



Mémoire de Master

Présenté au

Département : Génie Électrique

Domaine : Sciences et Technologies

Filière : Télécommunications

Spécialité : Systèmes des Télécommunications

Réalisé par :

RAHMI Cylia

Et

MEZHOUD Siham

Thème

Identification d'une transmission NLOS basée sur l'apprentissage artificiel

Soutenu le: 03/07/2023

Devant la commission composée de :

Mr :	BENAOUICHA Karim	Prof.	Univ. Bouira	Président
	MEDJEDOUB Samil	M.A.A	Univ. Bouira	Rapporteur
	REZKI Mohamed	M.C.B	Univ. Bouira	Examineur



نموذج التصريح الشرفي الخاص بالالتزام بقواعد النزاهة العلمية لإنجاز بحث.

انا الممضي اسفله،

السيد(ة).....
الصفة: طالب، أستاذ، باحث

الحامل(ة) لبطاقة التعريف الوطنية: 4.003.9.93.3.0.....
والصادرة بتاريخ 2016/04/04

المسجل(ة) بكلية: العلوم و العلوم التطبيقية.....
قسم: الهندسة
الكهربائية.....

والمكلف(ة) بإنجاز اعمال بحث(مذكرة، التخرج، مذكرة ماستر، مذكرة ماجستير، اطروحة دكتوراه).

عنوانها: Identification d'une transmission NLOS.....

basé sur l'apprentissage Artificiel.....

تحت إشراف الأستاذ(ة): محمد بن اسماعيل.....

أصرح بشرفي اني ألتزم بمراعاة المعايير العلمية والمنهجية الاخلاقيات المهنية والنزاهة الاكاديمية
المطلوبة في انجاز البحث المذكور أعلاه.

التاريخ: 2023/07/09

توقيع المعني(ة)

رأي هيئة مراقبة السرقة العلمية:

h. mady
[Signature]

%

10

النسبة: itin

الامضاء:



نموذج التصريح الشرفي الخاص بالالتزام بقواعد النزاهة العلمية لإنجاز بحث.

انا الممضي اسفله،

السيد(ة)..... منزهو... سهام..... الصفة: طالب، استاذ، باحث.....
الحامل(ة) لبطاقة التعريف الوطنية: 118 4 2 9 2 9 8..... والصادرة بتاريخ: 2020/09/06
المسجل(ة) بكلية: العلوم و العلوم التطبيقية..... قسم: الهندسة
الكهربائية.....

والمكلف(ة) بإنجاز اعمال بحث(مذكرة، التخرج، مذكرة ماستر، مذكرة ماجستير، اطروحة دكتوراه).

عنوانها: Identification d'une transmission ALLO.S.
basée sur l'apprentissage Artificiel.....

تحت إشراف الأستاذ(ة): محمد و. ب. اسماعيل.....

أصريح بشرفي اني ألتزم بمراعاة المعايير العلمية والمنهجية الاخلاقيات المهنية والنزاهة الاكاديمية
المطلوبة في انجاز البحث المذكور أعلاه.

التاريخ: 2023/07/09

توقيع المعني(ة)

رأي هيئة مراقبة السرقة العلمية:

h. mellel

%

100

النسبة: itin

الامضاء:

Dédicace

Je dédie ce modeste travail à

Ma plus profonde gratitude va à mon superviseur

Pour ses précieux conseils, Son aide précieuse et sa patience .Ce travail n'aurait pas été réalisable sans ses encouragements et son soutien.

A ma tendre mère qui a passé des jours et des nuits à prier et à demander à Allah de me guider et de m'aider dans mon travail.

A mon adorable famille ; mon père ; mes frères ; Amirouche ; Farid et son fils Yanis ; Slimane ; et sa femmes Sara ; Anis ; ma sœur Fadhila et ma petite nièce Emilie qui m'ont toujours donné de l'amour, des soins et des encouragements éternels.

A mon adorable mari Mourad

Son amour sans fin, Sa compréhension, sa patience et ses chaleureux encouragements me motivent à accomplir ce travail avec succès, il est celui qui mérite tout le respect et l'amour et celui qui est toujours présent pour m'accompagner à travers le moment difficiles et doux de toute ma vie.

A mes meilleures aimes proches qui m'apportent toujours un soutien indéfectible, un amour et une aide incessants.

Siham

Dédicace

C'est grâce à Allah seul que j'ai pu achever ce travail.

Je dédie ce modeste travail

*A Mes très chère Parents que dieu les protège, En témoignage de ma
profonde affection Qu'ils sachent que ce travail est En partie le fruit de
leur soutien, leur sacrifice et leur encouragement qu'ils ont fait pour
mon éducation ainsi que ma formation.*

*A mon père école de mon enfance, qui a été mon ombre durant toutes
les années des études, et qui a veillé tout au long de ma vie à
m'encourager, à me donner l'aide et à me protéger*

*A ma mère qui m'a donné la vie, le symbole de tendresse, qui s'est
sacrifiée pour mon bonheur et ma réussite*

*A mes chers frères Daouia, Nabila, Lynda, Mayasse et Aymen et
mon petit neveu Akssal*

*A toute ma famille. Son oublié ma chère tante, mes cousins Ilyes,
Walid, Rabie, Yanis et ma cousine Katia*

A mes chers amis : Saida, Farida, Idir.

Sihame ma cher binôme avec qui j'ai passé de très bons moments.

*A tous les étudiants de la promotion télécommunication Master 2 /2023. Et
à tous mes collègues*

A tous ceux que j'aime, et tous ceux qui m'aiment.

Cylia

Remerciements

Avant tout, Nous tenons à remercier « Allah », le clément et le miséricordieux de nous avoir donné la santé, la force et le courage de mener à bien ce modeste travail durant toutes ces années d'étude qui présente le fruit de plusieurs années de sacrifices.

Nous tenons tout particulièrement exprimer nos vifs remerciements spécialement à notre encadreur Monsieur S. Medjedoub pour le temps consacré à nous écouter, et à nous orienter, et surtout pour toutes les idées, les conseils et les remarques qu'il est sus nous prodiguer durant l'évolution de notre projet. Je tiens à le remercier pour la confiance qu'il m'a accordée et à le féliciter pour sa patience.

Nous remercions également tous les professeurs qui ont contribué à notre formation, à tous les membres de jurys qui feront l'honneur de juger notre travail.

Nous remercions tous les enseignants qui ont participé à notre formation au département de génie électrique et télécommunication et tout le personnel administratif de la faculté des sciences et science appliquée.

Nous sommes adressées nos remerciements à tous nos collègues, particulièrement la promotion de deuxième année Master Système de Télécommunication.

Enfin, nous remercions vont également à toutes les personnes qui ont, de près ou de loin, apporté leurs aides et encouragements.

Merci à tous.

Résumé

Dans notre projet d'étude, on s'intéresse à l'identification d'une transmission NLOS basé sur l'apprentissage artificiel par le système de communication ULB (ultra large bande) ou UWB (ultra wide band) qui consiste à la génération d'impulsions de très courtes durée sans fil, inférieure à la nanoseconde s'étendant sur un spectre fréquentiel très large, avec des débits de données élevés. Pour ce faire, nous avons traité le canal UWB, ces caractéristiques et les éléments de classification supervisés. Par la suite, une simulation de quatre paramètres de canal UWB, en considérant les deux types de trajets : en visibilité directe (LOS) et en visibilité non directe (non line of sight, NLOS). En se basant sur différentes méthodes traditionnelles ainsi que SVM, KNN et GMM.

Mots clés : UWB, Classification, LOS, NLOS, SVM, KNN, GMM.

Table des Matières

Remerciements	I
Résumé	IV
Table des Matières	V
Liste des Figures.....	VIII
Liste des Tableaux.....	IX
Liste des abréviations.....	X

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

Chapitre I : Les systèmes UWB

I.1 Introduction	3
I.2 Les réseaux sans fil	3
I.2.1 Définition	3
I.3 Classification des réseaux sans fil	4
I.3.1 WPAN (Wireless personal Area network)	4
I.3.1.1 La technologie Bluetooth	4
I.3.1.2 La technologie UWB	4
I.3.1.3 La technologie infrarouge	5
I.3.2 WLAN (Wireless local Area network)	5
I.3.2.1 Wifi	5
I.3.2.2 HiperLan2 (High Performance Radio LAN 2.0)	5
I.3.3 WMAN (Wireless métropolitain Area network)	6
I.3.4 WWAN (Wireless wide Area network).....	6
I.4 Définition sur les systèmes UWB	6
I.4.1 Largeur de bande	7
I.4.2 Dispositif et Facteur d'activité UWB	7
I.4.3 Facteur d'utilisation d'un émetteur d'impulsions	7
I.5 Caractéristiques	8
I.5.1 Faible susceptibilité à l'évanouissement dû à la propagation par trajets multiples	8

I.5.2 Réduction de la sensibilité au brouillage	8
I.5.3 Communications protégées	8
I.5.4 Simplicité relative des systèmes	8
I.5.5 Grande capacité de pénétration à travers la matière	9
I.5.6 Une faible densité spectrale de puissance	9
I.5.7 Grande capacité de communication	9
I.6 Réponse impulsionnelle d'un canal UWB	9
I.7 Comparaison entre UWB et l'autre technologie sans fil	13
I.8 Application de la technologie UWB	13
I.8.1 Systèmes d'imagerie radar	14
I.8.2 Systèmes radar de véhicule	14
I.8.3 Systèmes de communication	14
I.9 Avantages et les inconvénients	14
I.10 Conclusion	15

Chapitre II : Techniques de classifications : SVM, KNN et GMM

II.1 Introduction	16
II.2 Définition	16
II.3 Classification supervisée	16
II.4 Classification non supervisée	17
II.5 Classification par SVM (support vector machine)	18
II.5.1 Principe des machines à vecteurs de support	19
II.6 GMM (gaussien mixture model)	20
II.6.1 Applications de la GMM à la classification du LOS/NLOS	21
II.6.2 Algorithme de maximisation des espérances pour les GMM	22
II.7 Autres technique de classification	23
II.7.1 K plus proches voisins(KNN)	23
II.7.2 Apprentissage profond (Deep Learning)	23
II.8 Conclusion	25

Chapitre III : Détection Du NLOS dans UWB, Simulation et Résultats

III.1 Introduction	26
III.2 Modèle de canal UWB et extraction des caractéristiques	26
III.3 Les étapes d'identification LOS et NLOS	28
III.4 Évaluation des performances	29
III.5 Identification du LOS/ NLOS par SVM	30
III.6 Identification du LOS/ NLOS par KNN	32
III.7 Identification du LOS/ NLOS par GMM	33
III.8 Comparaison entre la classification SVM, KNN et GMM	34
III.9 Conclusion	35
Conclusion Générale	36
Références	38

Listes Des figures

Figure I. 1 Réseaux sans fil	3
Figure I. 2 Types Des Réseaux Sans Fil [4].....	4
Figure I. 3 Comparaison entre les spectres fréquentiels d'un système UWB et un système à bande étroite.	7
Figure I. 4 La réponse impulsionnelle du canal UWB [15].	10
Figure I. 5 Comparaison des caractéristiques spectrales entre des signaux NB et UWB.	13
 Figure II. 1 La méthode de clustering.	18
Figure II. 2 Les types de clustering.....	18
Figure II. 3 Exemple d'un hyperplan séparateur.	19
Figure II. 4 Exemple de vecteurs de support.	19
Figure II. 5 Exemple de marge maximale (hyperplan valide).	20
Figure II. 6 Principe du GMM avec trois clusters.	21
Figure II. 7 Classification par la méthode des k-plus proche voisin.....	24
Figure II. 8 Machine learning et deeplearning.	25
 Figure III. 1 La réponse impulsionnelle du canal UWB : (a) propagation LOS, (b) : propagation NLOS.....	26
Figure III. 2 la distribution LOS et NLOS des caractéristiques : (a) RMS delay et Rise time, (b) number of path et Excess delay, (c) Nber of path, Excess delay et RMS delay, (d) Rise time, Excess delay et Rise time.	28
Figure III. 3 Les étapes d'identifications LOS et NLOS.	29
Figure III. 4 Histogramme des statistiques de performance de l'algorithme SVM.....	31
Figure III. 5 Histogramme des statistiques de performance de l'algorithme KNN.....	32
Figure III. 6 Histogramme des statistiques de performance de l'algorithme GMM.....	34
Figure III. 7 Histogramme de complexité de calcul et comparaison des performances entre SVM, KNN et GMM.	

Listes Des Tableaux

Tableau I. 1: Les paramètres et les caractéristiques du modèle SG3a.....	12
Tableau III. 2: Statistique de performance de l'algorithme SVM.....	31
Tableau III. 2: Statistique de performance de l'algorithme KNN.....	32
Tableau III. 3: Statistique de performance de l'algorithme GMM	33
Tableau III. 4: Complexité de calcul et comparaison des performances entre SVM, KNN et GMM	35

Liste des abréviations

AWGN	Additive White Gaussian Noise
EDGE	Environnement de données amélioré pour le GSM
EM	Expectation Maximization
ETSI	Institut européen des normes de télécommunication
FCC	Federal communications commission
FM	Frequency Modulation
HiperLAN2	High performance Radio LAN 2.0
IEEE	Institute of Electrical and electronics Engineers
IR	Impulse Radio
GMM	Gaussian Mixture Model
GPRS	Service général de radio communication par paquets
GPS	Global positioning system
GSM	Global system for communication
KNN	K-NearestNeighbor
LDR	LOS detection accuracy
LOS	Line of Sight
LPD	Line Printer Daemon protocol
LPI	Linux professional Institute
LTE	Evolution à Long Terme
NDR	NLOS detection accuracy
NLOS	Non Line of Sight
OFDM	Orthogonal frequency division multiplexing
SNR	Rapport signal sur bruit
S-V	Saleh Valenzuela
SVM	Support Vector Machine
UMTS	Système universel de télécommunication
UWB	Ultra wide bande
WIMAX	Worldwide Interoperability for microwave Access
WLAN	Wireless local Area network

WLL	Wireless local loop
WMAN	Wireless métropolitain Area network
WPAN	Wireless personal Area network
WWAN	Wireless wide Area network

Introduction Générale

Au cours des dernières années, un nouveau type de technique a émergé et est devenu un domaine de recherche extrêmement utile en matière de positionnement : l'Ultra Large Bande (ULB), également connue sous le nom d'Ultra Wide Band (UWB) en anglais. Cette technologie a été développée pour la communication sans fil à la fin des années 80 et elle suscite aujourd'hui un intérêt considérable tant dans les milieux académiques que dans l'industrie [1]. Elle a trouvé de nombreuses applications dans le domaine des communications sans fil. En plus de cela, elle a également conquis le domaine de la localisation et est devenue un sujet essentiel dans le domaine des télécommunications.

L'UWB a été utilisé pour le radar, la détection, les communications militaires et les niches applications. Depuis l'autorisation gratuite de la commission fédérale de communications (Federal communications Commission- FCC) pour l'utilisation de la bande de fréquence [3,1-10,6 GHz], cette technologie a connu une progression rapide en tant que système de communication sans fil à courte portée et à haut débit de données [2].

Un système de localisation repose sur une infrastructure comprenant un ensemble de capteurs. Ces capteurs acquièrent les informations nécessaires, qui sont ensuite transmises à une partie intelligente chargée de traiter les données et d'extraire les informations nécessaires pour déterminer la position.

L'évaluation des conditions de transmission en visibilité directe (LOS) et sans visibilité directe (NLOS) est d'une grande utilité dans les systèmes de localisation UWB. Traditionnellement, l'identification de ces conditions a été réalisée en utilisant des méthodes d'apprentissage automatique supervisé, mais cela nécessite un effort considérable pour maintenir et étiqueter une base de données comprenant les scénarios LOS et NLOS.

