

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
UNIVERSITÉ M'HAMED BOUGUERRA BOUMERDES



Faculté de la technologie

Département d'ingénierie des systèmes électriques

Mémoire de Master

Présenté par :

SAMUEL Maludidi Antonio
HAMAILI Laldja

Filière : **Télécommunication**

Option : **Réseaux et Télécommunication**

Thème :

La reconnaissance automatique de type de modulation dans les systèmes MIMO massifs

Soutenu le 06/07/2022 devant le jury composé de :

HAMADOUCHE M'hamed	PROF	UMBB	Président
HAROUNE Radia	MAA	UMBB	Examinateur
AKLIOUAT Hacene	MAA	UMBB	Rapporteur
MECHID Samira	MAA	UMBB	Co-Rapporteur
TAYAKOUT Hakim	MRB	CDTA	Encadrant
BOUCHIBANE F. Zohra	MRB	CDTA	Co-encadrant

Année universitaire : 2021/2022

RESUMÉ

Au fil de ces dernières années avec l'augmentation démographique la demande des gens concernant le nombre de dispositifs sans fil et le taux de transmission des données augmente progressivement. En outre, la technologie de communication mobile de 5ème génération, 5G, est progressivement popularisée. Afin de répondre aux exigences de performance de la 5G et au-delà avec une fiabilité élevée et une grande capacité, la technologie MIMO (multiple-input multiple output) massif est adoptée dans la station de base, et au cadre de notre projet on s'intéresse à l'étude de la reconnaissance automatique de type de modulation dans les systèmes MIMO massifs et cela va être très bénéfique dans les nouvelles technologies y compris la radio cognitive.

Mots clés : Massive MIMO, Radio intelligente, terminal mobile intelligent, classification des schémas de modulation.

ABSTRACT

Over the past few years with the increase in population, people's demand for the number of wireless devices and data transmission rate is gradually increasing. In addition, the 5th generation mobile communication technology, 5G, is gradually popularized. In order to meet the performance requirements of 5G and beyond with high reliability and high capacity, massive MIMO (multiple-input multiple-output) technology is adopted in the base station, and in the framework of our project we are interested in the study of automatic modulation type recognition in massive MIMO systems and this will be very beneficial in new technologies including cognitive radio.

Keywords: Massive MIMO, Smart Radio, smart mobile terminal, modulation scheme classification.

ملخص

على مدى السنوات القليلة الماضية، مع زيادة عدد السكان، يتزايد بشكل تدريجي طلب الناس على عدد الأجهزة اللاسلكية و معدل نقل البيانات. بالإضافة إلى ذلك، فإن تقنية الاتصالات المتنقلة من الجيل الخامس، 5G، تحظى بشعبية كبيرة من أجل تلبية متطلبات أداة 5G وما بعدها مع موثوقية، و قدرة عالية، تم الاعتماد على تقنية الميمو الضخمة متعددة المدخلات و المخرجات في المحطة الأساسية، و في إطار مشروعنا نحن مهتمون بدراسة التعرف التلقائي على نوع التعديل في أنظمة الميمو الضخمة و هذا مفيد للغاية في التقنيات الجديدة بما في ذلك الراديو المعرفي.

الكلمات المفتاحية : الميمو الضخمة، راديو ذكي، محطة متنقلة ذكية، تصنيف مخططات التشكيل.

Remerciements

On remercie Dieu le tout puissant de nous avoir donné le courage et la volonté pour pouvoir entamer ce projet.

À l'issue de ce mémoire on présente nos sincères reconnaissances à nos Promoteurs monsieur AKLIOUAT et madame MECHID merci pour votre soutien, votre disponibilité et patience.

Nos profonds remerciements à monsieur TAYAKOUT HAKIM et à madame BOUCHIBANE FATIMA, nos encadrants au CDTA qui nous ont accordé ce thème, nous ont orienté et donné beaucoup du soutien moral et d'intérêt pendant nos recherches.

Nos sincères reconnaissances à monsieur BOUTELLAA, merci pour votre aide lorsqu'on en avait besoin.

On tient à exprimer notre gratitude aussi aux jurys qui ont accepté d'évaluer notre modeste travail.

Sans oublier tous les enseignants du département d'ingénierie des systèmes électriques de la faculté de la technologie de l'université M'HAMED BOUGUERRA BOUMERDES.

Enfin on termine nos remerciements pour toutes les personnes qui nous souhaitent le bonheur et la réussite.

Dédicaces

Je dédie ce travail :

*À la mémoire de mon cher-grand père que dieu
l'accueille en son vaste paradis.*

*À mon cher père et à ma chère mère : qui m'ont
soutenu pendant tous mes études et m'ont beaucoup
encouragé pendant mon parcours universitaire.*

À ma chère grand-mère.

À mes chers frères HAKIM ET NASSIM.

À mes chères cousines INES et HASSIBA.

À tous les membres de ma famille.

*À mon binôme SAMUEL qui était une personne très
motivée et ambitieuse, ainsi qu'à sa famille.*

*À mes chères amies CELINA, HANA, AMINA et
IKRAM.*

*À tous mes camarades de la promotion de réseaux et
télécommunication.*

Hamaili Laldja

Dédicaces

Je dédie cet événement marquant de ma vie :

À la mémoire de mon cher père, décédé trop tôt. J'espère que, du monde qui est sien maintenant, il apprécie cet humble geste comme preuve de reconnaissance de la part de son fils qui a toujours voulu lui rendre fier. Puisse Dieu, le tout puissant, l'avoir en sa sainte miséricorde !

À ma chère mère, une femme battante qui m'a doté d'une éducation digne et qui as tout fait pour que je sois l'homme que je suis maintenant.

À mes frères et sœurs

À mon binôme LALDJA, ainsi qu'à sa famille.

À la promotion 2016 de la communauté des étudiants angolaises en Algérie.

Et à tous mes camarades de la promotion de réseaux et télécommunication 2022.

Maludidi Samuel

TABLE DE MATIERES

Resumé.....	i
Remerciements.....	ii
Dédicaces.....	iii
Table de matières.....	v
Table des figures.....	viii
Liste des acronymes.....	ix
Introduction générale	01
CHAPITRE I : GÉNÉRALITÉS SUR LES COMMUNICATIONS SANS FIL.....	03
I.1 introduction.....	04
I.2 Système de communication numérique.....	04
I.3 canal de transmission.....	05
I.3.1 Caractéristiques du canal sans fil.....	06
I.3.1.1 Perte de chemin.....	06
I.3.1.2 L'évanouissement et l'ombrage.....	07
I.3.1.3 Interférence.....	08
I.3.1.4 Décalage Doppler.....	08
I.3.2 Model du canal.....	08
I.3.2.1 Les canaux corrélés.....	09
I.3.2.2 Les canaux décorrélés.....	09
I.3.3 Information sur l'état du canal (CSI).....	10
I.4 modulation.....	10
I.4.1 Principes de base de la modulation passe-bande.....	11
I.4.2 PSK.....	11
I.4.3 QAM.....	15
I.5 Radio Cognitive (RC)	15
1.5.1 Les principales fonctions de la Radio Cognitive	16
1.5.2 Techniques de radio cognitive	16
I.6 Conclusion	18
CHAPITRE II : SYSTÈMES MIMO MASSIFS	19
II.1 Introduction	20
II.2 la technologie MIMO	20
II.2.1 SISO	21
II.2.2 SIMO	21

II.2.3 MISO	22
II.2.4 MIMO	22
II.2.5 MU-MIMO	23
II.3 Le concept des MIMO massif	23
II.4 Model du système MIMO massif	23
II.4.1 processus principaux de mimo massive	24
II.4.1.1 Estimation du canal	25
II.4.1.2 Méthodes d'estimation du canal.....	25
II.4.1.2.1 Estimation du canal MMSE	26
II.4.1.2.2 Estimation du canal EW-MMSE	27
II.4.1.2.3 Estimation du canal LS	28
II.4.1.3 Transmission sur la liaison montante (uplink)	28
II.4.1.4 Transmission sur la liaison descendante (downlink)	32
II.5 Techniques de détection pour les MIMO massifs	34
II.5.1 Détecteurs Linéaires	34
II.5.2 Détecteurs linéaires basés sur l'inversion matricielle approximative	36
II.6 Les avantages des mimo massifs	38
II.7 Défis.....	39
II.8 Conclusion.....	40
CHAPITRE III : La reconnaissance automatique de type de modulation	41
III.1 Introduction.....	42
III.2 Définition de AMC	42
III.3 les méthodes basées sur la vraisemblance (LB)	42
III.3.1 le test du rapport de vraisemblance moyen (ALRT)	43
III.3.2 le test du rapport de vraisemblance généralisé (GLRT)	43
III.3.3 le test du rapport de vraisemblance hybride (HLRT)	44
III.4 méthodes basés sur les caractéristiques (FB)	44
III.4.1 Les Caractéristiques	44
III.4.2 La Classification.....	45
III.4.2.1 Réseaux neuronaux artificiels	46
III.4.2.2 Machines à vecteurs de support (SVM)	47
III.4.2.3 Approche par arbre de décision (DT)	47
III.4.2.4 K-plus proche voisinage (KNN)	48
III.4.3 Les limitations de LB et FB	48
III.4.4 Méthode de classification de la modulation basée sur le CNN	49

III.4.4.1 Couche convolutive.....	50
III.4.4.2 Max-pooling et pooling moyen global	51
III.4.4.3 Normalisation par lots (Batch normalization)	52
III.4.4.4 Régression softmax	53
III.5 Conclusion	54
CHAPITRE IV : SIMULATIONS ET RÉSULTATS	55
IV. 1 : Introduction	56
IV.2 Langage de programmation utilisé	56
IV.3 évaluation des performances des systèmes MIMO massifs	56
IV.4 Reconnaissance automatique de type de modulation dans les systèmes massifs MIMO.	63
IV.4.1 Génération de l'ensemble de données	63
IV.4.2 Architecture du réseau neuronal convolutif CNN utilisé	64
IV.4.3 Réseau neuronal convolutif (CNN) utilisé	65
IV.4.4 Évaluation des performances	66
IV.4.5 L'évolution de la précision de classification de type de modulation en fonction du SNR pour chaque Détecteur	70
IV.5 Conclusion	71
Conclusion générale	72
Références bibliographiques	74
Annexe	81
A.1 la matrice de confusion	81
A.2 précision et perte	83
B.1 Le diagramme de constellation	87

TABLE DES FIGURES

Figure I.1: Schéma fonctionnel d'un système de communication numérique	04
Figure I.2 : Propagation LoS entre un utilisateur à antenne unique et une Bs	09
Figure I.3: Propagation NLoS entre un utilisateur a antenne unique et une Bs	09
Figure I.4 : Mise en forme d'impulsions rectangulaires	13
Figure I.5: diagramme de constellation de signaux BPSK	13
Figure I.6: Diagramme de constellation QPSK	14
Figure II.1: SISO - Single Input Single Output	21
Figure II.2: SIMO - Single Input Multiple Output	21
Figure II.3: MISO - Multiple Input Single Output	22
Figure II.4: MIMO - Multiple Input Multiple Output	22
Figure II.5: Model du système MIMO massif	24
Figure II.6: Transmission uplink	28
Figure II.7 : Transmission Downlink	32
Figure IV.1 : Performances des détecteurs des systèmes MIMO massifs a) 128 antennes récepteurs BS, 32 antennes émetteurs avec la modulation BPSK b) 512 antennes récepteurs BS, 32antennes émetteurs avec la modulation BPSK c) 64 antennes récepteurs BS, 32 antennes émetteurs avec la modulation BPSK.....	58
Figure IV.2 : Performances des détecteurs des systèmes MIMO massifs a) 512 antennes récepteurs BS, 32 antennes émetteurs avec la modulation 16-QAM b) 512 antennes récepteurs BS, 32antennes émetteurs avec la modulation QPSK c) 512 antennes récepteurs BS, 32 antennes émetteurs avec la modulation 64-QAM.....	60
Figure IV.3: Classification automatique de type de modulation à $SNR = -10dB$ Pour le détecteur Gauss-Seidel a) L'évolution de l'entraînement du CNN b) Matrice de confusion du CNN	67
Figure IV.4: Classification automatique de type de modulation à $SNR = 0dB$ Pour le détecteur MMSE a) L'évolution de l'entraînement du CNN b) Matrice de confusion du CNN.....	68
Figure IV.5: Classification automatique de type de modulation à $SNR = 10dB$ Pour le détecteur Gauss-Seidel a) L'évolution de l'entraînement du CNN b) Matrice de confusion du CNN	69
Figure IV.6 : L'évolution de la précision de classification de type de modulation en fonction du SNR pour chaque Détecteur.....	71

