterrain,» Université du Québec en Abitibi-Témiscamingue, Rouyn-Noranda, Québec, Canada, Mai 2013.
- [15] F. C. C. (FCC), «New Public Safety Applications and Broadband Internet Access Among Uses Envisioned by FCC Authorization of Ultra-Wideband Technology,» (FCC) Federal Communications Commission, 14 février 2002.
- [16] F. C. C. (FCC), *Revision of Part 15 of the Commission's Rules Regarding Ultra-Wideband Transmission Systems*, Washington, D.C., USA: Federal Communications Commission (FCC), 2002.
- [17] R. A. S. M. Z. Win, «Impulse radio: How it works,» *IEEE Communications Letters*, p. 36–38.
- [18] e. a. S. Gezici, «Localization via ultra-wideband radios: A look at positioning aspects for future sensor networks,» *IEEE Signal Processing Magazine*, p. 70–84, 2002.
- [19] A. F. M. e. al., «Ultra-wideband wireless communications,» *Proceedings of the IEEE*, p. 353–371, 2009.
- [20] e. a. T. Zasowski, «UWB for non-coherent short-range wireless communications,» *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, p. 1553–1562, 2004.
- [21] J. Foerster, «The performance of a direct-sequence ultra-wideband system in the presence of multipath, narrowband interference, and multiuser interference,» *IEEE Globecom 2001*, 2001.

- [22] R. A. S. M. Z. Win, «Ultra-wide bandwidth time-hopping spread-spectrum impulse radio for wireless multiple-access communications,» *IEEE Transactions on Communications*, p. 679–689, 2000.
- [23] G. G. M.-G. Di Benedetto, *Understanding Ultra Wide Band Radio Fundamentals*, Upper Saddle River, NJ, USA: Prentice Hall, 2004.
- [24] F. Rangwala, *Ultra-Wideband Communications: Fundamentals and Applications*, Hoboken, NJ, USA: Wiley-IEEE Press, 2006.
- [25] G. Concept, «Ultra-Wideband (UWB),» Giga Concept, [En ligne]. Available: <https://www.giga-concept.fr/technologies/ultra-wideband/>. [Accès le 2025].
- [26] U. S. Solutions, «Internet of Things (IoT) Technology Explanation: Indoor Positioning Technology (WIFI, Bluetooth/BLE, Zigbee, UWB),» Woxu Wireless, 1 Avril 2021. [En ligne]. Available: https://uwb.woxuwireless.com/views/blog/Internet_of_Things.html. [Accès le 2025].
- [27] O. Smart, «Is UWB Going Millimetre Really Necessary?,» Owon Smart, [En ligne]. Available: <https://fr.owon-smart.com/news/is-uwb-going-millimetre-really-necessary/>. [Accès le 2025].
- [28] Cisco, «Multipath and Its Impact on WLAN Networks,» Cisco, [En ligne]. Available: https://www.cisco.com/c/fr_ca/support/docs/wireless-mobility/wireless-lan-wlan/27147-multipath.html. [Accès le 2025].
- [29] T. Zhang, «Electronic fence device based on UWB positioning technology,» *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1802, n° %14, 2019.
- [30] M. A. M. Alfakih, «Indoor and Outdoor Localization,» Faculté de Génie Électrique, Département d'Électronique, 2018/2019.
- [31] MathWorks, «Object Tracking Using Time Difference of Arrival (TDOA),» MathWorks, 2022. [En ligne]. Available: <https://fr.mathworks.com/help/fusion/ug/object-tracking-using-time-difference-of-arrival.html>. [Accès le 2025].

- [32] A. H. e. A. Hamadi, «Étude et amélioration des performances du positionnement UWB par filtrage de Kalman,» Université Mohamed El-Bachir El-Ibrahimi, Bordj Bou Arreridj, Algérie, 2018/2019.
- [33] P. M. e. P. Enge, *Global Positioning System: Signals, Measurements, and Performance*, Lincoln, MA, États-Unis: Ganga-Jamuna Press, 2010.
- [34] S. Gezici, «A survey on wireless positioning techniques,» *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 10, n° 13, p. 185–197, 2008.
- [35] F. Gustafsson, *Statistical Sensor Fusion*, Lund, Suède: Studentlitteratur AB, 2018.
- [36] L. Rahmouni, «[2Réduction des erreurs multi trajets au niveau d'un récepteur GPS par méthodes adaptative NLMS,» Université Blida 01, Blida, Algérie , 2009.
- [37] K. S. Brahim, «Commande adaptative robuste pour le suivi de trajectoire des systèmes non linéaires incertains,» Université de Picardie Jules Verne , Amiens, France, 2023.
- [38] A. B. e. I. Ghraeiri, «Étude de l'équation différentielle stochastique à bruit additif multidimensionnelle,» Université Kasdi Merbah, Ouargla, Algérie, 2018.
- [39] P. (organisation), «Comment l'IA contribue aux performances de la Géolocalisation Indoor,» 12, 12 Février 2024. [En ligne]. Available: <https://www.polestar.eu/fr/blog/comment-lia-contribue-aux-performances-de-la-geolocalisation-indoor/>. [Accès le 12 Avril 2025].
- [40] R. Cendre, «Classification par méthodes d'apprentissage supervisé et faiblement supervisé d'images multimodales pour l'aide au diagnostic du lentigo malin en dermatologie,» Université Bourgogne Franche-Comté (préparée à l'Université de Bourgogne), Dijon, France, 2021.
- [41] G. Cloud, «Qu'est-ce que l'intelligence artificielle ?,» Google Cloud, [En ligne]. Available: <https://cloud.google.com/learn/what-is-artificial-intelligence?hl=fr#applications-and-use-cases-for-artificial-intelligence>. [Accès le 11 Avril 2025].