Dans le cadre de cette étude, nous proposons d'appliquer une approche d'apprentissage automatique supervisé en utilisant différentes méthodes de classification telles que le SVM, le KNN et le GMM dans un système UWB, dans le but de classifier les composants en LOS et en NLOS. Une évaluation des performances de ces techniques en termes de précision et de temps de calcul est réalisée dans cette étude.

Le mémoire est structuré en trois chapitres principaux :

Dans le premier chapitre, nous avons abordé quelques généralités sur les réseaux sans fil, les systèmes UWB et la réponse impulsionnelle des canaux UWB. Nous avons présenté les concepts de base et les principes fondamentaux nécessaires à la compréhension du sujet.

Le deuxième chapitre traite des différentes techniques de classification. Nous avons examiné en détail des méthodes telles que le SVM, le KNN et le GMM, qui sont largement utilisées dans le domaine de l'apprentissage automatique pour classer les composants en LOS et en NLOS dans un système UWB.

Le troisième chapitre est dédié aux résultats et discussions issus de nos simulations. Nous avons présenté les performances obtenues en termes de précision et de temps de calcul pour chaque technique de classification. Nous avons également analysé et interprété les résultats obtenus afin de tirer des conclusions significatives.

Enfin, ce mémoire se conclut par une synthèse générale. Nous récapitulons les points clés abordés dans chaque chapitre, soulignons les résultats les plus importants et mettons en évidence les perspectives futures de recherche dans le domaine de la classification des composants LOS et NLOS dans les systèmes UWB.

Chapitre I:

Les systèmes UWB

I.1 Introduction

Les réseaux sans fil permettant la transmission de données d'un point à un autre sans avoir besoin d'une connexion physique grâce à l'utilisation d'ondes électromagnétique. Ces réseaux peuvent être utilisés pour connecter des équipements distants sur une plage de quelques mètres à plusieurs kilomètres. Il est possible d'utiliser diverses technologies de positionnement pour déterminer la localisation des utilisateurs. Parmi ces technologies, on peut citer le système UWB, le réseau cellulaire (GSM), le réseau WLAN (Wifi), le système GPS, et bien d'autres encore.

Ce chapitre offre une présentation de la technologie de transmission sans fil à large bande UWB. Il présente une définition de cette technologie, ses applications, ses avantages et ses inconvénients. De cette manière, il compare également cette technologie avec d'autres technologies sans fil en soulignant leurs différences et caractéristiques distinctives.

I.2. Les réseaux sans fil

I.2.1. Définition

Un réseau sans fil (Wireless network) est un système de communication qui permet à plusieurs appareils de communiquer entre eux en utilisant des ondes radioélectriques (figure 1.1). L'avantage des réseaux sans fil est la mobilité qu'ils permettent aux utilisateurs de rester connectés tout en se déplaçant sur une zone géographique donnée [3].



Figure I. 1: Réseaux sans fil.

I.3. Classification des réseaux sans fil

Les différents types de réseaux sans fil sont classés en fonction de leur portée de couverture, généralement en quatre catégories

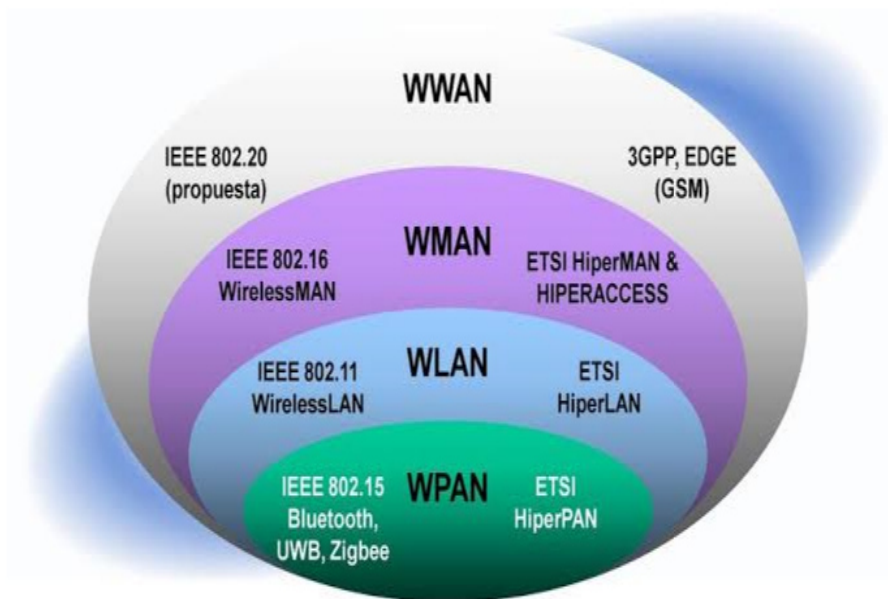


Figure I. 2 : Types Des Réseaux Sans Fil [4].

I.3.1. WPAN (Wireless personal Area network)

Les réseaux personnels ou domestiques sont des réseaux destinés à connecter des dispositifs très peu éloignés, avec une portée relativement limitée (généralement de quelques dizaines de mètres). Plusieurs technologies sont utilisées dans cette catégorie de réseau telles que : le Bluetooth, l'infrarouge, l'UWB (Ultra wide Bande) et le ZigBee .Ce type de réseau est utilisé pour relier un équipement à l'ensemble de ses périphériques ou même pour relier plusieurs équipements peut distant [5].

I.3.1.1. La technologie Bluetooth

Une technologie économique qui se distingue par sa forte intégration. Elle utilise des fréquences comprises entre 2400 et 2483.5 MHz, qui sont les mêmes que celles utilisées par la plupart des réseaux sans fil dans un environnement privées, personnels ou professionnels [4].

I.3.1.2. La technologie UWB

Conforme à la norme IEEE 802.15.3, offre la possibilité de transmettre des données à plusieurs centaines de Mbps. Elle utilise une large partie du spectre pour ses échanges. Le signal est très faible

pour chaque bande de fréquence et ne perturbe pas les autres signaux qui se trouvent sur leur propre bande [6].

I.3.1.3. La technologie ZigBee

C'est l'inverse des réseaux UWB. Leur objectif est de minimiser la consommation d'énergie de sorte qu'une petite batterie peut alimenter l'interface pendant une grande partie de sa durée de vie, bien que la vitesse de transmission soit extrêmement faible. Le protocole ZigBee favorise deux types de transfert : La signalisation et la transmission de données à basse vitesse [4].

I.3.1.4. La technologie infrarouge

Les télécommandes sont des objets que l'on retrouve dans la maison, témoignant de leur omniprésence. Bien qu'elles représentent une solution économique et facile à utiliser, leur fonctionnement peut être altéré par divers facteurs tels que le positionnement des appareils, qui doivent être alignés, ainsi que les perturbations lumineuses. En général ces liaisons sont limitées à quelques mètres et permettent des transferts de données d'une vitesse de l'ordre de quelques mégabits par second [7].

I.3.2. WLAN (Wireless local Area network)

Un WLAN également appelé réseau local sans fil, offre une portée pouvant s'étendre jusqu'à environ une centaine de mètres, ce qui en fait un choix idéal pour connecter des dispositifs dans un réseau local d'entreprise. Ce type de réseau utilise diverses technologies, telles que le Wifi ou IEEE 802.11, ainsi que hyperLAN2, pour permettre la connexion de deux terminaux présents dans sa zone de couverture [5].

I.3.2.1. Wifi

Une technologie de communication sans fil qui permet de connecter des ordinateurs et des appareils numériques sans utiliser des câbles. Cette technologie est largement utilisée dans les maisons résidentielles et les lieux publics pour créer des réseaux locaux. Le standard utilisé par le Wifi appelé 802.11, qui utilise des fréquences radio élevées pour transmettre des données sur des courtes distances. Les dispositifs à double canal peuvent atteindre des vitesses de transmission de données allant jusqu'à 450 Mbps avec la norme 802.11 [8].

I.3.2.2. HiperLan2 (High Performance Radio LAN 2.0)

La spécification européenne développée par l'ETSI (Institut européen des normes de télécommunications) est connue sous le nom de Hyperlan2. Cette norme permet d'atteindre une vitesse maximale théorique de 54 Mbps sur une portée d'environ 100 mètres, en utilisant une plage de fréquences allant de 5 150 MHz à 5 300 MHz [8].

I.3.3. WMAN (Wireless métropolitain Area network)

Ce système de communication, connu sous le nom de réseau métropolitain sans fil WMAN ou de boucle locale radio WLL (Wireless Local Loop), a été initialement développé pour connecter des zones géographiquement éloignées ou difficiles d'accès. Les WMAN se basent sur la norme IEEE 802.16. La technologie sans fil la plus avancée est le WiMAX (Worldwide Interoperability for Microwave Access) offre des débits allant jusqu'à 70 Mbit/s et une couverture pouvant atteindre plusieurs kilomètres [5].

I.3.4. WWAN (Wireless wide Area network)

Ou réseau sans fil étendu, est une variante de la technologie de communication sans fil, également connue sous le nom de réseau de téléphonie mobile. Cette catégorie de réseau englobe les systèmes de communication qui s'étendent sur une zone de couverture de plusieurs kilomètres. On peut également citer les technologies majeures qui sont couramment employées telles que le GSM (Système mondial de communication mobile), le GPRS (Service général de radiocommunication par paquets) l'EDGE (Environnement de données amélioré pour le GSM), l'UMTS (Système universel de télécommunication mobile), de même que la technologie LTE (Évolution à Long Terme) et LTE- Avancée, les services sont disponibles à l'échelle régionale, nationale ou internationale et peuvent être fournis par des prestataires de services sans fil [5].

I.4. Définition sur les systèmes UWB

En février 2002, la FCC a établi une définition alternative de l'Ultra large bande, est une méthode de communication sans fil qui permet des débits de données élevés sur de courtes distances en utilisant une faible densité de puissance. Bien que cette technologie soit considérée comme ancienne, ses origines remontent aux années 1890 avec le système Spark-Gap de Marconi et Hertz [9].

Depuis la standardisation en 2009 de la norme IEEE 802.15.6, également connue sous le nom de réseau corporel (BAN), l'UWB a évolué vers une orientation axée sur la radio impulsionnelle. Dans le domaine des applications concernant le corps humain et les données physiologiques, l'UWB est maintenant une composante essentielle de cette norme, en particulier pour les modèles de canaux CM3 et CM4 dans la plage de fréquences 3,1-10,6 GHz [10].

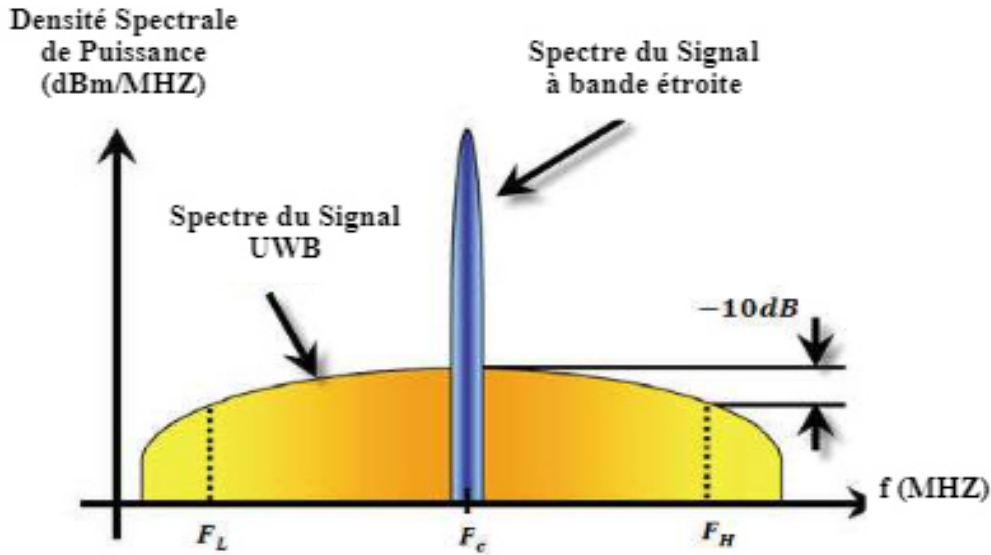


Figure I.3: Comparaison entre les spectres fréquentiels d'un système UWB et un système à bande étroite.

I.4.1 Largeur de bande

La bande passante UWB (Ultra Wide Band) peut être définie comme la plage de fréquences comprises entre les points à 10 dB en dessous du point d'émission maximal, en utilisant l'ensemble du système d'émission, y compris l'antenne d'émission. Les fréquences supérieure et inférieure correspondant à des points à -10 dB sont notées f_H et f_L respectivement. La fréquence centrale de l'émission UWB, f_c , est donnée par la formule suivante [11] :

$$f_c = (f_H + f_L) / 2 \quad (I.1)$$

La largeur de bande fractionnée d'une émission UWB peut être définie comme [11] :

$$FBW(\%) = 2 \times (f_H - f_L) \times 100 / (f_H + f_L) \quad (I.2)$$

I.4.2. Dispositif et Facteur d'activité UWB

Le facteur d'activité UWB est défini comme la proportion de temps pendant laquelle un dispositif UWB est activé pour une application donnée, dans les cas où une utilisation continue n'est pas requise [3]. Pour être considéré comme un dispositif UWB, un émetteur ou un récepteur doit utiliser la technologie UWB et avoir une largeur de bande d'au moins 0,5 GHz ou une largeur de bande fractionnée d'au moins 20 % [11].

I.4.3. Facteur d'utilisation d'un émetteur d'impulsions

Le facteur d'utilisation d'un émetteur d'impulsions dans les systèmes UWB à impulsions correspond au rapport entre la durée de l'impulsion émise et l'intervalle de temps qui sépare le début de deux impulsions consécutives durant la période active de l'émetteur UWB. Cette grandeur est

déterminante pour le contrôle de la puissance moyenne transmise et pour la conformité aux réglementations en matière d'émission de signaux UWB [11].

I.5. Caractéristiques

La technologie à bande ultra-large (UWB) promet de nouvelles possibilités et un potentiel important dont pourront bénéficier de nombreux domaines d'application. En effet, elle présente des particularités intrinsèques qui la placent sans concurrence réelle en comparaison des technologies existantes déjà exploitées. Cette technologie possède certaines caractéristiques intéressantes :

I.5.1. Faible susceptibilité à l'évanouissement dû à la propagation par trajets multiples

La présence de trajets multiples peut entraîner une diminution de l'efficacité des systèmes de communication classiques qui ne sont pas de type UWB. En revanche, les communications UWB utilisent un signal à large bande (offrant une résolution temporelle fine) et une fenêtre de réception étroite, ce qui permet de résoudre les réflexions multiples ayant des retards inférieurs à une nanoseconde. En conséquence, ces réflexions peuvent être combinées de manière constructive pour produire un gain similaire à celui d'une propagation directe à trajet unique [12].

I.5.2 Réduction de la sensibilité au brouillage

Le rendement de traitement élevé des systèmes UWB est une caractéristique essentielle qui témoigne de leur capacité à résister aux interférences [11].

I.5.3 Communications protégées

Les signaux à bande ultralarge (UWB) présentent des avantages en termes de confidentialité et de sécurité par rapport aux signaux de radiocommunication conventionnels. Leur largeur de bande importante, leur ressemblance au bruit, leur faible densité spectrale de puissance et leur capacité à être transmis avec un code de synchronisation unique à des vitesses élevées offrent une faible probabilité de détection (LPD) et une faible probabilité d'interception (LPI). En raison de ces caractéristiques, les signaux UWB sont considérés comme une méthode de transmission sécurisée pour les communications sensibles [12].