LISTE DES ACRONYMES

5G	Cinquième Génération
ALRT	Average Likelihood Ratio Test
AMC	Automatic Modulation Classification
ANN	Artificial Neural Network
BN	BatchNormalization
BPSK	Binary Phase Shift Keying
BS	Base Station
BSVM	Binary Machine Vector Support
CG	Conjugate Gradient
CNN	Convolutional Neural Network
CR	Cognitive Radio
CSI	Channel State Information
CSIR	Channel State Information at the Receiver
CSIT	Channel State Information at the Transmitter
DL	DownLink
DT	Decision Tree
EW-MMSE	Element Wise - Minimum Mean Square Error
FB	Feature Based
FM	Frequency Modulation
GLRT	Generalized Likelihood Ratio Test
GS	Gauss Seidel
HLRT	Hybrid Likelihood Ratio Test
HOC	High Order Cumulants
HOCC	High Order Cyclostationary Cumulants
HOM	High Order Moments
KNN	K-Nearst Neighbor
LB	Likelihood Based
LoS	Line of Sight
LS	Least Squares
MDP	Modulation par Déplacement de Phase
MF	Matched Filter
MIMO	Multiple Input Multiple Output
MISO	Multiple Input Single Output

ML	Maximum Likelihood
MLP	multilayer perceptron
MLPNN	multilayer perceptron neural Network
M-MMSE	Multicell Minimum Mean Square Error
MMSE	Minimum Mean Square Error
MR	Maximum Ratio
MRC	Maximum Ratio Combining
MSE	Mean Square Error
MSVM	Multi-cell Machine Vector Support
MU-MIMO	Multi-User Multiple Input Multiple Output
NLoS	Non Line of Sight
NMSE	Normalized Mean Square Error
NN	Neural Network
NS	Neumann Series
PDF	Probability Density Fonction
PM	Phase Modulation
PSK	Phase Shift Keying
PU	Primary User
QAM	Quadrature Amplitude Modulation
QPSK	Quadrature Phase Shift Keying
RBF	<i>radial basis function</i>
RBFNN	<i>radial basis function Neural Network</i>
RC	Radio Cognitive
ReLU	Rectified Linear Unity
RF	Radio Frequency
RZF	Regularized Zero Forcing
SDM	Space Division Multiplexing
SDR	Software Defined Radio
SE	Spectrum Efficiency
SGDM	Stochastic Gradient Descent with momentum
SIMO	Single Input Multiple Output
SINR	Signal-to-Interference-plus Noise Ratio
SISO	Single Input Single Output
S-MMSE	Single-cell Minimum Mean Square Error
SNR	Signal-to-Noise Ratio

SU	Secondary User
SVM	Machine Vector Support
UE	User Equipment
UL	UpLink
ZF	Zero Forcing

INTRODUCTION GÉNÉRALE

Le Système Multiple-Input Multiple-Output Massive (mMIMO) est une technologie émergente pour les futurs systèmes de communication sans fil 5G et au-delà, où les stations de base (BS) sont équipées d'un très grand nombre d'antennes et cela permet d'atteindre une efficacité spectrale et énergétique plus élevée. Les systèmes MIMO Massifs est une forme de structure Multi-User MIMO (MU-MIMO) dans laquelle la variété d'antennes BS et le nombre d'UT (User Terminal) sont énormes. Dans le Massive MIMO, des milliers d'antennes BS desservent simultanément des dizaines, voire des centaines d'utilisateurs, avec les mêmes ressources de fréquence. Les systèmes Massive MIMO causent un certain engouement depuis que les objectifs 5G en termes de débit ont été introduits. C'est une technologie de pointe, quoiqu'elle satisfait des exigences de nouvelle génération, elle présente des nouveaux défis.

D'autre part, la Radio Cognitive (RC) est une technologie prometteuse qui améliore également les performances des systèmes de communications sans-fil, elle permet à un nœud réseau (téléphone mobile ou un point d'accès sans-fil), de définir ou de modifier les paramètres de transmission d'un système de communication sans-fil tels que : la gamme de fréquences, le type de modulation et la puissance de transmission. La détection du type de modulation est une caractéristique importante et essentielle pour un récepteur intelligent, et joue un rôle important dans la démodulation des signaux interceptés pour de nombreux systèmes de communication. En effet, une mauvaise reconnaissance du type de modulation a un impact critique sur la fiabilité du traitement dans les étages subséquents à la réception, entraînant une dégradation significative des performances. La détection du type de la modulation est largement adoptée dans les réseaux de la radio cognitive, en s'appuyant sur une architecture adaptative dans laquelle tout utilisateur devrait être capable d'intercepter les signaux occupant le spectre et les classer d'une manière automatique, contribuant ainsi à l'utilisation efficace des ressources spectrales.

Dans le cadre de ce travail, nous visons la problématique de reconnaissance du type de modulation dans les systèmes MIMO massifs. L'objectif est de proposer une solution de reconnaissance du type de modulation, que l'on peut intégrer dans un terminal mobile intelligent, sous les conditions de transmission dans un environnement des communications sans fil.

Notre mémoire se divise en quatre chapitres :

- Dans le premier chapitre, nous commençons par un bref rappel théorique sur le Système de communication numérique. La suite du chapitre est consacrée à la présentation de la radio cognitive ainsi que ces fonctions principaux et techniques de détection.
- Le deuxième chapitre est consacré au système MIMO massifs. Les différents méthodes d'estimation du canal y sont présentées, ainsi que plusieurs techniques de détection.
- Le troisième chapitre traite le problème de la reconnaissance automatique de type de modulation, nous présentons les différentes techniques permettant de classifier les modulations.
- Le quatrième chapitre porte sur les simulations et résultats obtenus.

CHAPITRE I : GÉNÉRALITÉS SUR LES COMMUNICATIONS SANS FIL

I.1 introduction

Dans ce chapitre nous rappelons quelques notions de bases sur les systèmes de communication numérique, en mettant l'accent sur le canal de transmission sans fil, les modulations PSK et QAM sur lesquelles nous allons nous baser et enfin la radio cognitive.

I.2 Système de communication numérique

Les blocs fonctionnels de base d'un système de communication numérique sont présentés à la figure I.1

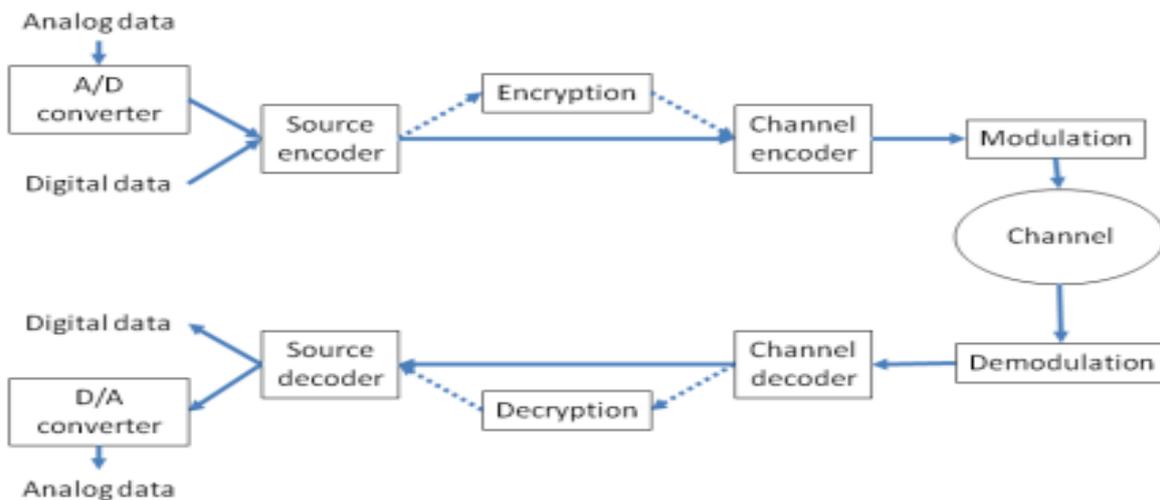


Figure I.1: Schéma fonctionnel d'un système de communication numérique [3]

Le codeur de source. Le signal numérique à transmettre est d'abord traité par un codeur de source. La plupart des fichiers de données numériques courants comportent une quantité importante de redondance. Le codeur de source tire parti de cette redondance pour compresser les données au plus petit nombre de bits requis pour atteindre la fidélité souhaitée. Si le signal à transmettre est un signal analogique tel que la voix, ce signal est d'abord traité à travers une conversion analogique-numérique à l'aide d'un dispositif d'échantillonnage et de quantification avant d'être envoyé au codeur de source.

Cryptage, Dans certains systèmes, la sortie du codeur de source passe par un mécanisme de cryptage pour garantir l'intégrité et la sécurité des données.

Codeur de canal, L'objectif principal d'un codeur de canal est d'ajouter de la redondance aux données afin de les protéger contre les erreurs survenant lors de la transmission sur le canal. Le codage de canal peut également être utilisé pour détecter les erreurs dans les paquets de données en utilisant de mécanismes de contrôle de parité simples.

Modulateur, il convertit effectivement le flux binaire numérique en un signal analogique approprié à la transmission sur le canal. Le signal modulé est ensuite transmis sur le support souhaité. Par exemple, dans un canal sans fil, ce signal est diffusé par une antenne. Au niveau du récepteur, ces blocs sont traités dans l'ordre inverse. Tout d'abord, le signal reçu est démodulé.

Démodulateur, reçoit le signal analogique et bruité, ensuite il convertit en une séquence de bits. Ces bits sont ensuite passés à travers un décodeur de canal.

Décodeur de canal, exploite les bits redondants pour réduire les erreurs effectives dans les bits de données. Si le cryptage du canal est utilisé au niveau de l'émetteur, le signal passe par un décrypteur équivalent.

Décodeur de source, reconvertit en signal original que l'on souhaite transmettre [3].

I.3 Canal de transmission

Le signal sans fil prolifère dans l'espace, selon les règles de la physique. Un signal électromagnétique de radiofréquence (RF) qui circule dans un milieu subit une atténuation (perte de chemin) basée sur la nature du milieu. En outre, le signal rencontre des objets et est réfléchi, réfracté, diffracté et diffusé. L'effet cumulatif fait que le signal est absorbé, qu'il emprunte de multiples chemins, que sa fréquence est décalée en raison du mouvement relatif entre la source et les objets (effet Doppler) et qu'il est donc modifié de manière suffisante. Il est clair que le signal radiofréquence est un signal espace-temps-fréquence [4].

I.3.1 Caractéristiques du canal sans fil

Les principales caractéristiques des canaux de communication sans fil sont les suivantes :

- Perte de chemin
- L'évanouissement et l'ombrage
- Interférence
- Décalage Doppler

I.3.1.1 Perte de chemin (path loss)

L'affaiblissement sur le trajet peut être exprimé comme le rapport entre la puissance du signal émis et la puissance du même signal reçu par le récepteur sur un trajet donné. Il est fonction de la distance de propagation. La relation entre la puissance émise P_t et la puissance reçue P_r est donnée par :

$$P_r = P_t G_r G_t \left(\frac{\lambda}{4\pi d} \right)^2 \quad (1.1)$$

Où :

d est la distance entre l'émetteur et le récepteur.

λ est la longueur d'onde du signal.

G_t est le gain de l'antenne de l'émetteur.

G_r est le gain de l'antenne du récepteur

L'affaiblissement du trajet (path loss) dépend d'un certain nombre de facteurs tels que la fréquence radio utilisée et la nature du terrain [4].

I.3.1.2 L'évanouissement et l'ombrage

L'évanouissement mentionne les fluctuations de l'intensité du signal lorsque le signal est reçu par le récepteur. L'évanouissement peut être classé en deux types : l'évanouissement rapide/l'évanouissement à petite échelle et l'évanouissement lent/l'évanouissement à grande échelle [4].

L'évanouissement à grande échelle

L'évanouissement rapide fait référence aux fluctuations rapides de l'amplitude, phase ou des retards dus aux trajets multiples du signal reçu, en raison des l'interférence entre les multiples versions d'un même signal transmis arrivant au récepteur à des intervalles de temps légèrement différent.

La propagation par trajets multiples du signal transmis, qui provoque un évanouissement rapide, est due aux trois mécanismes de propagation, à savoir _ Réflexion, Diffraction et Diffusion. Un signal émis par une antenne se propage dans toutes les directions (antenne omnidirectionnelle) ou si l'antenne est directive, dans des directions plus restreintes. Le signal propagé subit des réflexions, des réfractions, et des diffusions sur des objets présents dans l'environnement de propagation. Ces objets peuvent être des bâtiments, des arbres ou des voitures dans le milieu extérieur (outdoor) et des murs, des meubles ou des personnes dans le milieu intérieur (indoor) [4][5].

L'évanouissement à petite échelle

L'évanouissement à petite échelle représente les fluctuations rapides de la puissance du signal reçu sur de courtes distances. Ces fluctuations font référence à la variation rapide des niveaux de signal due aux interférences constructives et destructives de plusieurs trajets de signal (trajets multiples). Les phénomènes de sélectivité spatiale, fréquentielle et temporelle caractérisent les évanouissements à petite échelle [6].