- [42] Y. Bénédic, «Approche analytique pour l'optimisation de réseaux de neurones artificiels,» 1²France, 2007.
- [43] A. inconnu(s), «Chapitre II Réseaux de neurones artificiels,» Université de Tiaret, [En ligne]. Available: <http://dspace.univ-tiaret.dz/bitstream/123456789/11631/11/11-chap2%20fin.pdf>. [Accès le Avril 2025].
- [44] I. School, «Convolutional Neural Network (CNN), qu'est-ce que c'est ?,» School, IA, [En ligne]. Available: <https://www.intelligence-artificielle-school.com/ecole/technologies/convolutional-neural-network/>. [Accès le Avril 2025].
- [45] A. inconnu(s), «Les réseaux de neurones RBF,» RFIA 2012, 2012. [En ligne]. Available: <https://rfia2012.wordpress.com/wp-content/uploads/2012/02/les-rc3a9seaux-de-neurone-rbf.pdf>. [Accès le Avril 2025].
- [46] W. c. (. inconnu(s)), «Multilayer perceptron,» Wikipedia, The Free Encyclopedia, [En ligne]. Available: https://en.wikipedia.org/wiki/Multilayer_perceptron#:~:text=In%20deep%20learning%2C%20a%20multilayer,that%20is%20not%20linearly%20separable. [Accès le 12 Avril 2025].
- [47] I. B. e. A. E. Bouhadi, «LSTM network and Box and Jenkins methodology for time series forecasting: test on MASI index of CASABLANCA Stock Exchange,» *Revue Française d'Économie et de Gestion, Volume 2, Numéro 12.*, pp. 13 - 36, 11 2012.
- [48] S. Jaiswal, «Multilayer Perceptrons in Machine Learning: A Comprehensive Guide,» *DataCamp*, 5 Avril 2025.
- [49] «What is the basic architecture of an artificial neural network (ANN)?,» [En ligne]. Available: <https://aiml.com/what-is-the-basic-architecture-of-an-artificial-neural-network-ann/>. [Accès le 12 Avril 2025].
- [50] W. C. v. Etten, *Introduction to Random Signals and Noise*, Chichester, UK: John Wiley & Sons, Ltd, 2005.

- [51] «Filtre de Kalman,» Wikipédia, 4 Décembre 2024. [En ligne]. Available: https://fr.wikipedia.org/wiki/Filtre_de_Kalman. [Accès le 14 Avril 2025].
- [52] «Comment pouvez-vous utiliser les réseaux neuronaux pour supprimer le bruit de fond de la parole ?,» LinkedIn, [En ligne]. Available: <https://fr.linkedin.com/advice/1/how-can-you-use-neural-networks-remove-lmimf?lang=fr>. [Accès le 17 Avril 2025].
- [53] MarketMuse, «Multilayer Perceptron (MLP) Definition,» MarketMuse Blog, [En ligne]. Available: <https://blog.marketmuse.com/glossary/multilayer-percpetron-definition/>. [Accès le 23 Mai 2025].
- [54] e. a. B. Warsito, «Cascade Forward Neural Network for Time Series Prediction,» *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1025, 2018.
- [55] MathWorks, *trainbr - Bayesian Regularization backpropagation*, MATLAB documentation, 2025.
- [56] E. Paris, «Fonction d'erreur,» ESIEE Paris, [En ligne]. Available: https://perso.esiee.fr/~buzerl/sphinx_IA/90%20FntErreur/FntErreur.html. [Accès le 25 Avril 2025].
- [57] Y. H. H. e. J.-N. Hwang, *Handbook of Neural Network Signal Processing*, Boca Raton, FL, USA: CRC Press, 2002.
- [58] Qorvo, «When You Ask ‘Where,’ Ultra-Wideband Answers,» Qorvo, [En ligne]. Available: <https://www.qorvo.com/design-hub/blog/when-you-ask-where-ultra-wideband-answers>. [Accès le 2025].
- [59] M. Connect, «Intelligence artificielle : quel avenir en anatomie pathologique ?,» MSD Connect, [En ligne]. Available: <https://www.msconnect.fr/therapeutic-areas/pilote/articles-publications/intelligence-artificielle-quel-avenir-en-anatomie-pathologique/>. [Accès le 13 Avril 2025].
- [60] M. L. H. K. B. K. Kara, *Modélisation neuronale des systèmes non-linéaires en présence des perturbations*, Université de Blida, Faculté des Sciences de l'Ingénieur, Département d'Électronique, Blida, Algérie.

- [61] K. N. Haque, *What is Convolutional Neural Network — CNN (Deep Learning)*, Medium, 2023.
- [62] A. A. e. S. C. H. El Badaoui, *Perceptron Multicouches et réseau à Fonction de Base Radiale pour la prédiction du taux d'humidité [Multilayer Perceptron and Radial Basis Function network to predict the moisture]*, ISSR Journals, 2014.