I.5.4 Simplicité relative des systèmes

Les systèmes de communication sans fil qui utilisent la technologie UWB permettent la modulation directe des impulsions courtes pour transmettre l'information de la bande de base, plutôt que de moduler une onde sinusoïdale. Cette approche évite l'utilisation de synthétiseurs à boucle à verrouillage de phase, d'oscillateurs commandés par tension, de mélangeurs et d'amplificateurs de puissance dans l'émetteur-récepteur UWB. Cette simplification architecturale comparée aux émetteurs-récepteurs superhétérodynes peut se traduire par des coûts d'équipement moins élevés [12].

I.5.5 Grande capacité de pénétration à travers la matière

Les signaux UWB possèdent une capacité de pénétration supérieure à la moyenne dans les murs et les obstacles, ce qui leur confère une grande précision de localisation et une résolution exceptionnelle pour les fréquences basses. Ces caractéristiques pourraient également s'avérer très utiles dans diverses applications telles que l'imagerie médicale et la géo localisation indoor, entre autres [12].

I.5.6 Une faible densité spectrale de puissance

Dans le but de promouvoir la coexistence de l'UWB avec d'autres technologies radio à bande étroite, la FCC a imposé une limitation de la densité spectrale de puissance des signaux UWB à -41.3 dBm/MHz. Bien que cela améliore la confidentialité des communications radio, cette limitation de puissance d'émission entraîne une réduction de la portée des signaux UWB [13].

I.5.7 Grande capacité de communication

La croissance rapide des services de communication à haut débit exige des débits toujours plus élevés pour répondre à l'évolution constante de cette technologie. Pour transmettre, vu sa largeur de bande de cette technologie peut être la pulsion De cette objectif, la loi de Shannon, dans le cas d'un canal à bruit blanc gaussien additif (AWGN : Additive White Gaussien Noise) :

$$C = B \times \log_2 (1 + S/N) \quad (I.3)$$

Où : B est la largeur de bande du signal UWB et (S/N) le rapport signal sur bruit (SNR)

C: La capacité augmente avec la largeur de bande, Ce qui permet d'avoir de très hauts débits avec pratiquement de faibles puissances. Cette capacité présente une limite ; la puissance du bruit peut s'écrire :

$$N = B.N_0(I.4)$$

D'après l'équation de Shannon, la capacité du canal peut être améliorée soit en augmentant la largeur de bande du signal, soit en augmentant la puissance du signal. Cependant, il est important de noter que l'augmentation de la capacité du canal en augmentant la bande passante nécessite une augmentation linéaire, alors que l'augmentation de la capacité en augmentant la puissance nécessite une augmentation exponentielle. En utilisant cette équation, nous pouvons conclure que les systèmes UWB (Ultra Wide Band) sont très prometteurs pour les communications sans fil à haute vitesse [14].

I.6. Réponse impulsionnelle d'un canal UWB

Selon les mesures indoor du canal UWB, il a été constaté que les amplitudes de l'évanouissement par trajets multiples suit la distribution log-normale ou de Nakagami plutôt que la distribution de Rayleigh (voire la figure 1.4). Selon ces résultats, le modèle multi-trajets SG3a

UWB a été utilisé en modifiant le modèle Saleh Valenzuela (S-V) de manière à ce que les signaux multi-cluster et les signaux multi-trajets soient soumis à évanouissement log-normal indépendant [15].

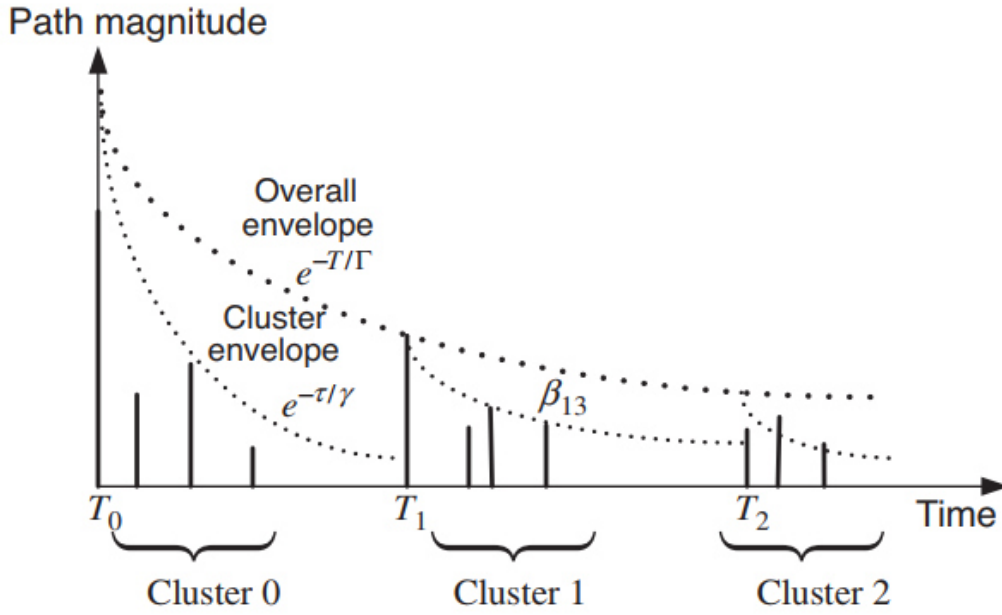


Figure I.4: La réponse impulsionnelle du canal UWB [15].

La fonction du $i^{\text{ème}}$ échantillon de la réponse impulsionnelle à temps discret d'un canal UWB à trajets multiples est donnée par :

$$h_i(t) = X_i \sum_{m=0}^M \sum_{r=0}^R a_{r,m}^{(i)} \delta(t - T_m^{(i)} - \tau_{r,m}^{(i)}) \quad (I.5)$$

Avec :

X_i : Une variable aléatoire log-normale, $20 \log_{10}(X_i) \sim \mathcal{N}(0, \sigma_x^2)$

$a_{r,m}^{(i)}$: Coefficient du canal donnée par :

$$a_{r,m} = P_{r,m} \xi_m \beta_{r,m} \quad (I.6)$$

Avec :

ξ_m : représente un évanouissement log-normal du $m^{\text{ème}}$ cluster avec une variance de σ_1^2 .

$\beta_{r,m}$: représente un évanouissement log-normal du $r^{\text{ème}}$ rayon dans le $m^{\text{ème}}$ cluster avec une variance de σ_2^2 .

$P_{r,m}$: est une variable aléatoire discrète binaire pour représenter une inversion arbitraire de l'impulsion, c'est-à-dire prenant une valeur de +1 ou -1 équiprobable.

$T_m^{(i)}$: Temps d'arrivé du $m^{\text{ième}}$ cluster modélisée par un processus de Poisson

avec un taux d'arrivée moyen λ .

et $\tau_{r,m}^{(i)}$: Temps d'arrivé du $r^{\text{ième}}$ rayon dans le $m^{\text{ième}}$ cluster modélisée par un processus de Poisson avec un taux d'arrivée moyen λ .

Dans le modèle du canal UWB la phase des coefficients du canal est égale à π ou bien $-\pi$, ce qui rend les coefficients du canal toujours réel. De plus, on note que l'amplitude de chaque rayon est donné par un produit des variables aléatoires log-normales indépendantes ξ_m et $\beta_{r,m}$. Puisqu'un produit des variables aléatoires log-normales indépendantes est également une variable aléatoire log-normale, la distribution du coefficient du canal $|\xi_m \beta_{r,m}| = 10^{(\mu_{r,m} + z_1 + z_2)}$ suit également une distribution log-normale, c'est-à-dire : $20 \log_{10}(\xi_m \beta_{r,m}) \sim N(\mu_{r,m}, \sigma_1^2 + \sigma_2^2)$, avec sa puissance moyenne donné par :

$$E[|\xi_m \beta_{r,m}|^2] = \Omega_0 e^{-T_m/\Gamma} e^{-\tau_{r,m}/\gamma} \quad (I.7)$$

Où Ω_0 représente la puissance moyenne du premier rayon dans le premier cluster et la moyenne de la l'amplitude du canal pour le $r^{\text{ième}}$ rayon dans le $m^{\text{ième}}$ cluster est donnée par :

$$\mu_{r,m} = \frac{10 \ln(\Omega_0) - 10 T_m / \Gamma - 10 \tau_{r,m} / \gamma}{\ln 10} - \frac{(\sigma_1^2 + \sigma_2^2) \ln 10}{20} \quad (I.8)$$

Le tableau I.1 résume les paramètres et les caractéristiques du modèle SG3a qui représentent le canal UWB pour quatre différents types de modèles désignés par CM1, CM2, CM3 et CM4. Chacun de ces modèles de canaux varient en fonction de la distance et de l'existence ou non du LOS. Ici, NP (85%) représente le nombre de trajets qui contient 85% de l'énergie totale. CM1 et CM2 sont basés sur des mesures pour les environnements LOS et NLOS sur une distance de 0 à 4 m, respectivement.

Tableau I. 3: Les paramètres et les caractéristiques du modèle SG3a.

Caractéristiques du canal	CM 1	CM 2	CM 3	CM 4
---------------------------	------	------	------	------

Mean excess delay (nsec) ($\bar{\tau}$)	5.05	10.38	14.18	--
RMS delay (nsec) (σ_{τ})	5.28	8.03	14.28	25
NP _{10Db}			35	
NP (85%)	24	36.1	61.54	
Paramètres du modèle				
\mathcal{A} (1/nsec)	0.0233	0.4	0.0667	0.0667
λ (1/nsec)	2.5	0.5	2.1	2.1
Γ	7.1	55	14.00	24.00
γ	4.3	6.7	7.9	12
σ_1 (dB)	3.3941	3.3941	3.3941	3.3941
σ_2 (dB)	3.3941	3.3941	3.3941	3.3941
σ_x (dB)	3	3	3	3
Caractéristiques du modèle				
Mean excess delay (nsec) ($\bar{\tau}$)	5.0	9.9	15.9	30.1
RMS delay (nsec) (σ_{τ})	5	8	15	25
NP _{10dB}	12.5	15.3	24.9	41.2
NP (85%)	20.8	33.9	64.7	123.3
Channel energymeans (dB)	-0.4	-0.5	0.0	0.3
Channel energy std (dB)	2.9	3.1	3.1	2.7

Le CM3 est basé sur la mesure d'un environnement NLOS sur une distance de 4 à 10 m. Le CM4 ne traite pas de mesure de canal réaliste, mais il a été mis en place avec l'étalement du retard RMS intentionnellement long afin de modéliser l'environnement NLOS le plus défavorable. CM1 montre le meilleur canal caractéristique avec la propagation du délai RMS court de 5,28 ns car il traite une courte distance dans un environnement LOS. En raison de l'environnement NLOS, CM2 affiche la plus longue propagation du délai RMS de 8,03 ns, même s'il a la courte portée de distance comme dans le CM1. Pendant ce temps, CM3 représente le pire canal avec un étalement de retard RMS de 14,28; il a une distance plus longue dans un environnement NLOS [15].

I.7. Comparaison entre UWB et l'autre technologie sans fil

Le principe fondamental de l'UWB repose sur l'émission d'une impulsion très courte dans le temps, par opposition à un signal de bande étroite qui est émis en continu. Par conséquent, l'analyse fréquentielle d'un signal UWB montre une occupation spectrale beaucoup plus large par rapport à un signal à bande étroite, qui occupe une bande de fréquence étroite [16]. On peut visualiser cette différence en examinant la figure 1.5 qui présente une comparaison qualitative des spectres d'un signal UWB et d'un signal NB.

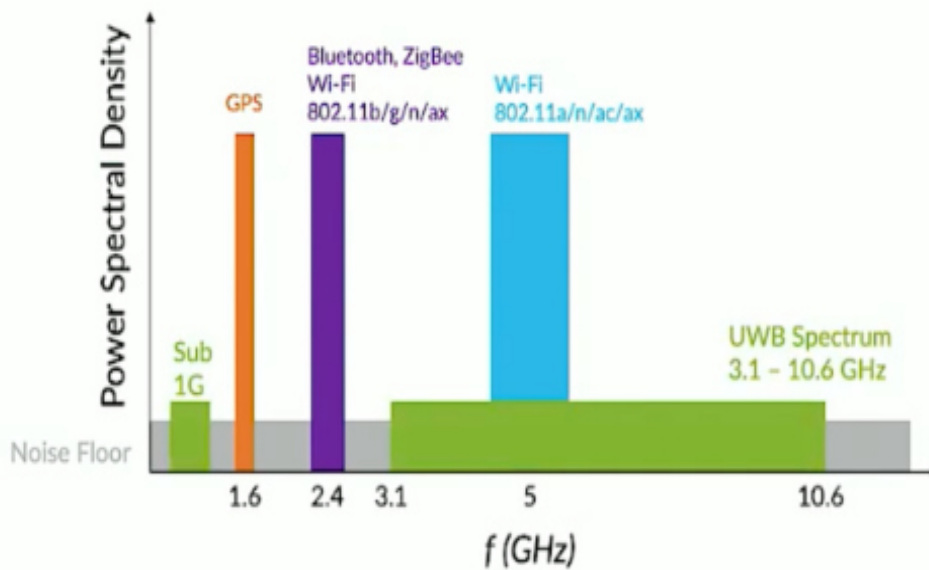


Figure I. 5: Comparaison des caractéristiques spectrales entre des signaux NB et UWB.

Le terme UWB est davantage associé à une plage de fréquences allouée par la FCC plutôt qu'à une méthode de modulation impulsionnelle, étant donné que les techniques de modulation utilisées dans les diverses normes proviennent autant de méthodes de type Impulse Radio (IR) que de techniques dérivées des systèmes à bande étroite, comme l'Orthogonal Frequency Division Multiplexing (OFDM) ou la Frequency Modulation (FM), ou même de radars utilisant des chirps [16].

I.8 Application de la technologie UWB

Les systèmes radio à impulsions offrent l'avantage de pouvoir ajuster la distance de liaison en échangeant le débit de données, en utilisant des impulsions plus ou moins longues pour représenter un bit. Cette capacité permet de modifier considérablement le débit de données sans avoir à changer l'interface radio [17].

I.8.1. Systèmes d'imagerie radar

Cette classe regroupe les diverses applications des systèmes d'imagerie à bande ultra-large (UWB), notamment l'imagerie à travers les sols, les murs, les tissus humains et autres matériaux opaques. Les capacités de pénétration du signal UWB permettent de détecter les objets cachés et de mesurer les distances avec une grande précision. Ces systèmes sont largement utilisés dans les domaines de la construction, de la réparation à domicile, de l'exploitation minière, de la surveillance et de l'imagerie médicale. En effet, le principe de l'imagerie par UWB peut être appliqué à divers contextes pour révéler des informations précieuses sur les environnements opaques ou sur le corps humain [11].

I.8.2 Systèmes radar de véhicule

Dans cette classe, on peut inclure des équipements tels que les détecteurs de proximité de collision, les mécanismes de déclenchement améliorés des airbags, ainsi que les capteurs de champ perturbé. Les radars de bord peuvent permettre de mesurer la distance séparant le véhicule d'autres objets, ou encore être intégrés au système de navigation. En règle générale, ces dispositifs sont surtout utilisés en déplacement à l'extérieur, ce qui peut accroître le risque de perturbation d'autres services [11].

I.8.3 Systèmes de communication

Les dispositifs de communication qui opèrent sur des distances courtes sont regroupés dans cette classe, tels que les réseaux sans fil personnels et les systèmes de mesure à haute densité de trajets multiples et à débits de données élevés [11].

I.9. Avantages et les inconvénients

➤ Avantages

- Débit élevé pour un réseau local sans fil (WLAN).
- Capacité de pénétration élevée à travers les murs et l'obstacle.
- Précision temporelle élevée.
- Possibilité d'architecture commune pour les applications de communications, localisation et de radar.
- La possibilité de contrôler la consommation d'énergie [18].