L'ombrage

La zone d'ombre, est un phénomène d'atténuation en télécommunications radiophoniques et plus globalement dans les applications hertziennes, par exemple en matière de non-réception de la télévision numérique terrestre ou de la radio FM. Il peut être causé par

la réfraction ou la réflexion sur des obstacles. Les zones d'ombre (certains disent "zone blanche", surtout dans le domaine de la téléphonie mobile), dépendent de la fréquence employée et des conditions de la station de base. La zone d'ombre est donc un espace dans lequel un service donné n'est pas garanti [7]. Rappelons dans cette partie que les pertes de propagation et l'ombrage sont considérés comme des évanouissements à grande échelle [8]

I.3.1.3 Interférence

L'interférence est la somme de toutes les contributions au signal qui ne sont ni du bruit ni du signal utile. Les interférences sont un facteur limitant des performances des systèmes cellulaires, les principaux effets causés par les interférences sont : La dégradation de la qualité du signal, Elles provoquent des erreurs de bits dans le signal reçu. Les interférences sont produites : Lorsqu'un autre mobile est présent dans la même cellule, Lorsqu'un appel est en cours dans la cellule voisine, Lorsque d'autres stations de base fonctionnent sur la même fréquence et Lorsqu'un système non cellulaire fuit de l'énergie dans bande de fréquences cellulaire [4].

I.3.1.4 Décalage Doppler

Le décalage Doppler est un changement de fréquence d'une onde pour un observateur qui se déplace par rapport à la source de l'onde. L'effet Doppler total peut résulter du mouvement de l'observateur, du mouvement de la source, ou du mouvement du milieu. Chacun de ces effets est examiné séparément. Seule la différence relative de vitesse entre la source et l'observateur doit être prise en compte [4].

I.3.2 Model des canaux

On distingue deux modèles des canaux dans la communication sans fils : les canaux corrélés et les canaux décorrélés.

I.3.2.1 Les canaux corrélés

Les canaux corrélés sont des canaux dépendant qui ont la même direction vers les antennes, c'est-à-dire le coefficient de corrélation égal à 1. Dans l'absence des obstacles on a un trajet direct (LoS).

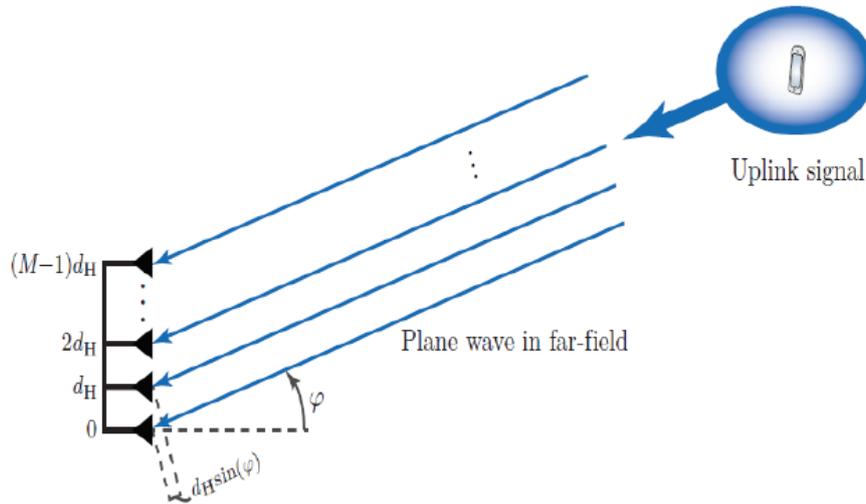


Figure I.2 : Propagation LoS entre un utilisateur à antenne unique et une Bs [9].

I.3.2.2 Les canaux décorrelés

Ce modèle de canal est appelé à évanouissement de Rayleigh non corrélé ou à évanouissement de Rayleigh à distribution indépendant et identique (i.i.d.), la décorrelation de Rayleigh est un modèle traitable pour des conditions de diffusion riches, où le réseau BS est entouré de nombreux objets diffusants, par rapport au nombre d'antennes. Les signaux arrivent aux antennes selon plusieurs directions à cause des obstacles (NLoS) [9].

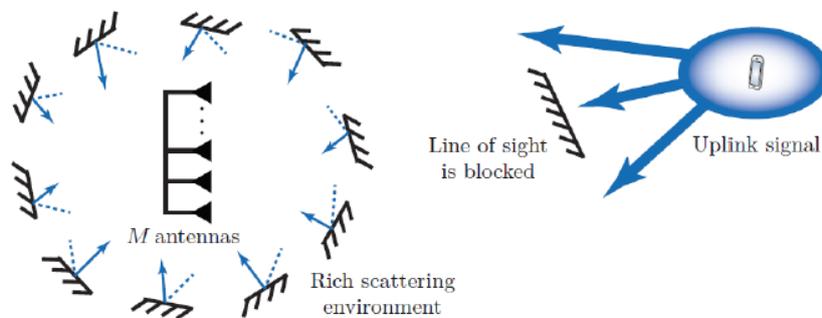


Figure I.3: Propagation NLoS entre un utilisateur a antenne unique et une Bs [9].

I.3.3 Information sur l'état du canal (CSI)

L'information sur l'état du canal (CSI) fait référence aux propriétés connues du canal d'une liaison de communication. Ces informations décrivent comment un signal se propage de l'émetteur au récepteur et représentent l'effet combiné, par exemple, de la diffusion, de l'évanouissement et de la décroissance de la puissance avec la distance.

Le CSI permet d'adapter les transmissions aux conditions actuelles du canal, ce qui est crucial pour obtenir une communication fiable avec des débits de données élevés dans les systèmes multi-antennes. Le CSI doit être estimé au niveau du récepteur et généralement quantifié et renvoyé à l'émetteur (bien que l'estimation de la liaison inverse soit possible dans les systèmes TDD). Par conséquent, l'émetteur et le récepteur peuvent avoir un CSI différent. Le CSI à l'émetteur et le CSI au récepteur sont parfois appelés CSIT et CSIR, respectivement [10].

I.4 modulation

Selon le dictionnaire Larousse, la modulation est le processus par lequel une grandeur caractéristique (amplitude, fréquence, phase) d'une oscillation, dite porteuse, est astreinte à suivre les variations d'un signal, dit signal modulant. La modulation est en général destinée à changer la forme physique d'un signal et, en particulier, à le placer dans la bande de fréquences voulue pour sa transmission ou son traitement [2].

I.4.1 Principes de base de la modulation passe-bande

La porteuse d'onde peut être représentée sous la forme suivante :

$$p(t) = A(t) \cdot \cos(\omega_c t + \varphi(t)) \quad (1.2)$$

Où :

$A(t)$ Est l'amplitude,

$\omega_c = 2\pi f_c$ est la fréquence radiale de la porteuse (f_c est la fréquence de la porteuse),

$\varphi(t)$ Est la phase.

La modulation passe-bande est basée sur la modification de ces paramètres. En fonction du paramètre que l'on fait varier, on distingue la modulation d'amplitude (AM), la modulation de fréquence (FM) et la modulation de phase (PM) ou une combinaison de certains de ces types de modulation de base [1].

I.4.2 La Modulation PSK

La modulation par déplacement de phase (PSK) consiste à manipuler la phase d'une porteuse en fonction du flux binaire transmis.

L'expression générale de la MDP est la suivante :

$$s_i(t) = h_{Tx}(t) \cdot \cos(\omega_c t + \varphi_i), i = 1, \dots, M \quad (1.3)$$

Où :

$h_{Tx}(t)$ Est la réponse impulsionnelle du filtre de mise en forme des impulsions,

M est le nombre de valeurs possibles d'une phase,

φ_i Est généralement choisi comme :

$$\varphi_i = \frac{2\pi i}{M} + \varphi_0 \quad (1.4)$$

Considérons d'abord quelques cas particuliers de PSK.

BPSK (Binary Phase Shift Keying)

Pour un système de modulation par déplacement de phase binaire (BPSK) $M = 2$ et $\varphi_1 = 0, \varphi_2 = \pi$ (ou $\varphi_1 = \varphi_0, \varphi_2 = \pi + \varphi_0$). Alors les signaux correspondants sont :

$$s_i(t) = \left\{ \begin{array}{ll} h_{Tx}(t)\cos(\omega_c t) & \text{si 1 est emis} \\ -h_{Tx}(t)\cos(\omega_c t) & \text{si 0 est emis} \end{array} \right\} \quad (1.5)$$

En supposant que le filtre de mise en forme des impulsions a une réponse impulsionnelle sous la forme d'une impulsion rectangulaire (figure I.4), l'expression ci-dessus peut s'écrire comme suit :

$$s_i(t) = \left\{ \begin{array}{ll} A\cos(\omega_c t) & \text{si 1 est emis} \\ -A\cos(\omega_c t) & \text{si 0 est emis} \end{array} \right\} \quad (1.6)$$

La puissance moyenne d'un signal sinusoïdal est $P = \frac{A^2}{2}$, de sorte que $A = \sqrt{2P}$. Alors l'équation ci-dessus peut être représenté comme suit :

$$s_i(t) = \pm\sqrt{2P}\cos(\omega_c t) = \pm\sqrt{\frac{2E}{T}}\cos(\omega_c t) \quad (1.7)$$

Où :

$E = P \cdot T$ Est l'énergie du signal par période de symbole.

La largeur de bande dans ce cas, conformément à ci-dessus, peut être exprimée comme suit :

$$W = (1 + \beta) \cdot R_b \quad (1.8)$$

Où :

R_b Est le débit binaire. Pour la BPSK, un symbole comprend un bit et, par conséquent, le débit binaire coïncide avec le symbole

$0 \leq \beta \leq 1$ Est le facteur de roll-off. Le facteur de roll-off indique la largeur de bande excédentaire du filtre W par rapport à la largeur de bande du filtre de Nyquist W_0 .

$$\beta = \frac{W-W_0}{W_0} \tag{1.9}$$

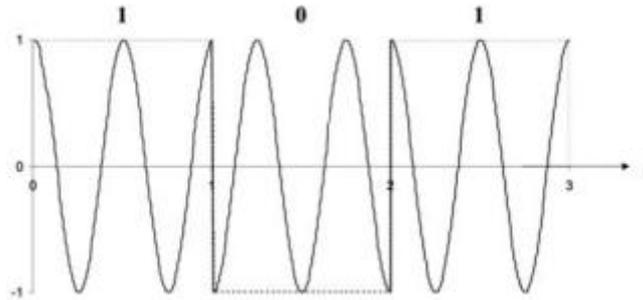


Figure I.4 : Mise en forme d'impulsions rectangulaires [1]

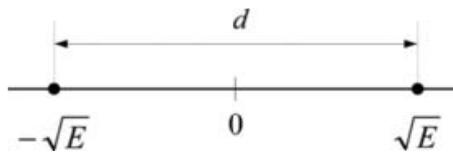


Figure I.5: diagramme de constellation de signaux BPSK [1]

QPSK (Quadrature Phase Shift Keying)

La modulation par déplacement de phase en quadrature (QPSK) est une extension simple de la BPSK. Dans ce cas, $M = 4$ et $\varphi_i = \frac{2\pi i}{M} + \varphi_0$, ($i = 1, \dots, 4$). En supposant la mise en forme des impulsions rectangulaires, le signal QPSK peut être écrit comme suit :

$$s_i(t) = \sqrt{\frac{2E}{T}} \cos \left(\omega_c t + \frac{\pi i}{2} \right) \tag{1.10}$$

En appliquant à l'équation ci-dessus l'identité trigonométrique

$$\cos(x + y) = \cos x \cos y - \sin x \sin y \tag{1.11}$$

On obtient :

$$s_i(t) = \sqrt{\frac{2E}{T}} \left[\cos(\omega_c t) \cos\left(\frac{\pi i}{2}\right) - \sin(\omega_c t) \sin\left(\frac{\pi i}{2}\right) \right] \quad (1.12)$$

Il est facile de vérifier à l'aide de la procédure de Gram-Schmidt [13] que l'ensemble des fonctions :

$$\begin{cases} \Psi_1(t) = \sqrt{\frac{2E}{T}} \cos(\omega_c t) \\ \Psi_2(t) = \sqrt{\frac{2E}{T}} \sin(\omega_c t) \end{cases} \quad (1.13)$$

Forment la base orthonormée des signaux QPSK.

Le diagramme de constellation des signaux QPSK correspondant à

$$s_i(t) = \sqrt{\frac{2E}{T}} \left[\cos(\omega_c t) \cos\left(\frac{\pi i}{2}\right) - \sin(\omega_c t) \sin\left(\frac{\pi i}{2}\right) \right] \quad (1.14)$$

Est représenté sur la figure I.6 :

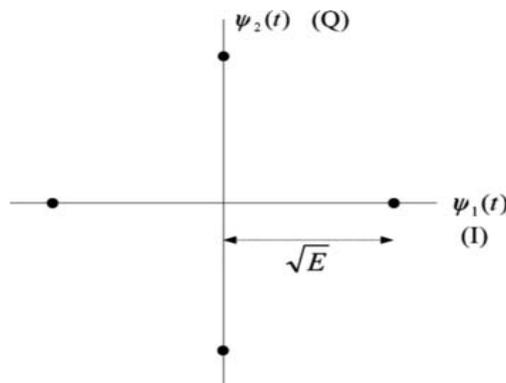


Figure I.6: Diagramme de constellation QPSK

La méthode en quadrature est plus facile à mettre en œuvre et c'est pourquoi elle est plus fréquemment utilisée dans les modulateurs QPSK réels.