➤ Inconvénients

- Possibilité d'interférence : Le principal désavantage de l'UWB réside dans le fait qu'elle peut perturber certains protocoles standards, tels que le GPS et les PC, en raison de l'utilisation de la bande de fréquences 3,1 GHz à 10,6 GHz.
- La sensibilité au brouillage.

- La limite de la portée : La portée de transmission du signal UWB est limitée à quelques dizaines de mètres en raison de sa faible densité spectrale [19].

I.10 Conclusion

Comme nous l'avons vu dans ce chapitre, les réseaux sans fil qui sont des technologies de communication dans divers secteurs tels que l'industrie, la santé et les opérations militaires, et sont devenus indispensables de nos jours.

Alors que l'UWB est toujours le sujet de débat important, il ne fait aucun doute que cette technologie présente des caractéristiques extrêmement intéressante pour les applications sans fil. Il est possible d'utiliser cette technologie à des densités de puissance très faibles pour réaliser des transmissions de données à haut débit sur de courtes distances.

Chapitre II:

Techniques de classifications : SVM, KNN et GMM

II.1 Introduction

De nos jours, de nombreux algorithmes de classification de données ont fait leur apparition. La classification consiste à trier des objets en catégories ou en classes en fonction de leurs propriétés similaires et pour but d'obtenir une représentation schématique simple. L'objectif fondamental d'une classification est de diviser l'échantillon en groupe (clusters), chaque groupe étant bien séparé des autres. Dans la littérature scientifique, il existe plusieurs méthodes de classification bien connues qui ont été présentées. Ce chapitre fournira une présentation détaillée de quelque méthode.

II.2 Définition

La plupart des systèmes de classification ou de description sont conçus en se basant sur des informations préalables disponibles sur un ensemble d'échantillons déjà classés ou décrits. On appelle cet ensemble l'ensemble d'apprentissage, et la stratégie d'apprentissage qui en découle est généralement considérée comme étant supervisée. Toutefois, il est également possible de réaliser une classification non supervisée, où les échantillons ne sont pas étiquetés à l'avance et où les classes sont déterminées par le système lui-même, en se basant sur les régularités statistiques des échantillons. Ce type d'apprentissage est connu sous le nom d'apprentissage non supervisé [20].

II.3 Classification supervisée

La classification supervisée (en anglais Supervised Learning) est une méthode très répandue dans divers domaines d'application dans la vie réelle. Il existe des approches où les classes sont préalablement identifiées avant l'exécution de l'algorithme de classification. Ces méthodes nécessitent une phase d'apprentissage initiale sur un échantillon représentatif.

Cette phase d'apprentissage consiste à créer des règles de décision à partir d'un ensemble de références représentatives de chaque classe, dont l'identité est connue à l'avance. Cette étape peut être divisée en trois grandes étapes :

- a) Acquisition de données : Il s'agit d'obtenir des points de référence caractéristiques pour les différentes classes à classifier. Cette étape peut être réalisée de deux manières : la première consiste à présenter des objets de référence à chaque classe au capteur, la seconde consiste à sélectionner de manière interactive les signaux fournis par le capteur et à les attribuer à une

classe. L'attribution des groupes est généralement effectuée par un opérateur humain appelé traditionnellement "professeur"

- b) Transformer les données captées en un format approprié pour être utilisées dans un espace de représentation adapté à la tâche de reconnaissance. Chaque objet est représenté par un vecteur de paramètres ou d'attributs, qui définissent l'espace de représentation. La dimension de cet espace est déterminée par le nombre d'attributs présents dans le vecteur.
- c) Partitionnement de l'espace des attributs : Consiste à diviser l'ensemble des caractéristiques d'une espèce en zones distinctes, chacune étant associée à l'une des classes prédéfinies.

Il existe plusieurs options pour les méthodes de classification avec différentes stratégies d'apprentissage disponibles. Par exemple, il est possible d'utiliser des algorithmes de classification tels que les arbres de décision, les réseaux de neurones, les méthodes ensemblistes et autres. En outre, des techniques de classification telles que les machines à vecteurs de support (SVM) peuvent être mises en œuvre pour des performances de classification améliorées [21].

II.4 Classification non supervisée

Contrairement à la classification supervisée, la classification non supervisée ne repose pas sur l'apprentissage supervisé ni sur l'étiquetage manuel préalable. Elle se base plutôt sur l'utilisation d'algorithmes qui permettent de regrouper des individus similaires, sans nécessiter d'apprentissage ou de tâche préalable d'étiquetage manuel. Elle consiste à transformer un nuage de points d'un espace donné en un ensemble de groupes appelés Clusters. Cette méthode est couramment utilisée dans le domaine de l'analyse de données.

- Le clustering consiste à grouper des points de données en fonction de leurs similitudes, tandis que l'association consiste à découvrir des relations entre les attributs de ces points de données.
- Un «Cluster» peut être défini comme un ensemble d'éléments qui partagent des caractéristiques communes entre eux, mais qui diffèrent significativement des éléments appartenant à d'autres groupes [21].
- Les types de clustering : il existe deux grands types du clustering
 - a) Le clustering hiérarchique : d'agglomération, également connu sous le nom de méthode «botta-up»), consiste à diviser l'ensemble des individus en une arborescence de groupes.
 - b) Clustering non-hiérarchique : de division, également connu sous le nom de méthode («top-down»), consiste à diviser l'ensemble des individus en K groupes [21].

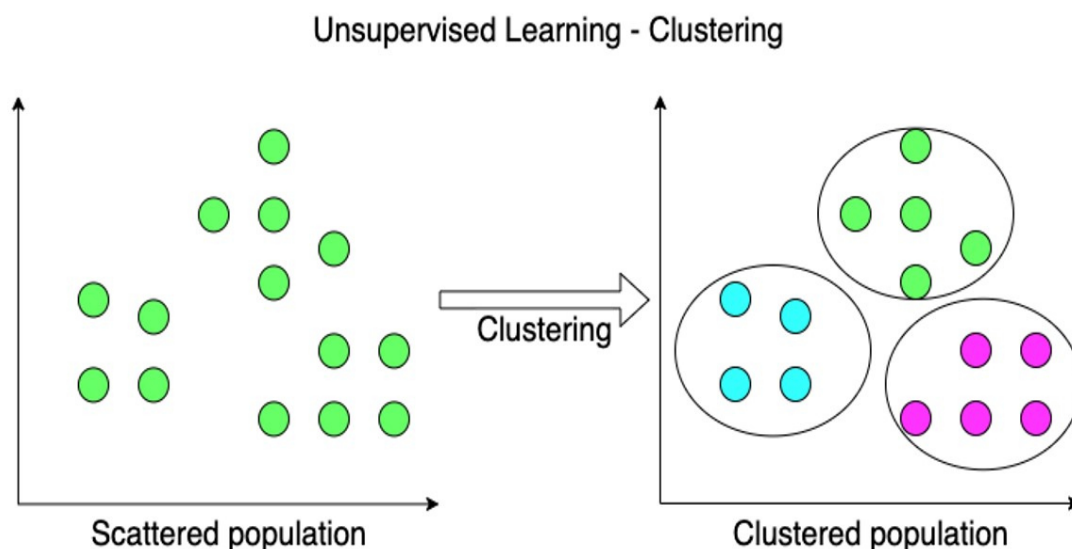


Figure II. 1 : La méthode de clustering.

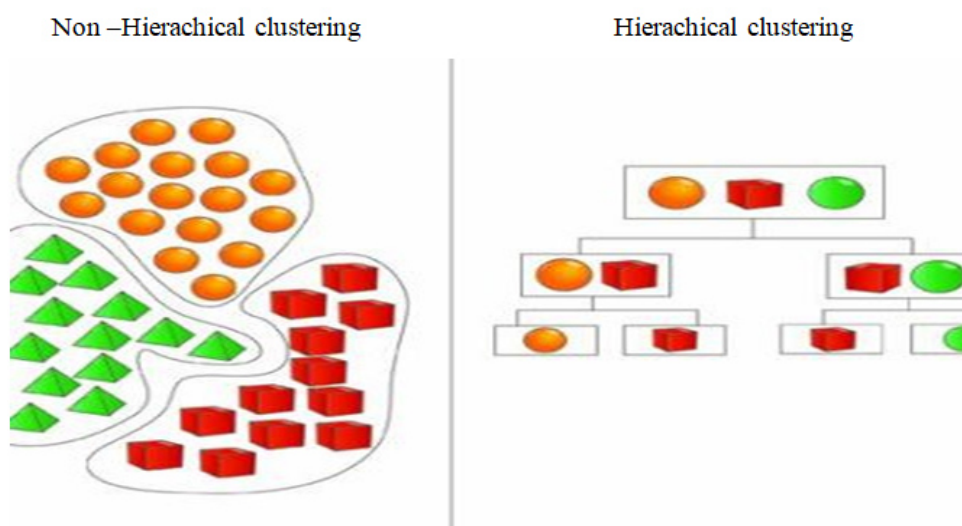


Figure II. 2 : Les types de clustering.

II.5 Classification par SVM (support vector machine)

Parmi les différentes méthodes à noyaux qui ont été développées en s'inspirant de la théorie statistique de l'apprentissage proposée par Vladimir Vapnik, les Machines à Vecteurs de Support (SVM) sont la forme la plus connue.

Les « Supports Vectors Machines », ou Séparateurs à Vaste Marge (SVM) est une technique de classification supervisée binaire, qui a été développée par Vapnik en 1995. Elle représente une alternative moderne pour la classification, en se basant sur un classificateur linéaire dans un espace approprié. Pour résoudre un problème de classification binaire, cette méthode utilise un ensemble de données d'apprentissage pour estimer les paramètres du modèle. L'utilisation de fonctions noyau (kernel) est également un aspect crucial de la méthode SVM, qui permet d'obtenir une séparation

optimale des données. Pour faciliter la compréhension des principes de fonctionnement, les données sont souvent représentées par des « points » dans un plan [22].

Soit une fonction paramétrée par $f_{\vec{\theta}}(\cdot)$ qui mappe les exemples sur les étiquettes de classe négatives et positives $y \in \{-1,1\}$. Comme nous n'avons presque jamais accès au risque réel, nous pouvons attirer de minimiser le risque empirique [23] :

$$R_{emp}(\vec{\theta}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{1}{2} |Y_i - f_{\vec{\theta}}(\vec{x}_i)| \quad (\text{II.1})$$

II.5.1 Principe des machines à vecteurs de support

Le but des SVM est de trouver un classificateur linéaire appelé hyperplan qui permet de séparer les données en deux classes de manière optimale, en maximisant la distance [24].

Dans ce schéma, on calcule un hyperplan qui sépare les deux groupes de points.

Dans le cas de classification binaire l'hyperplan est une droite.

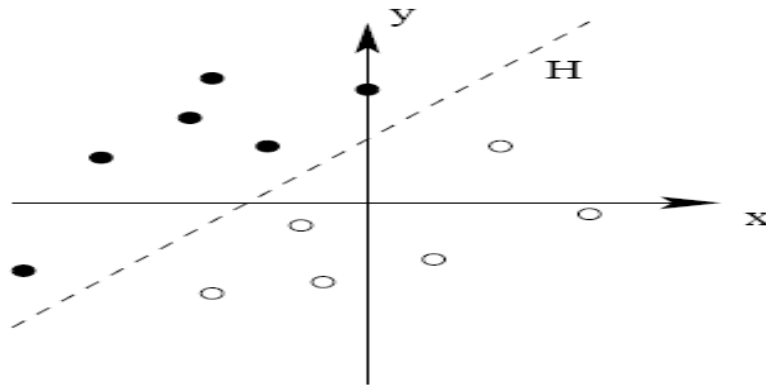


Figure II. 3 : Exemple d'un hyperplan séparateur.

Les points les plus proches qui suffisent à déterminer cet hyperplan sont appelés vecteurs de support

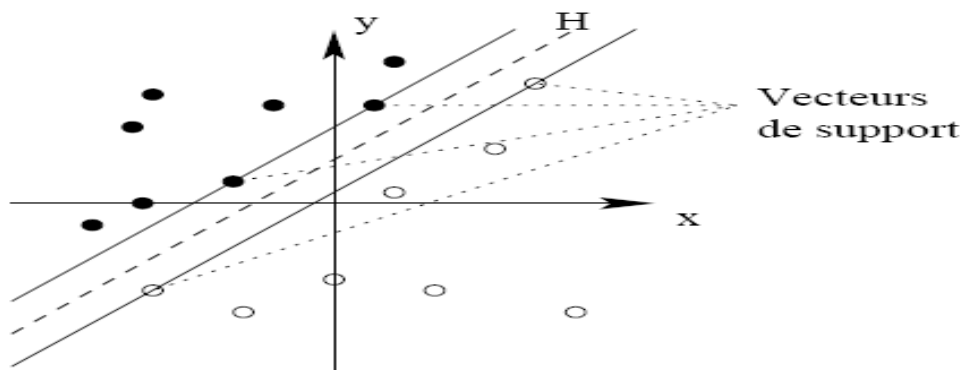


Figure II. 4 : Exemple de vecteurs de support.

Il est clair qu'il existe de nombreux hyperplans valides, mais la caractéristique distinctive des SVM est que l'hyperplan choisi doit être optimal. En d'autres termes, parmi tous les hyperplans valides, nous cherchons celui qui passe «au milieu» des points des deux classes d'exemples. Cette approche intuitive permet de trouver l'hyperplan le plus fiable.

En d'autres termes, si un exemple n'a pas été décrit de manière optimale, sa classification ne sera pas affectée par une petite variation si sa distance par rapport à l'hyperplan est considérable. Pour être précis, il s'agit de trouver un hyperplan qui maximise la distance minimale entre les exemples d'apprentissage et l'hyperplan, comme décrit dans la littérature.

La distance entre l'hyperplan et les exemples est connue sous le nom de « marge ». Pour obtenir le meilleur séparateur possible, il faut maximiser cette marge, ce qui permet d'aboutir à un séparateur à vaste marge [25].

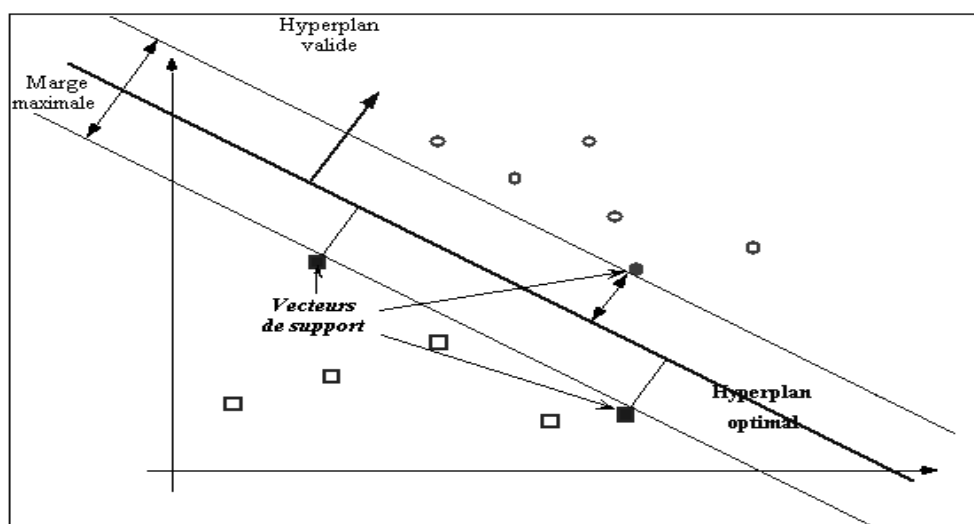


Figure II. 5: Exemple de marge maximal (hyperplan valide).