I.4.3 La modulation QAM

La modulation d'amplitude en quadrature (QAM) peut être considérée comme une extension de la QPSK. Comme pour la QPSK, le signal peut être représenté comme une combinaison de composantes en phase et en quadrature. Mais les points de constellation sont répartis sur toute la surface du diagramme de constellation plutôt que sur le cercle comme dans la QPSK. Ceci est obtenu par une modulation d'amplitude à plusieurs niveaux de chaque composante I et Q. Le signal M-QAM peut être écrit comme suit :

$$s_i(t) = b_{i,I}(t) \cdot \cos(\omega_c t) - b_{i,Q}(t) \cdot \sin(\omega_c t) \quad i = 1, \dots, M \quad (1.15)$$

$$s_i(t) = I_i(t) - Q_i(t) \quad (1.16)$$

Où $M = 2^k$ est la cardinalité de modulation, k est le nombre de bits par symbole, $b_{i,I}(t)$ et $b_{i,Q}(t)$ sont des signaux en bande de base modulés en amplitude à M niveaux correspondant aux canaux I et Q [1].

I.5 Radio Cognitive (RC)

Le terme radio cognitive (CR) a été inventé par Joseph Mitola [12]. La RC fait référence à un système radio logiciel capable de détecter des facteurs dans son environnement, tels que l'emplacement géographique et les caractéristiques RF d'autres dispositifs radio dans le même lieu. Le dispositif de la RC peut alors modifier sa puissance, sa fréquence, sa modulation et d'autres paramètres pour réutiliser dynamiquement le spectre radio disponible. La CR s'appuie sur l'invention de la radio logicielle (SDR), par laquelle, par exemple, le logiciel d'un téléphone portable définit les paramètres de fonctionnement lorsque l'utilisateur se déplace d'un endroit à l'autre.

La radio cognitive (CR) est un concept grâce auquel un réseau ou un nœud sans fil modifie ses paramètres de transmission sans interférer avec les utilisateurs sous licence. La modification de ces paramètres est basée sur plusieurs facteurs présents dans l'environnement radio externe et interne. Ces facteurs sont, par exemple, le spectre des fréquences radio, le comportement des utilisateurs et l'état du réseau.

I.5.1 Les principales fonctions de la Radio Cognitive

Les principales fonctions qu'une Radio Cognitive peut réaliser sont les suivantes :

- a) Détection du spectre - Détecter le spectre inutilisé et le partager sans interférence avec les autres.
- b) Gestion du spectre - Capturer le meilleur spectre pour répondre aux besoins des utilisateurs.
- c) Mobilité du spectre - un utilisateur de radio cognitive échange la fréquence de l'opération.
- d) Partage du spectre - Fournit une méthode d'ordonnement du spectre.

I.5.2 Techniques de radio cognitive

Détection de spectre : Où la quantité d'énergie reçue peut déterminer la présence ou non d'un PU. Cette méthode ne différencie pas correctement les signaux PUs et le bruit, ses performances se dégradent dans les environnements à évanouissement et ne peut être efficace que dans le cas où le SNR est élevé.

Détection d'énergie : si l'utilisateur secondaire ne peut pas collecter suffisamment d'informations sur le signal de puissance, le détecteur optimal est un détecteur d'énergie, également appelé radiomètre. La détection d'énergie est une méthode de détection non cohérente qui est utilisée pour détecter le signal de l'utilisateur sous licence. Si la puissance du bruit est connue, le détecteur d'énergie est un bon choix. Il s'agit d'une méthode simple qui ne nécessite pas de connaissance préalable du signal de l'utilisateur principal ou sous licence.

Détection appariée : La décision de savoir si le signal est présent ou non peut être facilitée si nous faisons passer le signal à travers un filtre, qui accentuera le signal utile et supprimera le bruit en même temps. Il faut concevoir un tel filtre qui accentuera la composante du signal à un moment donné et supprimera l'amplitude du bruit en même temps. Cela donnera un contraste net entre le signal et le bruit, et si le signal est présent, la sortie semblera avoir un pic important à cet instant. Si le signal est absent à cet instant, aucun pic de ce type n'apparaîtra. Cette disposition permet de décider si le signal est présent ou absent avec une probabilité d'erreur minimale. Le filtre qui accomplit ceci est connu sous le nom de filtre adapté [12].

Détection par filtre adapté : Les signaux des PUs sont connus à l'avance par les SUs et le filtre adapté génère une valeur élevée de gain, ce qui maximise le SNR reçu. La difficulté avec cette méthode réside dans la nécessité d'avoir une connaissance préalable des signaux propres aux PUs [12].

Détection par la mesure d'interférence : L'interférence peut être contrôlée par l'émetteur à travers la puissance émise et l'emplacement d'émetteurs individuels. Cependant, dans le contexte de la radio cognitive, l'interférence se produit réellement au niveau des récepteurs. Ainsi, la FCC 9 a proposé un nouveau modèle pour mesurer l'interférence qui se base sur la mesure d'une température d'interférence limite. Cette dernière correspond à la quantité de nouvelles interférences que le récepteur peut tolérer. Bien que ce modèle soit assez performant, la difficulté réside encore dans la détermination de la température d'interférence limite [5].

Détection des caractéristiques cyclostationnaires : La modulation des signaux inclus des porteuses sinusoïdales, des séquences pilotes, des sauts de fréquences etc. Ce qui manifeste une cyclostationnarité qui peut être détectée par l'analyse de la fonction de corrélation spectrale. Le principal avantage de cette méthode est la robustesse à l'incertitude de la puissance du bruit, mais cela est obtenu au détriment de la complexité des calculs et du temps d'observation [5].

Détection par covariance : La covariance est la mesure par laquelle un lien entre deux signaux est calculé. Elle est généralement différente pour un signal et pour le bruit, c'est la raison pour laquelle elle est utilisée pour détecter s'il y a une présence d'un signal ou pas [5].

Détection par ondelette : La large bande est représentée comme un train de sous bandes consécutives dans laquelle la densité spectrale de puissance est constante. La détection par ondelette est appliquée dans cette large bande, pour déterminer les singularités observées dans les bords des sous bandes ou les fréquences qui les délimitent. Elle permet une meilleure résolution en fréquence en un temps meilleur comparé à d'autre. Elle est particulièrement utile pour les signaux apériodiques, bruités ou transitoires [5].

Détection compressive : cette technique est basée sur le traitement compressif du signal, elle offre une bonne précision et moins de complexité de calculs. Selon le théorème de Nyquist-Shannon (théorème d'échantillonnage), chaque signal peut être reconstruit à partir de ses échantillons si le taux d'échantillonnage est supérieur au taux de Nyquist, autrement une

perte d'informations aura lieu. Mais la détection compressive surmonte cette limitation et permet la reconstruction de signaux à des taux inférieurs au taux de Nyquist [5] [12].

On conclut La détection du type de la modulation est largement adoptée dans les réseaux de la radio cognitive, en s'appuyant sur une architecture adaptative dans laquelle tout utilisateur devrait être capable d'intercepter les signaux occupant le spectre et les classer d'une manière automatique, contribuant ainsi à l'utilisation efficace des ressources spectrales.

I.6 conclusion

Dans ce chapitre, nous avons introduit le système des communications numérique tout en expliquant certaines des blocs fonctionnels de ce système, le canal de transmission et les modulations PSK et QAM. Nous avons ensuite présenté les concepts de base de la radio cognitive et souligné le rôle de la reconnaissance automatique de type de modulation dans la radio cognitive.

CHAPITRE II : LES SYSTÈMES MIMO MASSIFS

II.1 introduction

Ce chapitre vise à présenter les systèmes MIMO massifs (en anglais : Massive MIMO, Large-Scale Antenna Systems, Very Large MIMO, Hyper MIMO, Full-Dimension MIMO) [14], dont la capacité du système augmente linéairement avec le nombre d'antennes utilisé dans la station de base. Le MIMO massif est une technologie émergente pour la cinquième génération des réseaux mobiles et au-delà ainsi que d'internet des objets.

II.2 La technologie MIMO

La technologie MIMO a suscité beaucoup d'intérêt dans le domaine des communications sans fil, car elle permet d'augmenter considérablement le débit de données et la portée des liaisons sans augmentation supplémentaire de la largeur de bande ou de la puissance d'émission. Les technologies MIMO se basent sur l'utilisation de plusieurs antennes aussi bien du côté de l'émetteur que celui du récepteur. Aujourd'hui, la technologie MIMO a été acceptée comme l'une des technologies clés des systèmes de communication sans fil de quatrième génération (4G) [15] [9].

De part le nombre d'antennes existant dans les différents dispositifs d'antennes, nous pouvons distinguer quatre configurations (systèmes) :

- SISO - Single Input Single Output
- SIMO - Entrée unique Sortie multiple
- MISO - Sortie unique à entrées multiples
- MIMO - Entrée multiple Sortie multiple
- MU-MIMO - Entrée multiple Sortie multiple – Multi-utilisateurs

II.2.1 SISO

Il s'agit de l'architecture la plus simple et la plus traditionnelle où l'on dispose d'une seule antenne en émission et d'une autre en réception.

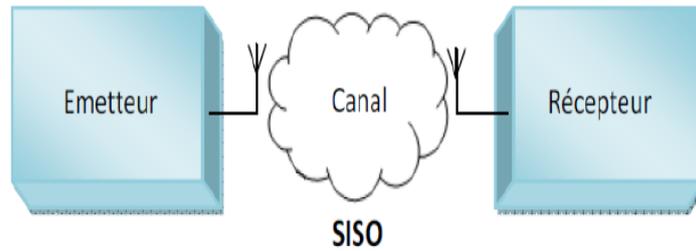


Figure II.2: SISO - Single Input Single Output [9]

II.2.2 SIMO

La version SIMO à sorties multiples et à entrée unique se produit lorsque l'émetteur a une seule antenne et que le récepteur dispose de plusieurs antennes [9].

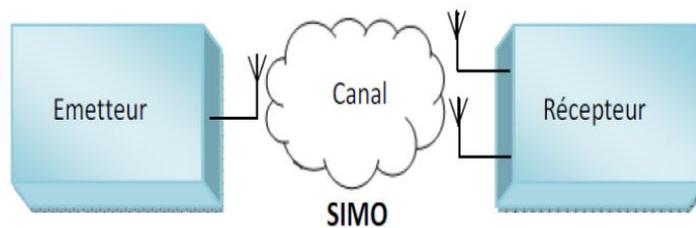


Figure II.3: SIMO - Single Input Multiple Output [9]

II.2.3 MISO

C'est une technique de diversité spatiale en émission. C'est-à-dire plusieurs antennes émettent des signaux qui sont interceptés par une seule antenne en réception. Dans ce mode de transmission, une superposition du signal transmis simultanément par les N_t antennes émettrices est reçue [17]

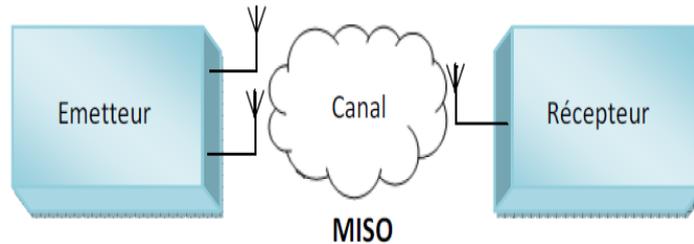


Figure II.4: MISO - Multiple Input Single Output [9]

II.2.4 MIMO

MIMO est l'abréviation de Multiple Input and Multiple Output, ce qui signifie que nous utilisons plusieurs antennes à l'émetteur et au récepteur, c'est ce qu'on appelle la diversité spatiale. Si nous utilisons plusieurs antennes au niveau de l'émetteur, nous l'appelons comme diversité de l'émetteur et au niveau du récepteur, nous l'appelons diversité du récepteur. En procédant ainsi, nous augmentons la capacité du canal et la fiabilité du réseau sans fil [18].

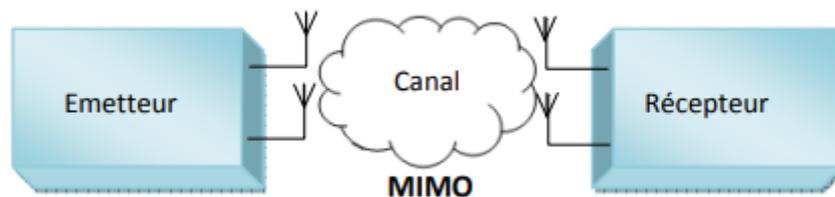


Figure II.5: MIMO - Multiple Input Multiple Output [9]

II.2.5 MU-MIMO

L'idée du MIMO multi-utilisateur est qu'une seule station de base puisse servir une multiplicité de terminaux en utilisant les mêmes ressources temps-fréquence. En fait, le scénario MIMO multi-utilisateur est obtenu à partir de la configuration MIMO point à point en décomposant le terminal à K antennes en plusieurs terminaux autonomes [19]. Grâce à cela, le coût de l'ensemble du système est réduit car les antennes coûteuses ne sont plus nécessaires que dans les stations de base, des antennes bon marché pouvant être utilisées à l'extrémité de l'antenne unique [18].