II.6 GMM (gaussien mixture model)

L'idée centrale du GMM selon le théorème central limite de la théorie des probabilités, n'importe quelle distribution de densité de probabilité peut être approximée par une combinaison linéaire de plusieurs fonctions de densité gaussienne, qui contiennent trois paramètres : la moyenne, la variance et le poids. La fonction de densité de probabilité peut être approximée en ajustant ces trois paramètres inconnus. Nous pouvons obtenir ces paramètres inconnus en établissant une fonction de vraisemblance et en la maximisant. La fonction de vraisemblance est établie en prenant le logarithme d'une combinaison linéaire de fonctions gaussiennes mélangées. Malheureusement, la fonction de vraisemblance est non linéaire et une maximisation directe n'est pas possible. Nous utilisons donc l'algorithme espérance-maximisation (EM) pour trouver l'estimation du maximum de vraisemblance des paramètres inconnus[26].

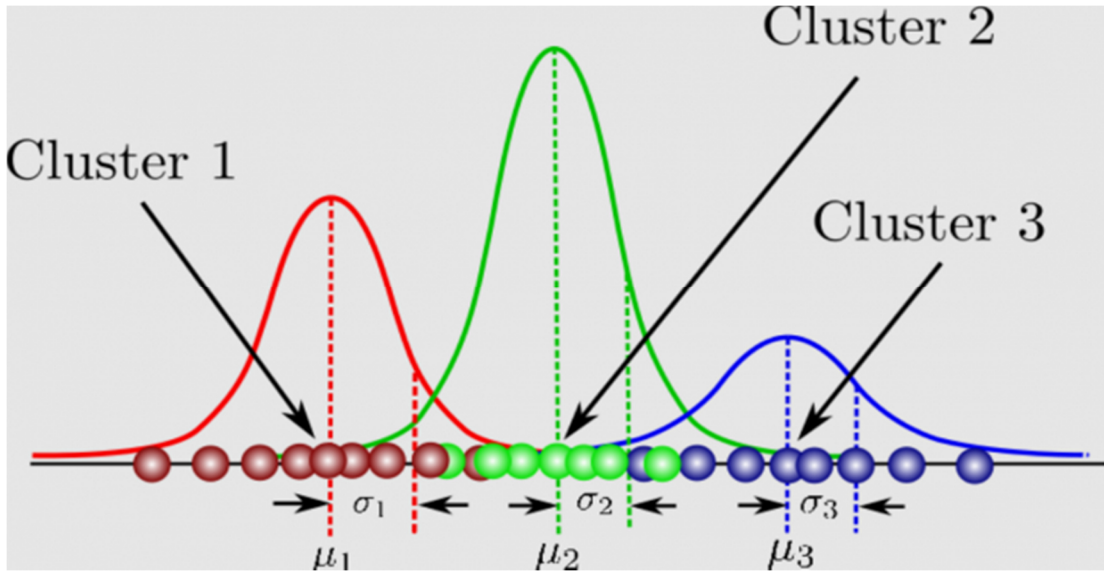


Figure II. 6 : Principe du GMM avec trois clusters.

II.6.1 Applications de la GMM à la classification du LOS/NLOS

Les composantes LOS et NLOS d'un canal ont tendance à suivre une certaine distribution des probabilités, de sorte que le mélange de leurs distributions de probabilités peut être utilisé pour la classification des canaux en assignant des points de données non étiquetés (signaux non identifiés) à la distribution de probabilités spécifique qui est soit LOS ou NLOS. Les fonctions de densité de probabilité (PDF) des caractéristiques du canal pour les composants NLOS et LOS peuvent être modélisées comme distribution gaussienne. Dans ce cas, leur modèle de mélange est également le modèle gaussien et peut être utilisé pour classer les composants LOS et NLOS. Par conséquent, une fois que les paramètres déterminant les modèles de mélange gaussien sont obtenus, l'identification NLOS sera réalisée.

Les paramètres des distributions de probabilité sont généralement déterminés à l'aide de l'algorithme EM (Expectation maximisation). Les composants LOS et NLOS peuvent être combinés dans un modèle de mélange gaussien. Par conséquent, ce modèle de mélange gaussien avec $k = 1$ pour les composants LOS et $k = 2$ pour les composants NLOS peut être exprimé comme suit [27] :

$$P(X_n) = \sum_{k=1}^2 w_k \mathcal{N}(X_n | \mu_k, \theta_k) \quad (\text{II.2})$$

Où

w_k est le coefficient de mélange ou aussi appelé poids pour chaque distribution gaussienne. Les coefficients de mélange satisfont toujours aux conditions ci-dessous :

$$0 \leq w_k \leq 1$$

$$\sum_{k=1}^2 w_k = 1$$

$\mathbf{X}_n = (X_{n1}, X_{n2}, X_{n3} \dots \dots X_{nD})$, $1 \leq n \leq N$, n est l'index de l'échantillon de données, N est le nombre total d'échantillons de données et D est le nombre de fonctions caractéristiques du canal. $\mathcal{N}(\mathbf{X}_n | \boldsymbol{\mu}_k, \boldsymbol{\theta}_k)$ est une densité de probabilité gaussienne qui est régie par le vecteur moyen $\boldsymbol{\mu}_k$ et la matrice de covariance $\boldsymbol{\theta}_k$. La distribution gaussienne multivariée peut être exprimée mathématiquement comme :

$$\mathcal{N}(\mathbf{X}_n | \boldsymbol{\mu}_k, \boldsymbol{\theta}_k) = \frac{\exp\left\{-\frac{1}{2}(\mathbf{X}_n - \boldsymbol{\mu}_k)^T \boldsymbol{\theta}_k^{-1} (\mathbf{X}_n - \boldsymbol{\mu}_k)\right\}}{(2\pi)^{\frac{D}{2}} |\boldsymbol{\theta}_k|^{\frac{1}{2}}} \quad (\text{II.3})$$

Où la probabilité gaussienne, $\mathcal{N}(\mathbf{X}_n | \boldsymbol{\mu}_k, \boldsymbol{\theta}_k)$ pour $k = 1$ est appelée composante LOS et pour $k = 2$ est appelée composante NLOS du GMM.

En bref, un GMM est contrôlé par un ensemble de trois paramètres : vecteurs moyens $\{\boldsymbol{\mu}_1, \boldsymbol{\mu}_2\}$, matrices de covariance $\{\boldsymbol{\theta}_1, \boldsymbol{\theta}_2\}$ et coefficients de mélange $\{w_1, w_2\}$. Pour distinguer les composantes LOS et NLOS, nous devons estimer les vecteurs moyens $\{\boldsymbol{\mu}_1, \boldsymbol{\mu}_2\}$ et les matrices de covariance $\{\boldsymbol{\theta}_1, \boldsymbol{\theta}_2\}$ pour les deux distributions. L'algorithme de maximisation des espérances évalue les paramètres des variables latentes de manière itérative et c'est l'une des techniques les plus élégantes pour l'estimation paramétrique dans l'apprentissage automatique. Par conséquent, un algorithme de maximisation des espérances basé sur GMM est proposé dans la section suivante.

II.6.2 Algorithme de maximisation des espérances pour les GMM

L'algorithme de maximisation de l'espérance est utilisé pour trouver la solution de probabilité maximale de chaque signal reçu pour les modèles de mélange gaussien LOS et NLOS. Compte tenu d'un mélange de densités de LOS et de NLOS, notre objectif est de maximiser la probabilité de chaque point de données \mathbf{X}_n par rapport aux paramètres. D'abord, nous initialisons les paramètres comprenant des moyens, des covariances et des poids arbitrairement pour maximiser la fonction de vraisemblance logarithmique, puis nous mettons à jour les paramètres en changeant entre deux étapes suivantes, espérance et maximisation itérativement.

a. Étape d'espérance

Avec l'aide de la règle de Baye, nous pouvons calculer la probabilité postérieure $\gamma(r_{nk})$ pour chaque point de données \mathbf{X}_n correspondant à une distribution LOS avec $k = 1$ et NLOS avec $k = 2$ en utilisant les paramètres courants : moyenne, covariances et poids.

La probabilité postérieure est définie et calculée par l'expression mathématique suivante :

$$\gamma(r_{nk}) = \frac{w_k \mathcal{N}(\mathbf{X}_n | \boldsymbol{\mu}_k, \boldsymbol{\theta}_k)}{\sum_{j=1}^2 w_j \mathcal{N}(\mathbf{X}_n | \boldsymbol{\mu}_j, \boldsymbol{\theta}_j)} \quad (\text{II.4})$$

Où j est l'indice de 1 à 2, à la fois pour le LOS et le NLOS distributions.

b. Étape De Maximisation

Dans l'étape de maximisation, nous ré-estimons les paramètres en utilisant les probabilités postérieures calculées dans l'étape d'espérance de sorte que la vraisemblance logarithmique maximisée soit atteinte.

En conséquence, les procédures de mise à jour des paramètres peuvent être exprimées comme :

$$w_k^{New} = \frac{\bar{N}_k}{N} \quad (II.5)$$

$$\mu_k^{New} = \frac{\sum_{n=1}^N \gamma(r_{nk}) X_n}{\bar{N}_k} \quad (II.6)$$

$$\Theta_k^{New} = \frac{\sum_{n=1}^N \gamma(r_{nk}) (X_n - \mu_k^{New})(X_n - \mu_k^{New})^T}{\bar{N}_k} \quad (II.7)$$

Où

$\bar{N}_k = \sum_{n=1}^N \gamma(r_{nk})$. Il est à noter que \bar{N}_k n'est pas un entier, mais il peut être considéré comme le nombre effectif de points alloués à chaque cluster LOS et NLOS dans un sens.

Une fois les paramètres ci-dessus obtenus, nous pouvons calculer la vraisemblance logarithmique de la distribution LOS et NLOS par :

$$\ln P(X \setminus \mu, \Theta, w) = \sum_{n=1}^N \ln \left\{ \sum_{k=1}^2 w_k \mathcal{N}(X_n \setminus \mu_k, \Theta_k) \right\} \quad (II.8)$$

Les étapes d'espérance et de maximisation se poursuivent jusqu'à ce que la convergence soit atteinte, c'est-à-dire lorsqu'aucun des paramètres ou de la fonction de probabilité logarithmique n'est mis à jour davantage. Chaque point de données X_n a été attribué soit à LOS ($k = 1$) soit à NLOS ($k = 2$) sur la base de la valeur maximale de sa responsabilité $\gamma(r_{nk})$ pour chaque distribution. Cela peut être exprimé comme :

$$k = \begin{cases} 1 & \text{si } \gamma(r_{n1}) > \gamma(r_{n2}) \\ 2 & \text{autrement} \end{cases} \quad (II.9)$$

Après avoir classé les distributions de mélange gaussiennes en deux composants, les mélanges décomposant avec la valeur moyenne la plus basse des caractéristiques sélectionnées sont considérés comme LOS.

II.7 Autres technique de classification

II.7.1 K plus proches voisins(KNN)

Le classificateur K-Nearest Neighbors (KNN) exploite directement les ensembles d'apprentissage dans le but de classer et n'utilise aucune des formes mathématiques pour décrire les classes dans ces caractéristiques, même les fonctions de densité de probabilité. Ainsi que le classificateur KNN, un nouvel objet non classifié est classé d'après la position de ses K plus proches voisins. Cela est mieux compris si nous considérons les objets comme des points dans l'espace multidimensionnel. Aussi K vaut un, l'objet sera classé comme appartenant à la classe de son plus proche voisin. Les "voisins" sont des instances de l'ensemble des données d'entraînement, qui sont étiquetées. Parmi les classifications d'une instance, les distances entre cette instance avec toutes les instances étiquetées des l'ensemble d'apprentissage sont calculée, avec l'instance est classée comme la classe de son instance d'entraînement la plus proche [28].

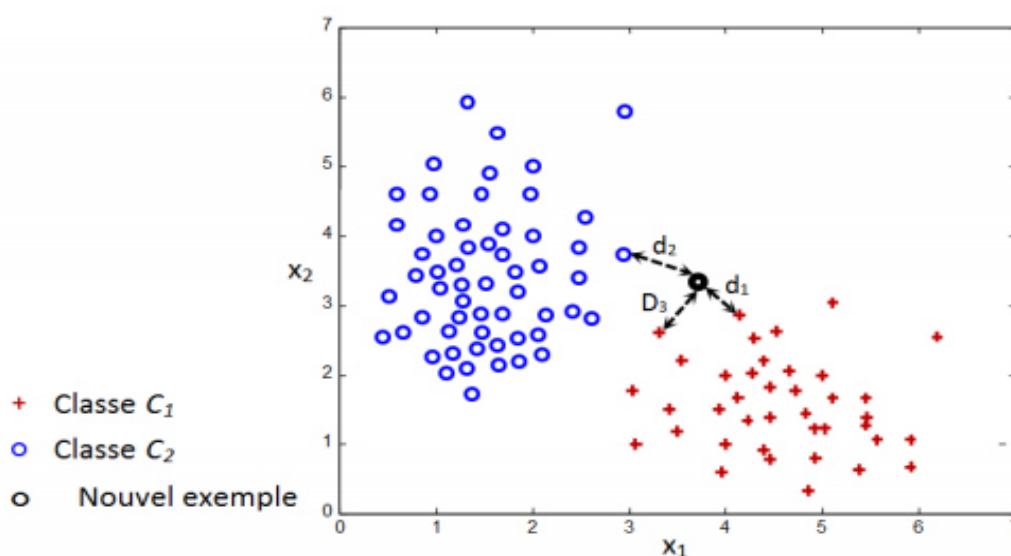


Figure II. 7: Classification par la méthode des k-plus proche voisin.

II.7.2 Apprentissage profond (Deep Learning)

L'apprentissage profond « deep Learning » est une classe de techniques d'apprentissage automatique qui autorise des progrès considérables dans le domaine de l'intelligence artificielle dans ces dernières années. Dans le domaine de l'apprentissage automatique, un programme examine un ensemble de données dans le but de généraliser, des règles qui stimuler la formulation de conclusions concernant des données nouvelles.

L'apprentissage profond repose sur ce qui a été nommé, par analogie, des « réseaux neuronaux artificiels », constitués de milliers d'unités (appelées également « neurones ») qui exécutent des opérations simples. Les sorties d'une couche initiale de « neurones » sont utilisées comme entrées pour les calculs d'une couche suivante, et ainsi de suite.

Par exemple, dans le domaine de la reconnaissance visuelle, les couches initiales d'unités sont responsables de la détection des traits tels que les lignes, les courbes et les angles...des couches supérieures se chargent d'identifier les formes, les combinaisons de formes, les objets et les contextes .

Afin de bien comprendre l'apprentissage profond, il faut avoir une durable compréhension des principes de base de l'apprentissage automatique [29].

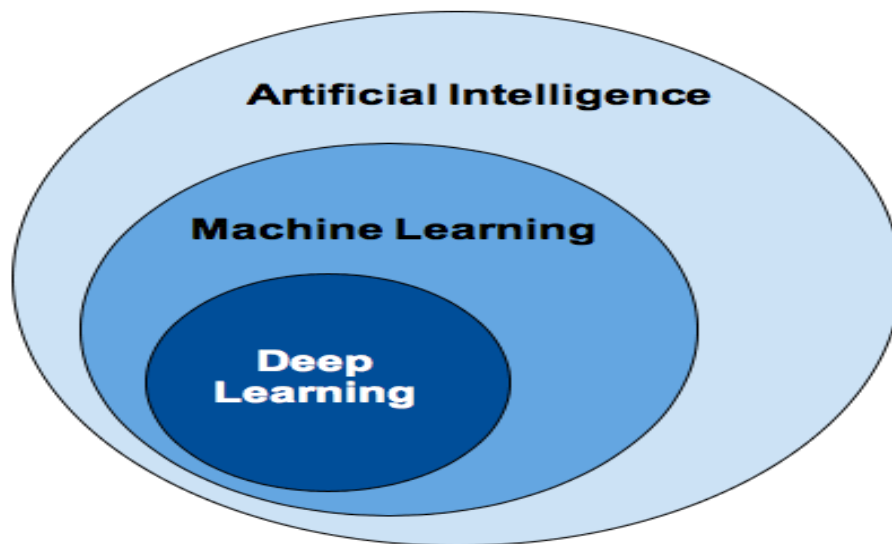


Figure II. 8:Machine learning et deep learning.

II.8 Conclusion

Les techniques de classification sont essentielles dans le domaine de l'apprentissage automatique. Ce chapitre aborde les différentes techniques de classification utilisées dans cette étude, à la fois supervisées et non supervisées. Trois méthodes de classification ont été présentées : la classification par SVM, par GMM et par KNN. Dans la dernière partie, nous avons également abordé une méthode de classification plus récente, le deeplearning.

Chapitre III:

Détection Du NLOS dans UWB,

Simulation et Résultats

III.1 Introduction

L'identification des conditions de propagation revêt une grande importance dans les systèmes de localisation UWB. Dans ce chapitre, nous avons présenté une simulation d'un canal UWB en nous appuyant sur ses paramètres intrinsèques. Ensuite, ces caractéristiques ont été utilisées pour distinguer entre la condition de ligne de visée (LOS) et la condition de non-aligné de visée (NLOS) en utilisant les trois techniques de classification les plus populaires : SVM, GMM et KNN.

III.2 Modèle de canal UWB et extraction des caractéristiques

Dans cette section, nous abordons de manière succincte le canal UWB, qui comprend deux modèles de canaux courants, à savoir le modèle CM1 (LOS) et le modèle CM3 (NLOS) (voir le chapitre 01). Dans le modèle de canal UWB, les composantes multipath arrivent du côté récepteur sous la forme de clusters, et à l'intérieur de chaque cluster se trouvent plusieurs trajets. Étant donné la largeur de bande extrêmement élevée, les signaux de transmission dans le domaine temporel de l'UWB ressemblent à des impulsions (voir la figure III.1).

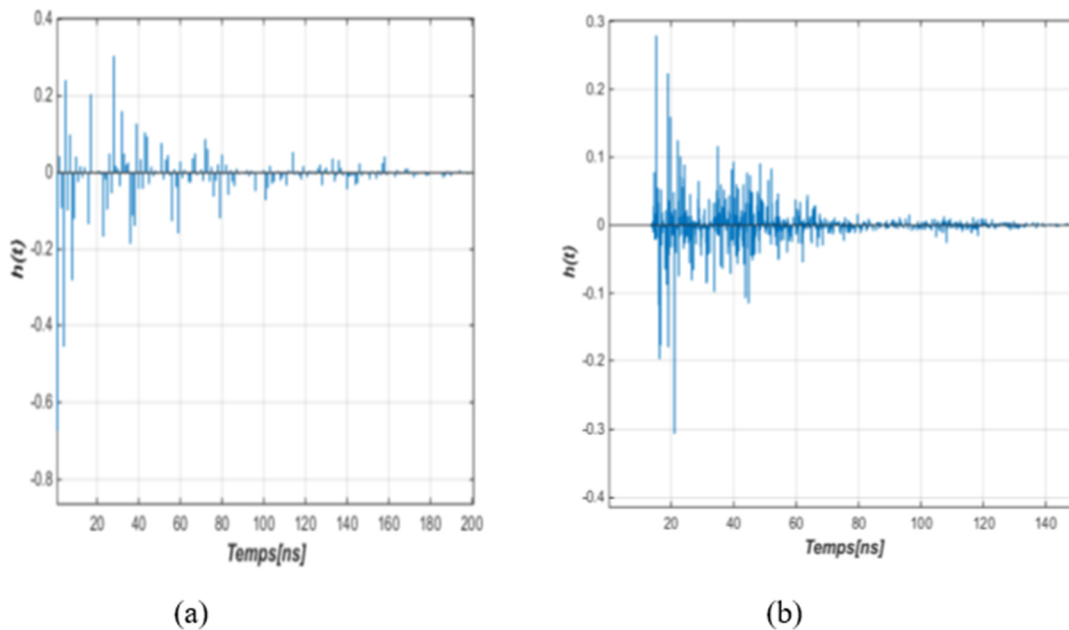


Figure III. 1: La réponse impulsionnelle du canal UWB : (a) propagation LOS, (b) : propagation NLOS.

Dans cette étude, nous procédons à l'identification des composantes LOS et NLOS en utilisant les statistiques des trajets multiples reçus. Nous avons sélectionné quatre caractéristiques extraites de la forme d'onde reçue afin de distinguer les composantes NLOS, et nous avons défini cet ensemble de caractéristiques comme un vecteur P , comme suit :

$$P = [N_p, \tau_{MED}, \tau_{RMSD}, \tau_{RISETIME}] \quad (III.1)$$

Où

- N_P désigne le nombre de trajets qui contiennent plus de 85 % de l'énergie totale et l'énergie de signal reçu peut être obtenu par :

$$\varepsilon_r = \int_{-\infty}^{+\infty} |r(t)|^2 dt \quad (III.2)$$

- τ_{MED} désigne le retard moyen en excès (MED). Pour les composants NLOS, MED est supérieur aux composants LOS. Il peut être calculé à l'aide de la formule suivante :

$$\tau_{MED} = \int_{-\infty}^{+\infty} t\psi(t)dt \quad (III.3)$$

$$\text{Et : } \psi(t) = |r(t)|^2 / \varepsilon_r \quad (III.4)$$

- τ_{RMSD} est la valeur de l'étalement du retard RMS et représente l'atténuation temporelle de l'énergie du signal qui est équivalent à MED. Généralement, le retard RMS pour les composants NLOS est supérieur par rapport aux composants LOS. L'étalement du retard RMS peut être exprimé par [27] :

$$\tau_{RMSD} = \int_{-\infty}^{+\infty} (t - \tau_{MED})^2 \psi(t) dt \quad (III.5)$$

- $\tau_{RISETIME}$: Le temps de montée dans la réponse impulsionnelle du canal UWB fait référence à la durée nécessaire pour que l'amplitude du signal atteigne son niveau maximal à partir du moment où il commence à augmenter. Le temps de montée est donné par l'équation suivantes [30] :

$$\tau_{Risetime} = t_H - t_L \quad (III.6)$$

Avec

$$t_L = \min\{t: |r(t)| \geq 6\sigma_n\} \quad (III.7)$$

$$t_H = \min\{t: |r(t)| \geq 0.6\max(|r(t)|)\} \quad (III.8)$$

Où σ_n est l'écart-type du bruit thermique

L'utilisation de ces quatre paramètres [N_P , τ_{MED} , τ_{RMSD} , $\tau_{RISE TIME}$] pour la classification de la propagation des canaux UWB est essentielle car ces caractéristiques présentent des différences significatives entre les composantes LOS et NLOS. Ainsi, elles permettent de réduire la complexité lors de l'identification du LOS/NLOS. Le temps de calcul dépend de manière cruciale

de la dimension du vecteur des caractéristiques P [4]. La figure III.2 illustre la distribution des caractéristiques utilisées dans notre simulation pour les composantes LOS et NLOS.

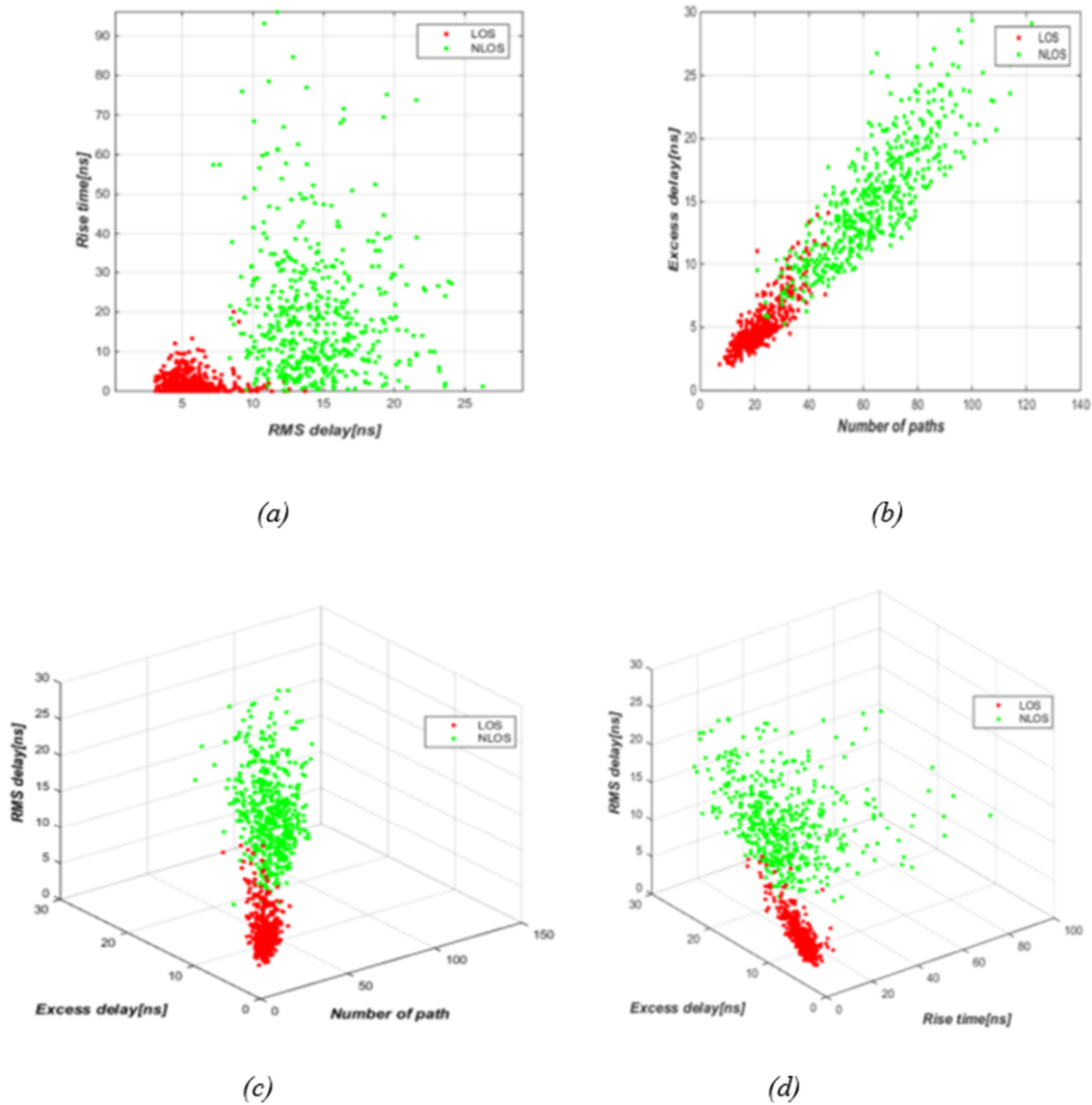


Figure III. 2: la distribution LOS et NLOS des caractéristiques : (a) RMS delay et Rise time, (b) number of path et Excess delay, (c) Nber of path, Excess delay et RMS delay, (d) Rise time, Excess delay et Rise time.

III.3 Les étapes d'identification LOS et NLOS

Le schéma en bloc de la figure 3.3 illustre les différentes étapes employées dans l'identification des échantillons de la réponse impulsionnelle d'un canal UWB.

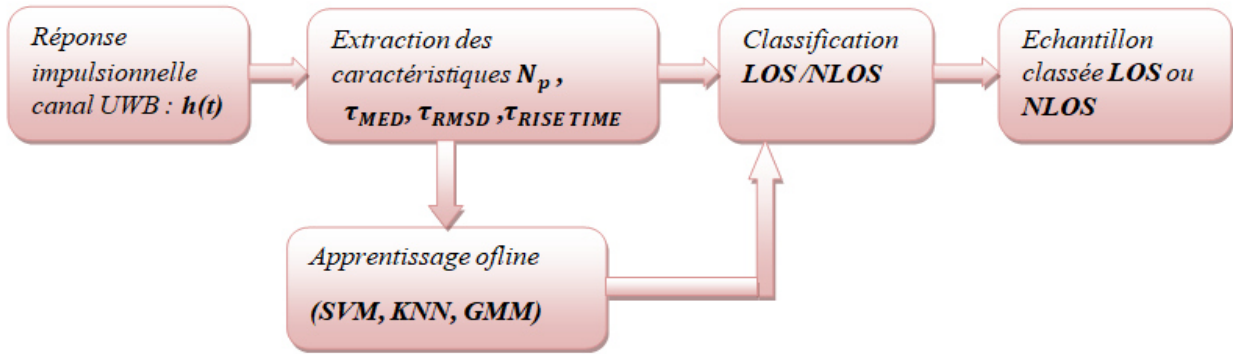


Figure III. 3: Les étapes d'identifications LOS et NLOS.

À partir de la réponse impulsionnelle $h(t)$, une extraction des caractéristiques du canal UWB est effectuée, qui seront utilisées dans cette première étape pour un apprentissage hors ligne. Ensuite, une deuxième extraction de ces caractéristiques réalisées pour les utiliser dans la classification qui est liée à la phase d'apprentissage. Etant donné que la sortie finale consiste en des échantillons étiquetés LOS ou NLOS correspondant à $h(t)$.

III.4 Évaluation des performances

Pour évaluer la qualité d'apprentissage des algorithmes SVM, KNN et GMM, nous avons utilisé la méthode d'évaluation externe. Dans cette méthode, nous disposons des étiquettes originales (LOS ou NLOS) pour chaque signal. Nous avons ignoré ces étiquettes et classé les signaux en LOS ou NLOS, puis comparé les résultats de classification avec les étiquettes originales, ce qui nous donne une évaluation externe de la performance des algorithmes SVM et GMM.

Pour mesurer la performance, nous avons calculé une matrice de confusion, puis utilisé les mesures suivantes :

- Taux de classification correcte (Correcte Rate : CR) : rapport du nombre de signaux correctement classés sur le nombre total de signaux.
- Taux d'erreur (Error Rate : ER) : rapport du nombre de signaux incorrectement classés sur le nombre total de signaux.
- Détection LOS (LOS Detection Rate : LDR): rapport du nombre de signaux LOS correctement détectés sur le nombre total de signaux LOS.
- Détection NLOS (NLOS Detection Rate : NDR) : rapport du nombre de signaux NLOS correctement détectés sur le nombre total de signaux NLOS.

Ces performances sont calculées en utilisant les équations suivantes :

$$CR = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (III.9)$$

$$ER = \frac{FP+FN}{TP+TN+FP+FN} \quad (III.10)$$

$$LDR = \frac{TP}{TP+FN} \quad (III.11)$$

$$NDR = \frac{TN}{TN+FP} \quad (III.12)$$

Avec [27] :

- TP (True positive) : Les vrais positifs sont les signaux pour lesquels l'étiquette réelle est LOS et qu'ils sont correctement prédit comme étant LOS.
- FP (False positive) : Les faux positifs sont les signaux pour lesquels l'étiquette réelle est NLOS et qui sont incorrectement prédit comme étant LOS.
- TN (TrueNegative) : Les vrais négatifs sont les signaux pour lesquels l'étiquette réelle est NLOS et qui sont correctement prédit comme étant NLOS.
- FN (False Negative) : Les faux négatifs sont les signaux pour lesquels l'étiquette réelle est LOS et qui sont incorrectement prédit comme étant NLOS.