II.3 Le concept de MIMO massif

Le concept général de MIMO massif est défini comme une technologie cellulaire multi porteuse de couche physique avec L cellules, chaque station de base étant équipée d'un grand nombre d'antennes $M \gg 1$ et chaque BS communique avec K UE à antenne unique, avec un rapport antenne-UE $M/K > 1$ [20] [21].

II.4 Model du système MIMO massif

On considère un système MIMO massif avec M antennes à la station de base. Supposons que K mono antennes d'utilisateur transmettent vers la BS, où $K \leq M$. On suppose que le canal entre les antennes utilisateurs et la BS est plat en fréquence, la relation entre le vecteur de transmission et réception peuvent être caractériser par :

$$y = Hx + n \tag{2.7}$$

Où $y \in \mathbb{C}^B$ est le vecteur du signal reçu, $x \in \mathbb{C}^U$ est le vecteur du symboles transmit, $H \in \mathbb{C}^{B \times U}$ est la matrice du canal, et $n \in \mathbb{C}^B$ est un vecteur de bruit gaussien complexe, symétrique et circulaire, de moyenne nulle et variance σ^2 . Le système est présenté ci-dessous :

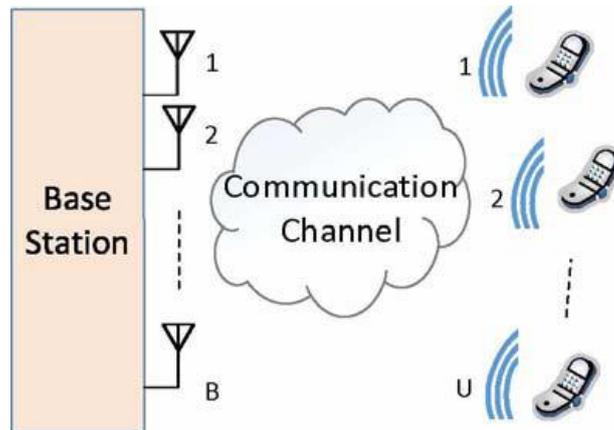


Figure II.6: Model du système MIMO massif [21]

II.4.1 Processus principaux de MIMO massifs

La technologie MIMO massive comprend trois processus principaux :

1. Estimation du canal

Le processus d'estimation du canal est réalisé pour identifier les principales caractéristiques des canaux entre les antennes de la BS et chaque UE.

2. Transmission UL (combinaison de réception)

Pendant la transmission sur la liaison montante (uplink), le vecteur de combinaison de réception est sélectionné en fonction du CSI et utilisé pour combiner de manière cohérente les signaux reçus de tous les UE à la station de base [21].

3. Transmission DL (précodage de transmission)

Pendant la transmission en liaison descendante (downlink), le vecteur de précodage d'émission est sélectionné sur la base du CSI et utilisé pour diriger le signal de la station de base dans l'espace vers chaque UE [21].

II.4.1.1 Estimation du canal

Le processus d'estimation du canal est essentiel pour l'utilisation efficace du nombre massif d'antennes dans le MIMO massif. Il est efficace de connaître l'information sur l'état du canal (CSI) dans les voies de transmission montante et descendante. La principale méthode d'estimation du canal est la séquence pilote (signalisation pilote). La séquence pilote est utilisée pour estimer le canal en transmettant une séquence prédéfinie à partir de chaque antenne du réseau afin d'estimer ses caractéristiques de canal correspondantes.

Le processus de signalisation pilote dans la transmission UL nécessite K signaux pilotes, à transmettre à partir de K UE, pour estimer les canaux dans l'UL. Le processus de signalisation pilote dans la transmission DL nécessite M signaux pilotes, à transmettre à partir de M antennes de la station de base, pour estimer les canaux dans le DL [21].

II.4.1.1.2 Méthodes d'estimation du canal

Les méthodes d'estimation de canal basées sur le pilote comprennent l'erreur quadratique moyenne minimale (EQMM ou MMSE en anglais), l'erreur quadratique moyenne minimale – élément sage (EW-MMSE) et la méthode des moindres carrés (LS). La qualité d'estimation de la méthode d'estimation du canal est mesurée par l'erreur quadratique moyenne normalisée (NMSE), où l'erreur quadratique moyenne (MSE) signifie la moyenne de la différence entre le canal réel et le canal estimé, puis on le normalise en divisant MSE par le nombre d'antennes de la station de base (M), ce qui signifie représenter le MSE par une antenne, ce qui correspond à NMSE.

$$MSE_{JK}^J = E\{|h_{jk}^j - \bar{h}_{jk}^j|^2\} \quad (2.8)$$

$$NMSE_{JK}^J = \frac{E\{|h_{jk}^j - \bar{h}_{jk}^j|^2\}}{M} \quad (2.9)$$

Où : MSE_{JK}^J est le MSE du canal entre l'UE k de la cellule j et la BS j. $NMSE_{JK}^J$ est le NMSE du canal entre l'UE k de la cellule j et la BS j. h_{jk}^j est le canal réel entre l'UE k de la cellule j et la station de base j. \bar{h}_{jk}^j est le canal estimé entre l'UE k de la cellule j et la station de base j.

II.4.1.1.2.1 Estimation du canal MMSE

Sur la base de la séquence pilote, la méthode d'estimation de canal MMSE estime le canal de l'UE requis, en utilisant le signal y_{jjk}^p , qui provient précédemment de la multiplication entre le signal reçu à la BS et le conjugué de la séquence pilote de l'UE prévu. Le signal y_{jjk}^p est ensuite multiplié par deux matrices, la première matrice R_{jk}^j qui fait référence à la matrice de corrélation de l'UE requis et la seconde matrice Ψ_{jk}^j qui représente l'inverse des matrices de corrélation des UE qui utilisent le même pilote que l'UE prévu plus le terme de bruit. L'estimateur de canal MMSE peut être exprimé sous la forme :

$$\bar{h}_{jk}^j = \sqrt{p_{jk}} R_{jk}^j \Psi_{jk}^j y_{jjk}^p \quad (2.10)$$

$$R_{jk}^j = E \{ h_{jk}^j (h_{jk}^j)^H \} \quad (2.11)$$

$$\Psi_{jk}^j = \left(\sum_{j'k'} p_{j'k'} \tau_p R_{j'k'}^j + \sigma_{UL}^2 I_{M_j} \right)^{-1} \quad (2.12)$$

Où :

y_{jjk}^p Est Estimateur du canal entre l'UE k de la cellule j et la BS j.

Ψ_{jk}^j Est l'inverse des matrices de corrélation de tous les UE utilisant le même pilote que l'UE visé.

R_{jk}^j Est la matrice de corrélation M x M du canal entre l'UE k de la cellule j et la BS j.

$R_{j'k'}^j$ Est la matrice de corrélation M x M de tous les UE qui utilisent le même pilote que l'UE k dans la cellule j.

σ_{UL}^2 Est la variance du bruit dans l'UL.

I_M Est la matrice d'identité M x M.

L'estimation de canal MMSE dépend des statistiques complètes du canal et prend en compte les termes d'interférence et de bruit, pour ensuite supprimer l'interférence et le bruit et

minimiser le MSE entre le canal réel et le canal estimé. Par conséquent, l'estimation de canal MMSE est la méthode d'estimation de canal la plus précise et fournit la meilleure qualité d'estimation. D'un autre côté, MMSE est la méthode la plus complexe car elle doit connaître non seulement le canal prévu mais aussi les matrices de corrélation de tous les UE qui utilisent la même séquence pilote que celle prévue et sa matrice inverse

II.4.1.1.2.2 Estimation du canal EW-MMSE

La méthode d'estimation EW-MMSE est moins complexe que celle de la MMSE car elle ne dépend que des principaux éléments diagonaux des matrices de corrélation du canal principaux, R_{jk}^j et Ψ_{jk}^j . La méthode EW-MMSE permet d'estimer chaque élément du vecteur de canal séparément, indépendamment de la corrélation entre ces éléments. L'estimateur de canal EW-MMSE peut être exprimé comme suit :

$$[\bar{h}_{jk}^j]_m = \sqrt{p_{jk}} [R_{jk}^j]_{mm} [\Psi_{jk}^j]_{mm} [y_{jjk}^p]_m \quad (2.13)$$

Où :

m est l'indice de l'élément dans le vecteur de canal.

$[\bar{h}_{jk}^j]_m$ est l'élément m th du vecteur de canal h_{jk}^j .

$[R_{jk}^j]_{mm}$ est l'élément de ligne m th et de colonne m th de la matrice de corrélation R_{jk}^j .

D'autre part, l'EW-MMSE fournit un NMSE plus élevé que le cas MMSE

II.4.1.1.2.3 Estimation du canal LS

L'estimation du canal LS est plus simple que les autres méthodes car elle ne dépend que d'une opération de division, le signal y_{jjk}^p est seulement divisé par la longueur de la séquence pilote. La méthode LS ne nécessite aucune information statistique sur le canal.

L'estimateur de canal LS peut être exprimé comme suit :

$$\bar{h}_{jk}^j = \frac{1}{\sqrt{p_{jk}^p}} y_{jjk}^p \quad (2.14)$$

L'estimation basée sur la méthode LS est plus sensible à l'effet du bruit car la méthode LS ne prend pas en compte l'effet du bruit. La méthode LS fournit le NMSE le plus élevé par rapport aux autres méthodes.

II.4.1.2 Transmission sur la liaison montante (uplink)

Dans la transmission sur la liaison montante, chaque UE transmet ses données à la station de base correspondante, comme le montre la Figure II.7. La station de base doit séparer les multiples signaux reçus des différents UE ce que l'on appelle la formation du faisceau de réception. Ainsi, la station de base écoute d'abord la séquence pilote pour estimer le canal, puis l'utilise pour construire le vecteur de combinaison de réception, qui sera utilisé pour extraire le signal reçu qui correspond à cet UE.



Figure II.7: Transmission uplink [22]

Pour expliquer la transmission UL, considérons le signal reçu UL à la station de base j , qui comprend tous les signaux du UE, peut être exprimé comme suit

$$y_j = \sum_{l=1}^L \sum_{k=1}^{k_l} h_{lk}^j s_{lk} + n_j \quad (2.15)$$

où : y_j est le signal reçu par la station de base j en provenance de tous les UE de toutes les cellules.

Le signal reçu y_j peut être étendu aux signaux reçus des UE de la cellule j, qui contiennent l'UE visé et les signaux reçus d'autres UE dans d'autres cellules, plus le terme de bruit, comme suit

$$y_j = \sum_{k=1}^{k_j} h_{jk}^j s_{jk} + \sum_{l=1}^L \sum_{i=1}^{k_l} h_{li}^j s_{li} + n_j \quad (2.16)$$

Ensuite, la station de base sélectionne le vecteur de combinaison de réception lié à l'UE prévu et corrèle le signal reçu avec ce vecteur de combinaison de réception, afin de pouvoir d'extraire le signal reçu relatif à cet UE [10]. Comme l'expression 2.17 :

$$v_{jk}^H y_j = v_{jk}^H h_{jk}^j s_{jk} + \sum_{i=1}^{k_j} v_{jk}^H h_{ji}^j s_{ji} + \sum_{l=1}^L \sum_{i=1}^{k_l} v_{jk}^H h_{li}^j s_{li} + v_{jk}^H n_j \quad (2.17)$$

où : v_{jk}^H est le vecteur de combinaison de réception pour l'UE k dans la cellule j.

D'après l'équation, le membre gauche, désigne le signal reçu à la station de base j corrélé par le vecteur de combinaison de réception de l'UE prévu, et le membre droit contient le signal requis de l'UE prévu, les signaux brouilleurs intercellulaires et le terme de bruit. De même, cette relation peut être réécrite en remplaçant chaque canal par le canal estimé et l'erreur due au processus d'estimation du canal comme suit.

$$v_{jk}^H y_j = v_{jk}^H \bar{h}_{jk}^j s_{jk} + v_{jk}^H \tilde{h}_{jk}^j s_{jk} + \sum_{i=1}^{k_j} v_{jk}^H \bar{h}_{ji}^j s_{ji} + \sum_{i=1}^{k_j} v_{jk}^H \tilde{h}_{ji}^j s_{ji} + \sum_{l=1}^L \sum_{i=1}^{k_l} v_{jk}^H \bar{h}_{li}^j s_{li} + \sum_{l=1}^L \sum_{i=1}^{k_l} v_{jk}^H \tilde{h}_{li}^j s_{li} + v_{jk}^H n_j \quad (2.18)$$

où : \bar{h}_{jk}^j est le canal estimé entre l'UE k de la cellule j et la BS j.

Il existe de nombreuses méthodes pour créer le vecteur de combinaison de réception qui permet de maximiser le SINR et le SE et d'obtenir une bonne qualité de réception. Les différentes méthodes de combinaison de réception présentées ci-dessous permettent de trouver un compromis entre la complexité et la somme résultante SE.