III.5 Identification du LOS/ NLOS par SVM

La matrice de confusion résultant de l'utilisation du SVM pour identifier les LOS/NLOS peut être obtenue en évaluant les performances du modèle sur un ensemble de données d'entrée. Cette matrice permet de visualiser la précision de la classification effectuée par le SVM en distinguant les vrais positifs, les vrais négatifs, les faux positifs et les faux négatifs. Elle offre ainsi un aperçu de la capacité du modèle à distinguer entre les LOS et les NLOS dans le contexte spécifique étudié.

Le Tableau III.1 et la Figure III.2 présentent les statistiques de performances de l'algorithme SVM pour les caractéristiques NP, τ_{MED} , τ_{RMSD} , et $\tau_{rise\ time}$. D'après les résultats obtenus, la valeur la plus performante en termes de classification correcte est de 0,9800. De plus, la précision de détection pour les classes LOS et NLOS est également identique. Ainsi, une augmentation significative du taux d'identification des signaux NLOS pourrait entraîner une amélioration considérable de la précision de localisation.

Tableau III. 1: Statistique de performance de l'algorithme SVM.

Caractéristiques	CR	ER	TP	FN	TN	FP	LDR	NDR
[NP]	0.9450	0.0550	484	16	461	39	0.9680	0.9220
$[\tau_{RMSD}]$	0.9740	0.0260	485	15	489	11	0.9700	0.9780
$[\tau_{MED}]$	0.9460	0.0540	467	33	479	21	0.9340	0.9580
$[\tau_{risetime}]$	0.8770	0.1230	454	46	423	77	0.9080	0.8460
$[NP, \tau_{RMSD}]$	0.9740	0.0260	489	11	485	15	0.9780	0.9700
$[NP, \tau_{MED}]$	0.9460	0.540	480	20	466	34	0.9600	0.9320
$[NP, \tau_{risetime}]$	0.9610	0.0390	477	23	484	16	0.9540	0.9680
$[\tau_{RMSD}, \tau_{MED}]$	0.9730	0.0270	485	15	488	12	0.9700	0.9760
$[\tau_{RMSD}, \tau_{risetime}]$	0.9790	0.0210	489	11	490	10	0.9780	0.9800
$[\tau_{MED}, \tau_{risetime}]$	0.9580	0.0420	473	27	485	15	0.9460	0.9700
$[NP, \tau_{MED}, \tau_{RMSD}]$	0.9750	0.0250	489	11	486	14	0.9780	0.9720
$[NP, \tau_{RMSD}, \tau_{risetime}]$	0.9800	0.0200	492	8	488	12	0.9840	0.9760
$[\tau_{RMSD}, \tau_{MED}, \tau_{risetime}]$	0.9800	0.0200	490	10	490	10	0.9800	0.9800
$[NP, \tau_{MED}, \tau_{RMSD}, \tau_{risetime}]$	0.9790	0.0210	494	6	485	15	0.9880	0.9700
Running time(s)	1.1832							

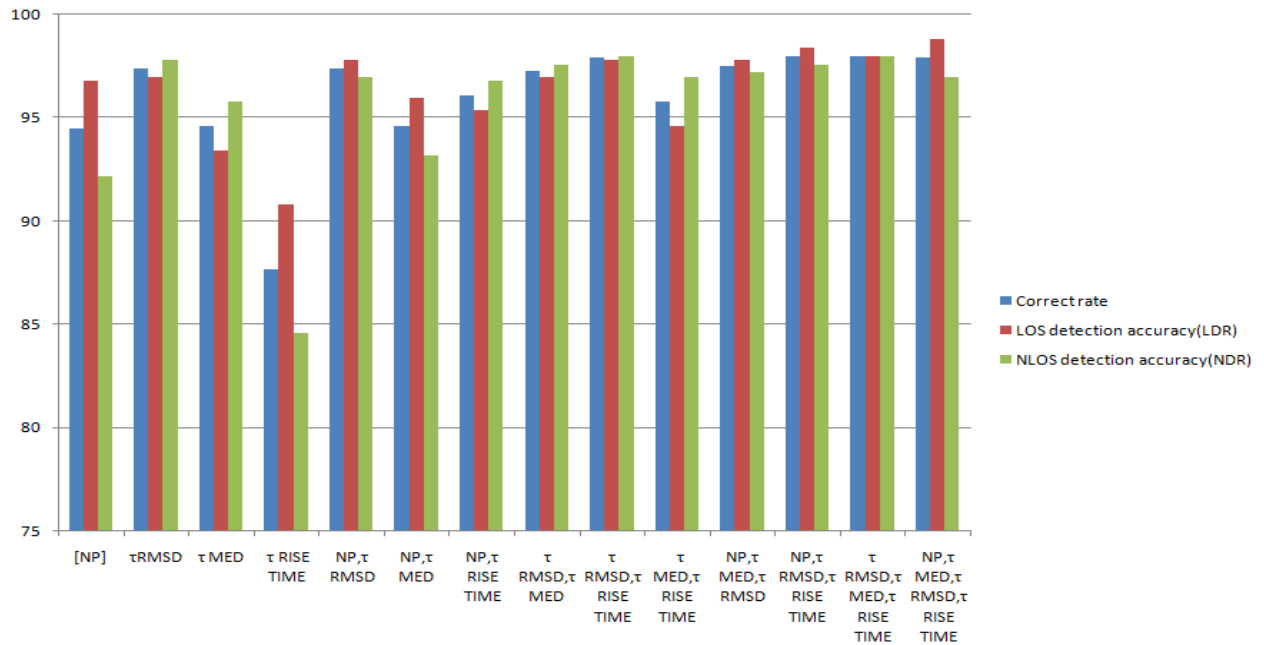


Figure III. 4: Histogramme des statistiques de performance de l'algorithme SVM.

III.6 Identification du LOS/ NLOS par KNN

Les entiers correspondants à la matrice de confusion obtenue après l'identification du LOS/NLOS par KNN sont les suivants :

Tableau III. 2: Statistique de performance de l'algorithme KNN.

Caractéristiques	CR	ER	TP	FN	TN	FP	LDR	NDR
[NP]	0.9090	0.0910	496	4	413	87	0.9920	0.8260
$[\tau_{RMSD}]$	0.9400	0.0600	472	28	460	32	0.9440	0.9360
$[\tau_{MED}]$	0.9050	0.950	447	53	458	42	0.8940	0.9160
$[\tau_{risetime}]$	0.8260	0.1640	479	21	357	143	0.9580	0.7140
$[NP, \tau_{RMSD}]$	0.9550	0.0450	484	16	471	29	0.9680	0.9420
$[NP, \tau_{MED}]$	0.9250	0.0750	459	41	466	34	0.9180	0.9320
$[NP, \tau_{risetime}]$	0.9480	0.0520	469	31	479	21	0.9380	0.9580
$[\tau_{RMSD}, \tau_{MED}]$	0.9550	0.0450	481	19	474	26	0.9620	0.9480
$[\tau_{RMSD}, \tau_{risetime}]$	0.9800	0.0200	490	10	490	10	0.9800	0.9800
$[\tau_{MED}, \tau_{risetime}]$	0.9410	0.0590	463	37	478	22	0.9260	0.9560
$[NP, \tau_{MED}, \tau_{RMSD}]$	0.9670	0.0330	486	14	481	19	0.9720	0.9620
$[NP, \tau_{RMSD}, \tau_{risetime}]$	0.9790	0.0210	491	9	488	12	0.9820	0.9760
$[\tau_{RMSD}, \tau_{MED}, \tau_{risetime}]$	0.9860	0.0140	491	9	495	5	0.9820	0.9900
$[NP, \tau_{MED}, \tau_{RMSD}, \tau_{risetime}]$	0.9800	0.0200	488	12	492	8	0.9760	0.9840
Running time (s)	1.1217							

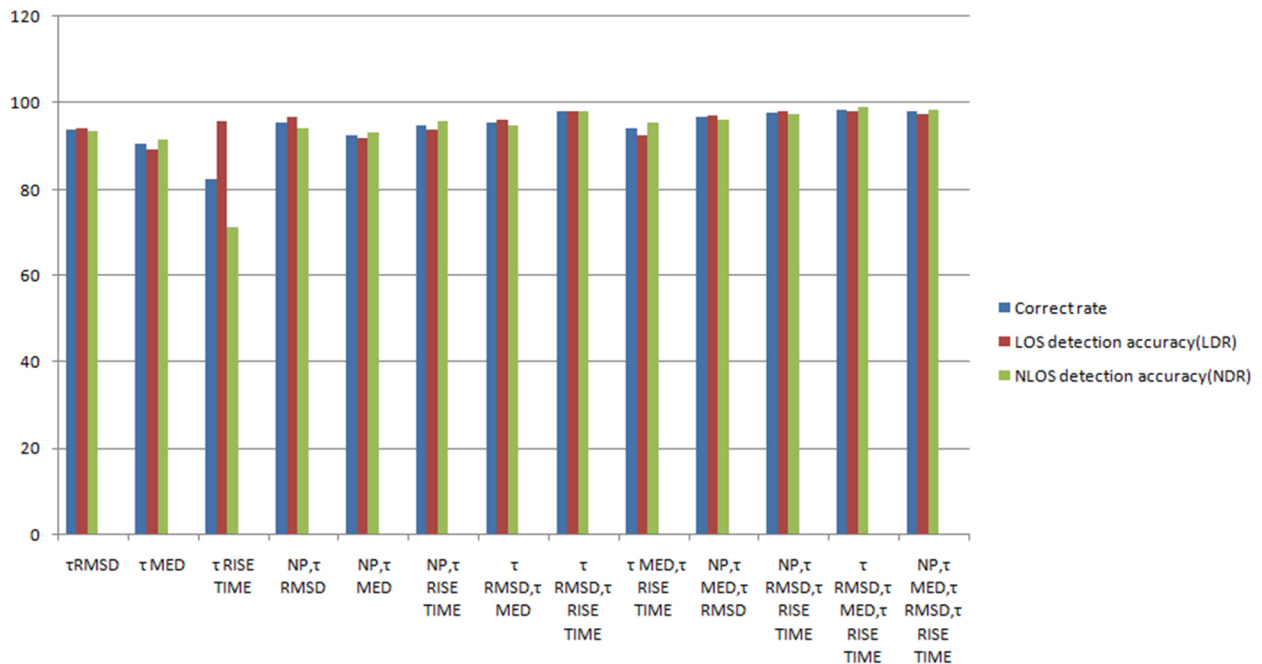


Figure III. 5: Histogramme des statistiques de performance de l'algorithme KNN.

Le Tableau III.2 et la Figure III.3 présentent les statistiques de performances de l'algorithme KNN pour les caractéristiques NP, τ_{MED} , τ_{RMSD} et $\tau_{risetime}$. D'après les résultats obtenus, on remarque qu'un taux de classification correcte élevé de 0,9860 est atteint. De plus, la précision de détection pour la classe NLOS est supérieure à celle du LOS. Cela suggère que l'algorithme KNN est plus efficace pour détecter les signaux NLOS que les signaux LOS dans le contexte spécifique étudié.

III.7 Identification du LOS/ NLOS par GMM

Dans ce cas, le modèle de mélange gaussien peut être utilisé pour classifier les composants LOS et NLOS. Voici les résultats obtenus :

Tableau III. 3: Statistique de performance de l'algorithme GMM.

Caractéristiques	CR	ER	TP	FN	TN	FP	LDR	NDR
[NP]	0.9100	0.0900	421	79	489	11	0.8420	0.9780
$[\tau_{RMSD}]$	0.9250	0.0750	425	75	500	0	0.8500	1
$[\tau_{MED}]$	0.8950	0.1050	397	103	498	2	0.7940	0.9960
$[\tau_{risetime}]$	0.8740	0.1260	436	64	438	62	0.8720	0.8760
[NP, τ_{RMSD}]	0.9210	0.0790	421	79	500	0	0.8420	1
[NP, τ_{MED}]	0.9040	0.0960	409	91	495	5	0.8180	0.9900
[NP, $\tau_{risetime}$]	0.9380	0.0620	443	57	495	5	0.8860	0.9900
$[\tau_{RMSD}, \tau_{MED}]$	0.9050	0.0950	405	95	500	0	0.8100	1
$[\tau_{RMSD}, \tau_{risetime}]$	0.9480	0.0520	448	52	500	0	0.8960	1
$[\tau_{MED}, \tau_{risetime}]$	0.9300	0.0700	433	67	497	3	0.8660	0.9940
[NP, τ_{MED}, τ_{RMSD}]	0.6190	0.3810	119	381	500	0	0.2380	1
[NP, $\tau_{RMSD}, \tau_{risetime}$]	0.9540	0.0460	454	46	500	0	0.9080	1
$[\tau_{RMSD}, \tau_{MED}, \tau_{risetime}]$	0.9380	0.0620	432	62	500	0	0.8760	1
[NP, $\tau_{MED}, \tau_{RMSD}, \tau_{risetime}$]	0.9480	0.0520	449	51	499	1	0.8980	0.9980
Running time(s)	0.8438							

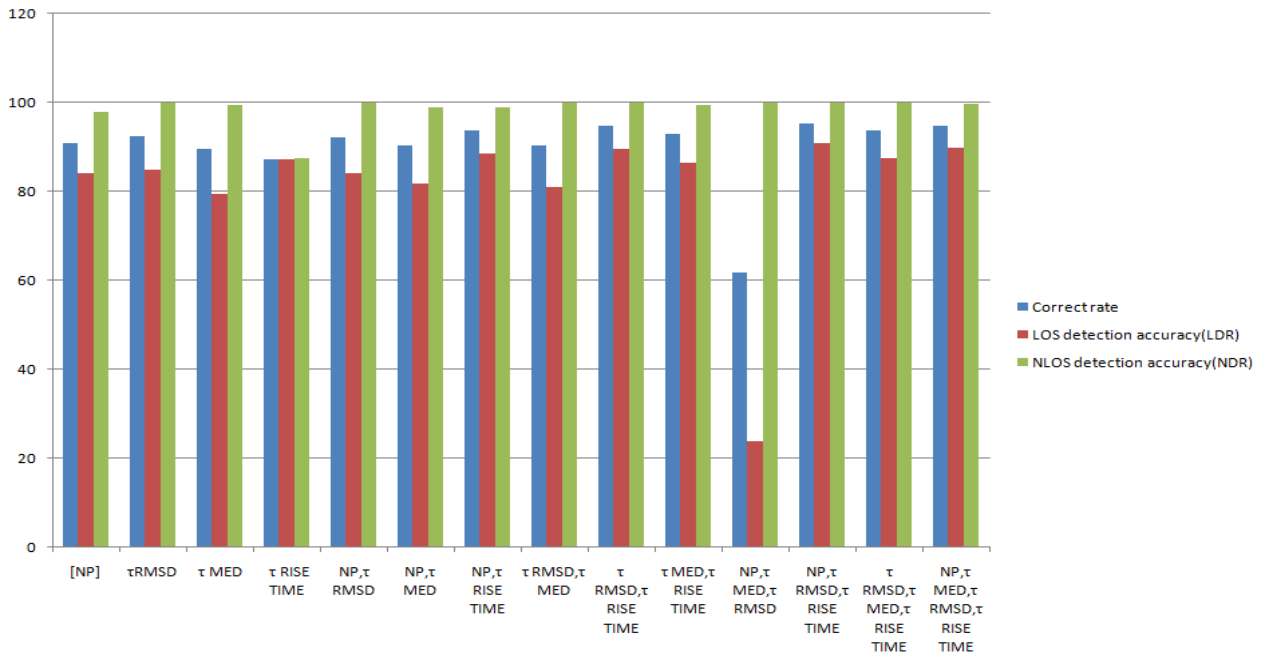


Figure III. 6: Histogramme des statistiques de performance de l'algorithme GMM.

Le Tableau III.3 et la Figure III.4 expriment les statistiques de performances de l'algorithme GMM pour les caractéristiques suivantes NP, τ_{MED} , τ_{RMSD} et $\tau_{\text{rise time}}$. On remarque que la valeur la plus appropriée en termes de classification correcte est de 0,9540.

Ainsi, le temps d'exécution égale 0,8438 et le taux d'identification NLOS élevée pourrait améliorer la précision de localisation.

III.8 Comparaison entre la classification SVM, KNN et GMM

Le tableau III.3 présente une comparaison des performances et de la complexité de calcul des algorithmes d'apprentissage automatique supervisés tels que SVM, GMM et KNN. Les caractéristiques utilisées dans cette comparaison sont NP, τ_{MED} , τ_{RMSD} et τ_{risetime} . La mesure de la complexité de calcul utilisée est le temps d'exécution.

Dans la simulation, 500 échantillons LOS et 500 échantillons NLOS sont générés pour entraîner les algorithmes d'apprentissage. MATLAB 2014 est utilisé pour effectuer cette comparaison.

D'après le tableau, l'algorithme GMM nécessite seulement 75,22 % du temps de calcul requis par les algorithmes SVM et KNN. Cependant, il parvient à atteindre une précision de détection NLOS presque similaire à celle des algorithmes SVM et KNN. Par contre l'algorithme SVM montre une supériorité par rapport le GMM et le KNN si le critère de performance utilisé est la précision. Il semble aussi que l'algorithme GMM offre un compromis intéressant entre la complexité de calcul et la précision de détection dans ce contexte d'apprentissage automatique supervisé.

De plus, il est également montré qu'il est plus efficace de sélectionner quatre caractéristiques ($NP, \tau_{MED}, \tau_{RMSD}$ et $\tau_{risetime}$) pour mieux identifier les composants NLOS dans l'algorithme GMM par rapport au autres algorithmes.

Tableau III. 4:Complexité de calcul et comparaison des performances entre SVM, KNN et GMM.

<i>Algorithme</i>	<i>Runing Time(s)</i>	<i>LDR</i>	<i>NDR</i>	<i>CR</i>	<i>ER</i>	<i>TP</i>	<i>FN</i>	<i>TN</i>	<i>FP</i>
<i>SVM</i>	1.1832	0.9880	0.9700	0.9790	0.0210	494	6	485	15
<i>KNN</i>	1.1217	0.9760	0.9840	0.9800	0.0200	488	12	492	8
<i>GMM</i>	0.8438	0.8980	0.9980	0.9480	0.0520	449	51	499	1

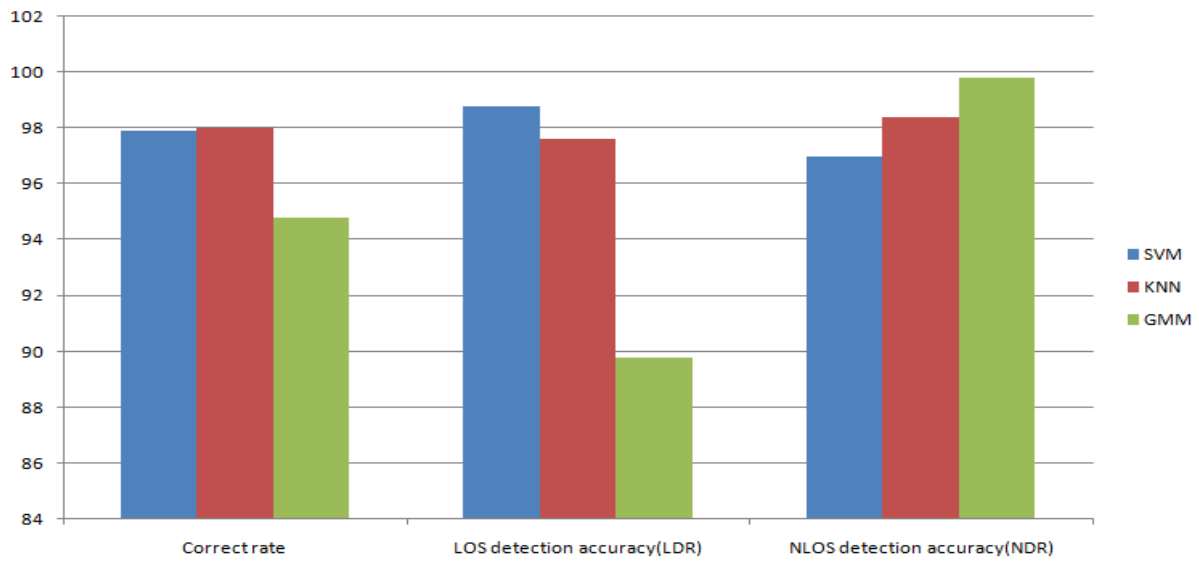


Figure III. 7: Histogramme de complexité de calcul et comparaison des performances entre SVM, KNN et GMM.

III.9 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté des méthodes de classification basées sur l'apprentissage supervisé, notamment les SVM, KNN et GMM, pour identifier les signaux LOS et NLOS dans un canal UWB. Nous pouvons conclure que ces trois méthodes ont démontré leur efficacité pour identifier les canaux LOS et NLOS, et elles peuvent contribuer à améliorer la précision de localisation.

Nous avons observé que l'approche basée sur les SVM offre la meilleure précision, tandis que l'approche basée sur les GMM permet une distinction plus rapide entre les échantillons en LOS ou NLOS.

Conclusion Générale

Ce projet de mémoire de master repose sur l'utilisation de la technologie UWB, en raison de ses caractéristiques, de sa robustesse, de sa capacité et de sa flexibilité. Depuis l'autorisation de l'utilisation de la bande UWB allant de 3,1 GHz à 10,6 GHz par la Commission fédérale de communication (FCC), l'UWB est devenue une technologie de communication sans fil à haut débit bien connue. Cette technologie est basée sur des impulsions étroites pour la transmission des données.

Dans ce projet de fin d'étude, nous avons étudié la problématique de l'identification d'une transmission NLOS basée sur la classification supervisée avec différentes méthodes telles que SVM, KNN et GMM. Notre objectif était d'évaluer l'application de ces méthodes pour améliorer la localisation dans les systèmes UWB en utilisant l'apprentissage supervisé afin d'améliorer la précision de la localisation.

Pour comprendre le contexte de ce travail, nous avons réalisé une étude approfondie de la technologie UWB, de ses principales caractéristiques et de sa réponse impulsionnelle dans le premier chapitre. En outre, nous avons présenté ses applications, ses avantages et ses inconvénients.

Dans le deuxième chapitre, nous nous sommes concentrés sur les techniques de classification spécifiques à cette technologie. Nous avons examiné en détail les SVM, KNN et GMM, en mettant l'accent sur leur application dans le domaine de la localisation UWB.

Enfin, dans le dernier chapitre, nous avons réalisé une simulation en utilisant un script MATLAB pour évaluer le système UWB dans le cadre de la problématique d'identification de transmission NLOS. Cette simulation nous a permis d'analyser et de comparer les performances des différentes méthodes de classification et de tirer des conclusions sur leur efficacité dans l'amélioration de la précision de localisation dans les systèmes UWB.

En conclusion, ce projet de mémoire de Master a permis d'approfondir nos connaissances sur la technologie UWB et son application dans la localisation. Les résultats obtenus à travers l'analyse des méthodes de classification SVM, KNN et GMM ont démontré leur pertinence et leur efficacité dans l'identification de transmissions NLOS. Ces résultats ouvrent la voie à des futures améliorations potentielles de la précision de localisation dans les systèmes UWB grâce à l'utilisation de techniques d'apprentissage avancée tel que le l'apprentissage profondi (Deep learning)

Références bibliographiques

- [1] E.MEHALLEL ‘ Contribution au traitement des signaux en communication ultra large bande (ULB)’. Thèse de doctorat. Université 8 Mai 1945 Guelma.2019.
- [2] Ian Oppermann, MattiHaïmaïlaïinen And JariIinatti ,UWB Theory and Applications, John Wiley& Sons Ltd, Copyright . 2004.
- [3] G. DE LA ROCHE. ‘Simulation de la propagation des ondes radio en environnement multitrajets pour les réseaux sans fil ‘. Thèse doctorat de l’institut national des sciences appliquées de Lyon France 2007.
- [4] G. PUJOLLE, Les réseaux ,5^e édition, Eyrolles, 2006.
- [5] Amir Abdelkader Aouiz,’Qualité de service dans les protocoles multi-chemins’, Thèse doctorat, Université Djillali Liabes,2020.
- [6]Paul Muhlethaler : ‘ 802.11 et les réseaux sans fils ‘, Groupes Eyrolles, 2002.
- [7] Julien Henaut. « Architecture de traitement du signal pour les couches physiques très haut débit pour les réseaux de capteur : Application à la métrologie dans un contexte aéronautique et spatial », Thèse doctorat. Université de Toulouse. 2013.
- [8] Katia Runser. « Méthodologies pour la planification de réseaux locaux sans-fil.», Thèse doctorat 27. Institut National des Sciences Appliquées de Lyon.2005.
- [9] J.-Y. Wen and K. Kreutz-Delgado, « The attitude control problem », IEEE transactions on Automatic control, vol. 36, no. 10, pp. 1148-1162, 1991.
- [10] Tabaa., conception d’un système de transmission ultra -large bande par impulsions orthogonales, universités de lorraine, 2014.
- [11] A.kahoul et M.larguet,’’Performance d’un système de communication TH-UWB en présence de multi-trajet’’mémoire de master, Universite de Mohamed El-Bachir El-Ibrahimi ,2021.
- [12] Avis no SMSE-002-05 — Document de consultation sur l’introduction des systèmes sans fil utilisant la technologie à bande ultra-large « Canada ».
- [13] Stéphane MEBALEY EKOME Thèse doctorant de l’Université Paris-Est Étude et conception d’une couche physique UWB-IR pour les réseaux BAN.

-
- [14] BILLEL, AMOURI. Techniques combinées MB-OFDM coopératives dans les transmissions ultra larges bandes (UWB). Thèse de doctorat. UNIVERSITE BADJI MOKHTAR-ANNABA. 2018.
- [15] Cho, Y.S., et al., MIMO-OFDM Wireless communications with MATLAB 2010 : John Wiley & Sons.
- [16] D. Marchaland, « Architectures et circuits dédiés aux émetteurs ultra large bande bas débit, » thèse, Université de Marne-La-Vallée, 2007.
- [17] M. G. Di Benedetto, T. Kaiser, A.F. Molisch, I. Oppermann, C. Politano, D. Porcino. UWB communication Systems A Comprehensive Overview. Hindawi, 2006.
- [18] M. OUKEBDANE et M. BELKACEM « Etude des antennes ULB à bande de rejection en utilisant le résonateur en anneau fendu et son complémentaire », Mémoire master, Université Aboubakr Belkaid Tlemcen, Juin 2017.
- [19] Nour ZAAROUR : « modélisation d'un canal minier ultra large bande (uwb) en utilisant les réseaux de neurones artificiels rbf », Mémoire master Université du Québec en Abitibi-Témiscamingue, Avril 2013.
- [20] Salah Halima, 'Un système bio-inspiré flou pour la reconnaissance des formes incomplètement définies', Thèse de doctorat, Université 8 Mai 1945 Guelma, 2021.
- [21] Thème/ La logique floue pour Classification Des Feuilles de vigne / gharbifatimazahra - ben namiahalima.
- [22] P. Mahé : » Noyaux pour graphes et Support Vector Machines pour le criblage virtuel de molécules « Rapport de stage, DEA MVA 2002/2003, Septembre 2003
- [23] M. Roch, M. Soldevilla, R. Hoenigman, S. Wiggins et J. Hildebrand, ''comparaison of machine learning technique for the classification of echolocation clicks from three species of odontocetes'' **vol.36 (N°1)**, pp.43.2008.
- [24] Mohamadally Hasan, Fomani Boris : ''SVM machine à vecteurs de support ou séparateur à vaste marge''. BD Web, ISTY3, Versailles St Quentin, France, janvier 2006.
- [25] A. Cornuéjols : " Une nouvelle méthode d'apprentissage : Les SVM. Séparateurs à vaste Marge". Université de Paris-Sud, Orsay, France, Juin 2002.
- [26] Y. Wang, W. Ren, L. Cheng, and J. Zou, "A Grey Model and Mixture Gaussian Residual Analysis-Based Position Estimator in an Indoor Environment", *Sensors* 2020, 20, 3941.
-

-
- [27] Fan,J.andA.S.Awan,Non-line-of-sight identification based ou unsupervised machine learning in ultra large bandesystème.IEEE Access , 2019.7 :p.32464-32471.
- [28] A.Miguel,L.Gaspar''automatic classification of latin music :Some experiments on musical genre classification ''Memória do mestr, faculdable de engenharia da universidade do porto,july 2009.
- [29] Boughaba Mohammed et BoukhrisBrahim''L'apprentissageprofond (Deep Learning) pour la classification et la recherche d'images par le contenu'', Mémoire Master, UNIVERSITE KASDI MERBAH OUARGLA, 2017.
- [30] S. Maranò, W. M. Gifford, H. Wymeersch, and M. Z. Win, "NLOS Identification and Mitigation for Localization Based on UWB Experimental Data," in IEEE Transactions on Wireless Communications, vol. 28, no. 7, pp. 1026-1034, September2010.

Résumé

Dans notre projet d'étude, on s'intéresse à l'identification d'une transmission NLOS basé sur l'apprentissage artificiel par le système de communication ULB (ultra large bande) ou

UWB (ultra wide band) qui consiste à la génération d'impulsions de très courtes durée sans fil, inférieur à la nanoseconde s'étendant sur un spectre fréquentiel très large , avec des débits de données élevés. Pour ce faire. Nous avons traité le canal UWB , ces caractéristiques et les éléments de classification supervisés. Par la suite, une simulation de quatre paramètres de canal UWB, en considérant les deux types de trajets : en visibilité directe (LOS) et en visibilité non directe (non line of sight, NLOS). En se basant sur des différentes méthodes traditionnelles ainsi que SVM, KNN et GMM.

Mots clés : UWB, classification, LOS, NLOS, SVM, KNN, GMM.

Abstract

In our study project, we are interested in the identification of an NLOS transmission based on artificial learning by the ULB (ultra wide band) or UWB (ultra wide band) communication system which consists in the generation of very short duration wireless pulses, less than a nanosecond spanning a very wide frequency spectrum, with high data rates. To do this, we have processed the UWB channel, these characteristics and the supervised classification elements. Thereafter, a simulation of UWB channel quad parameters, considering the two types of paths : in direct visibility (LOS) and in non-direct visibility (non line of sight, NLOS). Based on different traditional methods as well as SVM, KNN and GMM.

Keywords : UWB, classification, LOS, NLOS, SVM, KNN, GMM.

ملخص

في مشروع دراستنا ، نحن مهتمون بتحديد إرسال NLOS استنادًا إلى التعلم الاصطناعي من خلال نظام اتصالات ULB (نطاق عريض للغاية) أو UWB (نطاق عريض للغاية) والذي يتكون من توليد نبضات لاسلكية قصيرة جدًا ، أقل من نانوثانية تغطي طيفًا تردديًا واسعًا للغاية ، مع معدلات بيانات عالية. للقيام بذلك ، قمنا بمعالجة قناة UWB وهذه الخصائص وعناصر التصنيف الخاضعة للإشراف. بعد ذلك ، يتم محاكاة معلمات قناة UWB الرباعية ، مع مراعاة نوعي المسيرات: في الرؤية المباشرة (LOS) وفي الرؤية غير المباشرة (بدون خط رؤية ، NLOS). استنادًا إلى الأساليب التقليدية المختلفة بالإضافة إلى SVM و KNN و GMM.

Ⓜ كلمات مفتاحية: UWB، التصنيف، LOS، NLOS، SVM، KNN، GMM .