Combinaison M-MMSE

Le vecteur de combinaison M-MMSE (Multicell Minimum Mean Square Error) est le vecteur optimal qui peut maximiser le SINR et le SE afin de fournir les meilleures performances. Le vecteur de combinaison M-MMSE dépend des canaux estimés dans la cellule visée et dans toutes les autres cellules, ou bien il dépend des caractéristiques d'estimation du canal complet et prend en compte l'effet du bruit. Par conséquent, il peut supprimer le brouillage intracellulaire ainsi que le brouillage intercellulaire et le bruit. Le vecteur de combinaison M-MMSE est défini comme suit :

$$v_j^{M-MMSE} = \left(\sum_{l=1}^L \bar{H}_l^j P_l (\bar{H}_l^j)^H + \sum_{l=1}^L \sum_{i=1}^{K_l} p_{li} C_{li}^j + \sigma_{UL}^2 I_M \right)^{-1} \bar{H}_j^j P_j \quad (2.20)$$

Où :

\bar{H}_l^j Est les canaux estimés pour tous les UE de la cellule j sous forme de matrice, chaque colonne représente un canal pour un UE.

P_j est une matrice diagonale qui contient la puissance de tous les UE dans la cellule j.

D'autre part, le vecteur de combinaison M-MMSE n'est pas fréquemment utilisé en raison de sa complexité de calcul élevée [22], [23].

Combinaison S-MMSE

La méthode SMMSE (Single-cell Minimum Mean Square Error) utilise uniquement les canaux estimés dans la cellule visée, et les estimations complètes des canaux des autres cellules qui existent dans le vecteur M-MMSE sont remplacées par son espérance basée sur les matrices de corrélation de ces canaux, comme indiqué ci-dessous [13].

$$v_j^{S-MMSE} = \left(\sum_{l=1}^L \bar{H}_j^j P_j (\bar{H}_l^j)^H + \sum_{i=1}^{K_l} p_{ji} C_{li}^j + \sum_{l=1, l \neq j}^L \sum_{i=1}^{K_l} p_{li} R_{li}^j + \sigma_{UL}^2 I_{Mj} \right)^{-1} \bar{H}_j^j P_j \quad (2.21)$$

Ainsi, le S-MMSE est un vecteur de combinaison sous-optimal [40], et s'il y a de forts brouillages entre UE dans d'autres cellules, il souffrira d'un fort brouillage intercellulaire.

D'un point de vue positif, le S-MMSE peut être mis en œuvre avec une complexité de calcul inférieure à celle du M-MMSE, et l'effet du brouillage intracellulaire est plus important que le brouillage intercellulaire dans de nombreuses situations [24].

Combinaison RZF

Dans le vecteur de combinaison RZF, les conditions de canal sont supposées être bonnes, ce qui signifie que la corrélation entre les canaux est très faible et peut être négligée, ainsi les matrices de corrélation dans l'expression S-MMSE, qui est représentée par R_{ii}^j et C_{ii}^j peuvent être négligés dans le cas de RZF. Ainsi, RZF ne dépend que des canaux estimés dans les cellules visées et de l'effet du bruit, comme suit [24] :

$$v_j^{RZF} = \bar{H}_l^j \left((\bar{H}_l^j)^H \bar{H}_l^j + \sigma_{UL}^2 P_j^{-1} \right)^{-1} \quad (2.22)$$

La performance du vecteur de combinaison RZF peut être bonne si les conditions de canal sont bonnes et si l'interférence des autres cellules est faible, mais généralement, les conditions de canal ne peuvent pas être bonnes pour tous les UE et l'interférence des autres cellules ne peut pas être négligée, ce qui affectera le SE en cas d'utilisation de RZF [24].

Combinaison ZF

Le vecteur de combinaison ZF (Zero Forcing) est moins complexe que le vecteur de combinaison RZF au prix d'une réduction de la SE, car il ignore l'effet du bruit blanc gaussien additif et ne dépend que des canaux estimés dans la cellule visée, sans tenir compte de l'effet du bruit, comme le montrent [26] [27].

$$v_j^{ZF} = \bar{H}_l^j \left((\bar{H}_l^j)^H \bar{H}_l^j \right)^{-1} \quad (2.23)$$

Le vecteur de combinaison ZF ne peut donc supprimer que le brouillage intracellulaire et ses performances sont faibles dans les cas de faible rapport signal/bruit. Il donne de bons résultats si tous les UE ont un SNR élevé, mais pratiquement tous les UE ne peuvent pas avoir un SNR élevé en même temps [24], [25].

Combinaison MR

Le vecteur de combinaison MR (Maximum Ratio) est le vecteur de combinaison le plus simple qui puisse être utilisé. Le vecteur de combinaison MR n'a besoin que des canaux estimés dans la cellule visée et néglige l'existence de toutes les sources d'interférence et de bruit [27]. Le vecteur de combinaison MR utilise le canal estimé pour maximiser la puissance du signal souhaité de l'UE [25] [27].

$$v_j^{MR} = \bar{H}_t^j \quad (2.24)$$

II.4.1.4 Transmission sur la liaison descendante (downlink)

Dans la transmission en liaison descendante, les données sont transmises de la station de base aux UE, comme le montre la Figure II.8. Le principal objectif de la liaison descendante est d'obtenir une bonne formation du faisceau d'émission, c'est-à-dire la capacité de diriger le signal vers l'UE souhaité et de réduire au minimum le brouillage causé aux autres UE, ce qui peut être obtenu en utilisant certains vecteurs de formation du faisceau d'émission ou vecteurs de précodage d'émission. Le vecteur de précodage d'émission détermine la directivité spatiale du signal émis en contrôlant la phase du faisceau des antennes et en le dirigeant dans la direction de l'UE visé. Tout comme le vecteur de combinaison de réception sur la liaison montante, le vecteur de précodage d'émission sur la liaison descendante dépend du processus d'estimation du canal [24].

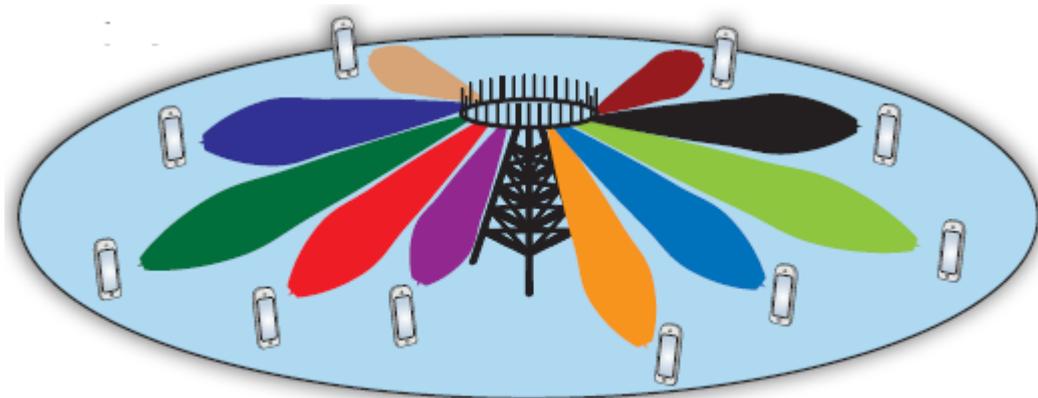


Figure II.8 : Transmission Downlink [15]

Dans le cas de TDD, les canaux de liaison montante et de liaison descendante sont réciproques, il existe une relation entre le vecteur de combinaison de réception et le vecteur de précodage à l'émission, que l'on appelle dualité liaison montante-liaison descendante (dualité UL-DL). Le vecteur de précodage d'émission sera conçu sur la base de la dualité UL-DL et fournira approximativement le même SE dans les transmissions UL et DL [15].

$$SE_{DL} = SE_{UL} \quad (2.25)$$

La conception du précodage d'émission basée sur la dualité UL-DL est représentée par la relation suivante entre le vecteur de précodage d'émission et le vecteur de combinaison de réception.

$$w_{jk} = \frac{v_{jk}}{|v_{jk}|} \quad (2.26)$$

où : $|v_{jk}|$ est la norme du vecteur de combinaison de réception de l'UE k dans la cellule j.

Cette relation montre que le vecteur de précodage d'émission est fourni en divisant le vecteur de combinaison de réception par sa norme, ce qui fournira la direction de ce vecteur, qui représente la direction de l'UE visé, ce qui donne la possibilité de diriger le signal dans la direction visée. En plus des méthodes de combinaison de réception, le vecteur de précodage d'émission peut être fourni par le schéma optimal comme M-MMSE ou sous-optimal comme S-MMSE, RZF, ZF et MR . Et les vecteurs de précodage d'émission pour tous les UE d'une certaine cellule peuvent être fournis sur la base de différentes méthodes de précodage, comme indiqué ci-dessous.

$$w_j = \begin{cases} \frac{V_j^{M-MMSE}}{|V_j^{M-MMSE}|} \\ \frac{V_j^{S-MMSE}}{|V_j^{S-MMSE}|} \\ \frac{V_j^{RZF}}{|V_j^{RZF}|} \\ \frac{V_j^{ZF}}{|V_j^{ZF}|} \\ \frac{V_j^{MR}}{|V_j^{MR}|} \end{cases} \quad (2.27)$$

II.5 Techniques de détection pour les MIMO massifs

La tâche d'un détecteur MIMO est de déterminer le vecteur x transmis en fonction du vecteur y reçu. Les détecteurs peuvent être classés de manière suivante :

II.5.1 Détecteurs Linéaires

Nous supposons que la station de base (BS) MIMO massifs à utilisateurs multiples dessert K utilisateurs à antenne unique. La station de base possède un total de M antennes, où $K \leq M$. Dans l'hypothèse d'un canal plat en fréquence, les coefficients du canal entre les K utilisateurs et les M antennes de la station de base forment une matrice (H) qui peut être exprimée comme suit :

$$H = \begin{bmatrix} h_{11} & \cdots & h_{1j} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ h_{i1} & \cdots & h_{ij} \end{bmatrix} \quad (2.28)$$

Où h_{ij} est le gain ou l'affaiblissement du canal entre la $j^{\text{ème}}$ antenne d'émission et la $i^{\text{ème}}$ antenne de réception. Les éléments de la matrice de canal $H \in \mathbb{C}^{M \times K}$ sont souvent supposés être des variables aléatoires gaussiennes indépendantes et identiquement distribuées (i.i.d.) de moyenne nulle et de variance unitaire. Cependant, ce n'est pas toujours le cas dans les canaux réellement directifs. Les K utilisateurs transmettent leurs symboles individuellement et on peut former un vecteur de symboles $x = [x_1 ; x_2 ; \dots ; x_K]^T$ transmis par tous les utilisateurs dans le sens montant ou inverse. La station de base reçoit un vecteur $y = [y_1 ; y_2 ; \dots ; y_M]^T$ qui est corrompu par les effets de canal et le bruit [17]. La relation entre x et y peut être caractérisée comme dans l'expression (2.7).

Détecteur MF

Le détecteur MF traite les interférences provenant d'autres sous-flux comme du pur bruit en faisant en sorte que $A = H$. Le signal reçu estimé à l'aide de MF est donné par :

$$\bar{x}_{MF} = \mathcal{S}(H^H y) \quad (2.29)$$

Qui fonctionne correctement lorsque K est beaucoup plus petit que M et qui fournit une moins bonne performance par rapport aux détecteurs plus complexes. La MF, également appelée combinaison à rapport maximal (MRC), vise à maximiser le rapport signal/bruit reçu de chaque flux en négligeant l'effet du brouillage multi-utilisateur. Si le canal est mal conditionné, les performances sont fortement dégradées pour un système MIMO carré.

Détecteur linéaire ZF

Le détecteur ZF est plus performant que le détecteur MF et il vise à maximiser le rapport signal/brouillage reçu (SINR). Le mécanisme ZF est basé sur l'inversion de la matrice de canal H et donc sur l'élimination de l'effet du canal. La matrice d'égalisation du détecteur ZF est donnée par la formule suivante

$$A_{ZF}^H = (H^H H)^{-1} H^H = H^+ \quad (2.30)$$

Où H^+ est le pseudo-inverse de Moore-Penrose d'une matrice. Le pseudo-inverse est utilisé car H n'est pas toujours une matrice carrée, c'est-à-dire que le nombre d'utilisateurs n'est pas égal au nombre d'antennes de la station de base. Le signal estimé peut-être représenté comme suit

$$\bar{x}_{ZF} = \mathcal{S}(A_{ZF}^H y) \quad (2.31)$$

Il est clair que le détecteur ZF néglige l'effet du bruit et qu'il fonctionne correctement dans les scénarios limités par les interférences, malgré une complexité de calcul plus élevée.

Détecteur linéaire MMSE

L'idée principale du détecteur MMSE est de minimiser l'erreur quadratique moyenne (EQM ou MSE) entre le signal transmis x et le signal estimé $H^H y$, comme indiqué par la formule suivante

$$A_{MMSE}^H = \arg \min \left(H^H H + \frac{K}{SNR} I \right)^{-1} H^H \quad (2.32)$$

Le détecteur MMSE prend en compte l'effet du bruit comme suit. Où I est la matrice d'identité. La sortie du détecteur MMSE peut être obtenue par

$$\bar{x}_{MMSE} = \mathcal{S}(A_{MMSE}^H y) \quad (2.33)$$

Contrairement au détecteur ZF dans 2.30, le détecteur MMSE dans 2.32 dépend d'un renforcement du bruit réduit et il nécessite une connaissance du SNR. Par conséquent, le détecteur MMSE est capable d'obtenir des performances nettement supérieures à celles du détecteur ZF lorsque la puissance du bruit est importante.

II.5.2 Détecteurs linéaires basés sur l'inversion matricielle approximative

Avec un grand nombre d'antennes d'émission, le phénomène de durcissement du canal peut être exploité pour annuler les caractéristiques d'un évanouissement à petite échelle et il devient dominant lorsque le nombre d'utilisateurs desservis (K) est beaucoup plus faible que le nombre d'antennes de réception (M). Cela peut être considéré comme une diagonalisation des entrées de la matrice de Gram ou Gramian [20] $G = H^H H$, où les composantes non diagonales tendent vers zéro et les termes diagonaux se rapprochent de M . Pour le système MIMO massif, ce problème devient plus grave lorsque la dimension du gramian G augmente. Afin de surmonter l'augmentation inhérente du bruit, il est essentiel de modifier les détecteurs à l'aide de méthodes d'inversion de matrice approximative. Par conséquent, les détecteurs basés sur l'inversion de matrice approximative sont présentés et discutés ci-dessous.

1) La série Neumann : La série de Neumann (NS) est une méthode populaire d'approximation de l'inversion matricielle qui réduit la complexité du détecteur linéaire. G peut

être décomposée en $G = D+E$, où D est la matrice diagonale principale et E la matrice non diagonale. L'expansion NS de G est donnée par

$$G^{-1} = (-D^{-1}E)^n D^{-1} \quad (2.34)$$

L'expansion polynomiale de cette équation converge vers la matrice inverse G^{-1} si

$$\lim_{n \rightarrow \infty} (-D^{-1}E)^n = 0 \quad (2.35)$$

2) La méthode de Gauss-Seidel : La méthode de Gauss-Seidel (GS) est également connue sous le nom de méthode de Liebmann ou de méthode des déplacements successifs. La matrice de Gram (G) peut être décomposée en $G = D + L + U$, où D , L et U sont respectivement la composante diagonale, la composante triangulaire strictement inférieure et la composante triangulaire strictement supérieure. La méthode GS peut être utilisée pour estimer le vecteur du signal transmis (\bar{x}) et est caractérisée par la formule suivante :

$$\bar{x}^n = (D + L)^{-1}(\bar{x}_{MF} - U\bar{x}^{n-1}) \quad n = 1; 2; \dots; \quad (2.36)$$

Où n est le nombre d'itérations.

3) La méthode Conjugate Gradients : La méthode des gradients conjugués (CG) est une autre méthode efficace pour résoudre les équations linéaires par nième itération. Le signal estimé (\bar{x}) peut être obtenu par la méthode suivante :

$$\bar{x}^{(n+1)} = \bar{x}^{(n)} + \alpha^{(n)}p^{(n)} \quad (2.37)$$

où $p^{(n)}$ est la direction conjuguée et $\alpha^{(n)}$ est un paramètre scalaire.

L'algorithme de détection basé sur CG surpasse le schéma de détection basé sur NS en termes de performance et de complexité [20].

II.6 Les avantages des MIMO massifs

La technologie MIMO massive repose sur l'augmentation du gain de multiplexage spatial et le gain de diversité en ajoutant le nombre d'antennes à la station de base pour desservir les utilisateurs avec un traitement relativement simple des signaux provenant de toutes les antennes. Les avantages potentiels de la technologie MIMO massive peuvent être résumés comme suit :

i. Capacité et fiabilité des liaisons : Le MIMO massif augmente le gain de diversité, et donc la robustesse de la liaison. Il est admis que la capacité augmente sans limite lorsque le nombre d'antennes augmente, même dans le cas d'une contamination pilote, lorsque le multicellulaire précodage à erreur quadratique moyenne minimale (MMSE), combinaison et la corrélation spatiale des canaux sont utilisés.

ii. Efficacité spectrale : Le MIMO massif améliore l'efficacité spectrale (SE) du réseau cellulaire par le multiplexage spatial d'un grand nombre d'équipements d'utilisateur par cellule. De nombreuses antennes créent plus de flux de données spatiaux, plus de débit, plus de gain de multiplexage, et donc une efficacité spectrale élevée.

iii. Efficacité énergétique : En raison de la combinaison cohérente, la puissance transmise est inversement proportionnelle au nombre d'antennes d'émission. Lorsque le nombre d'antennes d'émission augmente, la puissance d'émission sera significativement réduite.

iv. Renforcement de la sécurité et amélioration de la robustesse : Le brouillage intentionnel et les interférences d'origine humaine sont des problèmes sérieux dans les systèmes de communication sans fil modernes. Le nombre massif de terminaux d'antennes entraîne un grand nombre de degrés de liberté qui peuvent être utilisés pour annuler les signaux des brouilleurs intentionnels. En outre, les systèmes MIMO massifs sont également intrinsèquement robustes contre les attaques d'écoute passive en raison de la formation des faisceaux. Cependant, l'auteur de l'écoute clandestine peut prendre des contre-mesures en exploitant la forte corrélation entre les canaux à proximité de l'utilisateur ou la faiblesse de l'estimation du canal.

v. Rentabilité : Le MIMO massif élimine le besoin d'éléments encombrants tels que les câbles coaxiaux utilisés pour connecter les composants de la station de base, ce qui réduit le coût de mise en œuvre du système. En outre, le MIMO massif utilise le milliwatts bon marché au lieu d'un amplificateur à haute puissance.

vi. Traitement du signal : Un grand nombre d'antennes élimine les effets d'interférence, l'évanouissement rapide, le bruit non corrélé et le bruit thermique, et simplifie donc le traitement du signal [20].

II.7 Défis des MIMO massifs

Même si le nombre élevé d'antennes profite au système de communication, le MIMO massif impose de nouveaux défis pour le traitement du signal qui peuvent être catégorisés comme suit :

1) L'estimation du canal : L'estimation du canal joue un rôle majeur dans la performance globale des systèmes sans fil. La station de base a besoin d'une estimation précise de l'information de l'état du canal (CSI) pour profiter des avantages potentiels du MIMO massif dans la pratique. Cependant, il est difficile d'obtenir le CSI pour un grand nombre de canaux. Il est nécessaire d'échanger le CSI entre les émetteurs sur une échelle de temps rapide et à faible latence. En outre, l'estimation du canal est connue pour être entravée par l'effet de contamination du pilote. Les informations sur le canal sont obtenues sur la base séquences pilotes de longueur finie en présence de brouillage intercellulaire. Par conséquent, les séquences pilotes des cellules adjacentes se contaminent mutuellement. Par conséquent, les problèmes d'estimation de canal doivent être abordés dans le MIMO massif afin de fournir une amélioration substantielle des performances.

2) Précodage : Il s'agit d'un important schéma de traitement du signal qui utilise le CSI de l'émetteur pour maximiser les performances de la liaison. La station de base doit précoder les données de la liaison descendante pour concentrer les flux de données spatiales sur l'emplacement des utilisateurs. En d'autres termes, le précodage d'émission peut être utilisé dans la liaison descendante pour concentrer chaque signal sur le récepteur auquel il est destiné.

L'idée derrière cette technique est d'utiliser plus d'un mais seulement quelques niveaux d'enveloppe, ce qui réduit la puissance supplémentaire nécessaire et augmente les débits de données réalisables par rapport au précodage.

3) Détection du signal : Un CSI précis et instantané est nécessaire à la station de base pour effectuer le précodage dans une liaison directe (liaison descendante)) et la détection dans une liaison inverse (liaison montante). Les performances du détecteur MF peuvent être

raisonnablement bonnes dans des diffusions riches avec un petit nombre d'utilisateurs. Cependant, dans les canaux à corrélation spatiale et pour augmenter l'efficacité spectrale, des détecteurs plus avancés sont nécessaires. La Complexité de l'algorithme de détection MIMO massif est affectée par la taille des systèmes (nombre d'antennes des deux côtés, d'émetteurs et de récepteurs), la multiplication matrice par matrice et l'inversion de matrice. Cependant, un équilibre entre les performances et la complexité doit être pris en compte [20].

II.7 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons traité systèmes des MIMO massifs, dès son concept, techniques d'estimation du canal, méthodes de détection, avantages et défis. Dans le chapitre prochain nous allons traiter de reconnaissance automatique de type de modulation.

**CHAPITRE III : LA
RECONNAISSANCE AUTOMATIQUE
DE TYPE DE MODULATION**

III.1 introduction

La classification automatique de la modulation (AMC) est un processus qui permet de déduire le type de modulation du signal reçu [28]. Dans ce chapitre nous allons donner une définition de la reconnaissance automatique de la modulation connu aussi comme la classification automatique de type de modulation, nous présenterons un ensemble de méthodes pour déterminer automatiquement le type de modulation d'une transmission numérique et enfin on va proposer une méthode que l'on utilisera dans notre travail.

III.2 Définition de AMC

La classification automatique de la modulation (AMC), est une étape intermédiaire essentielle entre les signaux reçus et la démodulation, joue un rôle important dans divers domaines, notamment dans la radio cognitive, la surveillance du spectre et les systèmes de communication intelligents [29]. En général, les méthodes existantes pour résoudre le problème de l'AMC peuvent être classés en deux groupes, à savoir les méthodes basées sur la vraisemblance (LB) et les méthodes basées sur les caractéristiques (FB) [30] [31].

III.3 les méthodes basées sur la vraisemblance (LB)

Cette approche, fonctionne selon le principe du maximum de vraisemblance (ML), nécessite la fonction de vraisemblance de $r(t)$ sur l'intervalle $0 \leq t \leq NT_0$. En utilisant la distribution gaussienne complexe de $n(t)$ et pour la i -ième hypothèse H_i (le i -ième format de modulation), on peut montrer que la fonction de vraisemblance conditionnelle de $r(t)$, conditionnée par le vecteur inconnu $u_{i,0}$, est la suivante :

$$r(t)|u_{i,0}, H_i = \exp \left\{ \frac{2}{N_0} \operatorname{Re} \left[\int_0^{NT_0} r(t) s^*(t; u_{i,0}) dt \right] - \frac{1}{N_0} \int_0^{NT_0} |s(t; u_{i,0})|^2 dt \right\} \quad (3.1)$$

Où :

$\operatorname{Re}[\cdot]$ donne la partie réelle.

S : symboles des données

N : Modulations reçus

Pour dériver la fonction de vraisemblance de $r(t)$ de (3.1), trois techniques sont proposées dans la littérature, tels que le test du rapport de vraisemblance moyen (ALRT) [32], le test du rapport de vraisemblance généralisé (GLRT) [33], le test du rapport de vraisemblance hybride (HLRT)[34], que nous discutons dans la suite.

Une fois $r(t)$ calculée pour toutes les modulations candidates N possibles, , on peut prendre la décision selon la formule suivante :

$$\bar{i} = \arg \max r(t) \quad (3.2)$$

III.3.1 le test du rapport de vraisemblance moyen (ALRT)

Les quantités inconnues dans ALRT sont considérées comme des variables aléatoires, avec une certaine fonction de densité de probabilité (PDF) conjointe, $p(u_i|H_i)$ et la fonction de vraisemblance est dérivée en faisant la moyenne de la fonction de vraisemblance conditionnelle par rapport à celle-ci

$$[r(t)]_A = \int r(t)|u_{i,0}, H_i| p(u_i|H_i) du \quad (3.3)$$

Si le $p(u_i|H_i)$ choisi est le même que le vrai PDF, alors ALRT est le classificateur optimal, c'est-à-dire qu'il maximise la probabilité d'une classification correcte. Dans le cas contraire, l'optimalité n'est pas garantie [35].

III.3.2 le test du rapport de vraisemblance généralisé (GLRT)

Dans le GLRT, en revanche, les quantités inconnues sont traitées comme des déterminismes inconnus, et la fonction de vraisemblance est obtenue en remplaçant les quantités inconnues dans la fonction de vraisemblance conditionnelle, par leurs estimations ML.

$$[r(t)]_G = r(t)|u_{i,0}^{ML}, H_i| \quad (3.4)$$

Où l'estimation ML de $u_{i,0}$ est obtenue par :

$$\overline{iu_{i,0}^{ML}} = \arg \max r(t)|u_{i,0}, H_i| \quad (3.5)$$

Le GLRT est une alternative raisonnable à l'ALRT [35].

III.3.3 le test du rapport de vraisemblance hybride (HLRT)

La HLRT est une combinaison de l'ALRT et de la GLRT, dans le but d'éviter les inconvénients de ces deux techniques, tout en utilisant leurs propriétés utiles. Dans la méthode HLRT, les symboles de données inconnus sont considérés comme des variables aléatoires et font l'objet d'une moyenne, tandis que les paramètres inconnus sont traités comme des inconnus déterministes, éventuellement remplacés par leurs estimations ML.

Le calcul de la moyenne sur les symboles de données dans HLRT élimine le problème des constellations imbriquées de GLRT. Cependant, trouver les estimations ML des paramètres inconnus dans HLRT implique toujours une recherche exhaustive, ce qui rend sa mise en œuvre complexe [35].

III.4 méthodes basés sur les caractéristiques (FB)

Les méthodes du FB dépendent de l'extraction de caractéristiques et de la conception du classificateur.

III.4.1 Les Caractéristiques

Les caractéristiques de l'AMC les plus couramment utilisées peuvent être classées en cinq types : les caractéristiques instantanées dans le domaine temporel, les caractéristiques dans le domaine de la transformation, les caractéristiques statistiques, les caractéristiques de forme de constellation et les caractéristiques de passage à zéro.

Les caractéristiques instantanées sont liées à l'amplitude, à la phase et à la fréquence instantanées, car elles représentent toutes les variations des signaux modulés. [38] [39]

Les caractéristiques du domaine de la transformation sont souvent extraites en transformant le signal en domaines de Fourier et/ou d'ondelettes avec différentes opérations de pré et post-traitement telles que le lissage, la normalisation et le filtrage médian [40] [41].

Les caractéristiques statistiques utilisent les HOM, les HOC, les cumulants cycliques d'ordre supérieur (HOCC) et la cyclo-stationnarité [42] [43].

Les caractéristiques de forme de la constellation sont extraites par différentes techniques telles que le comptage du nombre de niveaux de points de constellation, ou la comparaison d'une référence de points de constellation avec celle du signal intercepté [44] [45].

Passage par zéro (Zero-Crossing), le comptage du nombre de passages par zéro d'un signal intercepté a été utilisé pour la classification de la modulation avec diverses étapes de post-traitement et des tests de vraisemblance pour la prise de décision [36]. De toute évidence, le taux de passage par zéro d'un signal PSK est fixe pour tous les symboles, alors qu'il varie dans les signaux FSK. Cette caractéristique a été utilisée pour déterminer l'ordre de modulation des signaux MDF et pour distinguer les modulations FSK et PSK [45].

III.4.2 La Classification

La classification est une autre partie importante des méthodes de FB. La conception d'un algorithme de FB nécessite d'abord certaines caractéristiques pour la représentation des données et ensuite la prise de décision [46]. Dans les méthodes FB, la prise de décision peut être réalisée par des méthodes, tel que, la méthode DT (decision tree), ANN, les SVM, ou des combinaisons de plus d'une technique d'intelligence artificielle (IA) pour optimiser la solution.

D'autres classificateurs comprennent le K-plus proche voisinage (KNN) avec la programmation génétique (GP), où la GP est utilisée pour sélectionner les meilleures caractéristiques à partir d'un ensemble de caractéristiques HOCs.

III.4.2.1 Réseaux neuronaux artificiels

Les Réseaux neuronaux artificiels sont l'une des techniques les plus populaires utilisées en AMC. Cette technique est très utile lorsqu'elle est appliquée à des problèmes de classification car elle possède une structure flexible qui la rend facile à mettre en œuvre. En outre, les ANN peuvent s'adapter et apprendre à travailler avec des signaux complexes [46]. En ce qui concerne les algorithmes d'apprentissage, les ANN peuvent être classés en réseaux supervisés ou non supervisés. Dans les réseaux ANN supervisés, une partie de l'ensemble de données est utilisée pour l'apprentissage et l'autre partie est utilisée pour les tests. D'autre part, les réseaux ANN non supervisés regroupent les données d'entrée et s'entraînent eux-mêmes. La première technique donne des résultats plus précis. Cependant, elle nécessite un grand nombre de données par rapport aux techniques non supervisées. La plupart des ANN qui ont été testés dans le domaine de l'AMC utilisent les techniques d'apprentissage supervisé, notamment les perceptrons multicouches (MLP) et la fonction de base radiale (RBF).

Le MLP est attrayant pour les concepteurs car il nécessite une faible mémoire. La plupart des travaux ont utilisé un seul réseau MLP ANN [47], tandis que d'autres ont proposé trois réseaux MLP ANN en cascade [48]. Cette dernière technique utilise la sortie du premier ou du deuxième ANN comme entrée du deuxième ou du troisième ANN. L'utilisation de MLP donne de meilleures performances que DT pour les mêmes caractéristiques [48]. Les autres algorithmes ANN supervisés utilisés dans l'AMC sont les RBFNN, qui ont des taux d'apprentissage plus rapides que les MLP ANN. Si l'on exclut la compétence de RBF, il n'y a pas de changement significatif dans la performance de classification en utilisant RBFNNs par rapport à MLPNNs.

III.4.2.2 Machines à vecteurs de support (SVM)

Bien que les ANN soient largement utilisés avec l'AMC, les limites de la formation peuvent dégrader leurs performances, par exemple en aboutissant à un surajustement et/ou à un minimum local. Ces limites sont surmontées en utilisant les SVM. En outre, les SVM offrent une plus grande généralité à un faible rapport signal/bruit. Le principe principal des SVM est de trouver la séparation maximale entre deux classes [49]. Les caractéristiques non linéairement séparables peuvent être séparées en utilisant une fonction noyau spécifique qui fait correspondre les caractéristiques du domaine d'entrée au domaine des caractéristiques. Dans plus de deux classes de classification Pour résoudre ces problèmes, on utilise des SVM binaires (BSVM). Dans cette technique, l'algorithme de classification commence par utiliser le premier SVM pour classer la première classe contre toutes les autres. Ensuite, il construit un autre SVM afin de classer la deuxième classe par rapport aux autres classes et ainsi de suite. Une autre façon de résoudre les problèmes de classification multi-classes est d'utiliser des SVM multi-classes (MSVM), qui utilisent des espaces de caractéristiques de plus grande dimension.

Il a été démontré que les SVM atteignent un taux de classification plus élevé que les approches DT et ANN [50] [51] car ils ne souffrent pas du problème de généralité associé aux ANN et ne sont pas non plus limités à la condition de linéarité requise pour sélectionner les seuils comme dans les approches DT. [51]

III.4.2.3 Approche par arbre de décision (DT)

L'approche DT repose sur l'idée de sélectionner des seuils spécifiques pour séparer les types et les ordres de modulation [38]. Le principal avantage de l'utilisation des algorithmes DT est la simplicité de leur mise en œuvre. En outre, les méthodes DT peuvent être améliorées pour prendre en compte davantage de modulations en ajoutant des branches de décision supplémentaires. [48]

III.4.2.4 K-plus proche voisinage (KNN)

KNN est un algorithme non paramétrique, à adaptation lente et paresseux dans le sens où il ne fait aucune hypothèse sur la distribution des données sous-jacentes et nécessite plus de calculs et de mémoire. Cependant, en raison de son caractère non paramétrique, KNN est bien adapté aux problèmes pratiques du monde réel, car la plupart des données acquises ne correspondent pas aux hypothèses faites en théorie pour des raisons de commodité mathématique. Cela ressemble à la philosophie du SVM où les vecteurs non supportés peuvent être omis sans sacrifier la performance. KNN fonctionne avec une phase d'apprentissage minimale, cependant, les tests sont effectués sur l'ensemble des données de test, ce qui nécessite plus de mémoire pour leur stockage [52].

III.4.3 Les limitations de LB et FB

À l'heure actuelle, l'AMC peut être divisée en deux catégories : basée sur la vraisemblance (LB) et basée sur les caractéristiques (FB). Le classificateur de modulation LB reconnaît la modulation du signal en comparant la valeur de la fonction de vraisemblance du signal reçu dans le pool de modulation connu [54]. Il a été utilisé pour la classification de la modulation dans un environnement à canaux multiples avec une grande précision [55]. Bien que certains paramètres doivent être connus à l'avance, comme la fréquence de la porteuse, le taux de codage et les paramètres du canal, il devient très complexe lorsque des paramètres inconnus sont introduits. Ainsi, il est difficile de concevoir un système d'acquisition du signal. Certains chercheurs ont étudié la manière de simplifier la fonction de vraisemblance, ce qui entraîne une absence d'information et des résultats inexacts [56]. Comme la méthode LB est sensible aux écarts d'estimation des paramètres ou aux inadéquations du modèle, elle n'est pas applicable dans de nombreux scénarios de communication pratiques.

Dans le cas de la méthode FB, les caractéristiques du signal reçu sont extraites et la modulation du signal peut être identifiée soit en comparant les caractéristiques avec des valeurs seuils, soit en introduisant les caractéristiques à un dispositif de reconnaissance de formes [57]. Dans de nombreuses méthodes traditionnelles de reconnaissance des formes, il est nécessaire d'extraire manuellement les caractéristiques du signal, telles que les statistiques instantanées, les statistiques d'ordre élevé, les caractéristiques temps-fréquence, les caractéristiques d'échantillonnage à retardement, etc. Ensuite, ces caractéristiques sont utilisées comme entrée

du classificateur, comme l'arbre de décision et la machine à vecteur de support. Bien qu'elle soit simple et nécessite moins de calculs, elle est peu performante pour les problèmes non linéaires. En outre, les caractéristiques sélectionnées manuellement peuvent ne pas refléter les caractéristiques des signaux à modulation différente et une sélection incorrecte des caractéristiques réduira la précision de reconnaissance du classificateur [58].

Ces dernières années, de grands progrès ont été réalisés dans le domaine de l'intelligence artificielle et la puissance de calcul d'une seule puce informatique a été grandement améliorée, ce qui favorise l'utilisation généralisée des algorithmes d'apprentissage profond (deep learning) dans la classification de la modulation. Il résout le problème central de la sélection et de l'extraction automatique des caractéristiques des échantillons. En outre, il permet de combiner des caractéristiques simples en caractéristiques plus efficaces et plus complexes pour parvenir à la reconnaissance de la modulation [58].

En outre, les réseaux neuronaux profonds ont une structure multicouche, ce qui permet de mieux extraire les caractéristiques du signal en évitant la fastidieuse sélection manuelle des caractéristiques des données [58]. Actuellement, le CNN, a été utilisé dans la classification de la modulation avec de bons résultats.

III.4.4 Méthode de classification de la modulation basée sur le CNN

Le réseau de neurones convolutifs (CNN) est utilisé depuis longtemps en AMC depuis que O'Shea a utilisé pour la première fois le modèle CNN pour la reconnaissance de la modulation en 2016 [53].

Les CNN sont simplement des NN qui utilisent la convolution à la place de la multiplication matricielle générale dans au moins une de leurs couches [54]. Les architectures CNN typiques sont constituées de trois types de couches différentes : couche convolutionnelle, couche Max-pooling et couche entièrement connectée. Une couche de régression softmax supplémentaire est déployée comme classificateur à la dernière couche du CNN dans l'apprentissage supervisé.

III.4.4.1 Couche convolutive

Dans les couches convolutionnelles, il existe plusieurs kernels de convolution (également appelés filtres) pour traiter le signal reçu. Puisque le signal reçu est un vecteur unidimensionnel dans le système AMC, le kernel est également un vecteur unidimensionnel. Supposons que la l -ième couche d'un NN est une couche de convolution, N_s , L_s^l , N_k^l et L_k^l , représentent le nombre d'entrées, la longueur de l'entrée, le nombre de noyaux et la longueur des noyaux de la l -ième couche, respectivement. L'opération de convolution [55] dans la l -ième couche est décrite comme suit :

$$h_k^l = f(x^l \times W_k^l + b_k^l) \quad (3.6)$$

$$x^l \times W_k^l = \sum_{a=-\infty}^{\infty} x(a) \cdot W_k^l(i - a) \quad (3.7)$$

Où :

$x^l \in \mathbb{R}^{N_s \times L_s^l}$ Est l'ensemble des entrées,

$w \in \mathbb{R}^{N_k^l \times L_k^l}$ Est ensemble de kernels, et

$b \in \mathbb{R}^{N_s}$ Est le biais pour chaque sortie.

La sortie du k -ième Kernel $k = 1, 2, \dots, N_k^l$ est désignée par (35),

$x^l \times W_k^l$ est la convolution entre x^l et W_k^l

Supposons que la longueur de la sortie soit L_0^l . La sortie $h_k^l \in \mathbb{R}^{N_k^l \times L_0^l}$ est l'ensemble de la sortie, qui est également connu comme la carte de caractéristiques. $f(\cdot)$ est la fonction d'activation pour réaliser la cartographie non linéaire des sorties, qui est souvent la fonction sigmoïde, ReLU ou tanh.

III.4.4.2 Max-pooling et pooling moyen global

La couche de mise en commun est un autre type de couche important dans le CNN. Comme nous l'avons mentionné, la couche convolutionnelle effectue plusieurs convolutions pour produire un ensemble de sorties, dont chacune passe par une fonction d'activation. Ensuite, une fonction de mise en commun est utilisée pour modifier davantage la sortie de la couche. Une fonction de mise en commun remplace la sortie du réseau à un certain endroit par une statistique sommaire des sorties voisines [59]. La mise en commun maximale est utilisée dans ce document, qui est une opération qui rapporte la sortie maximale dans une fenêtre de mise en commun [59]. Supposons que la sortie d'une couche convolutive h^l est mise en commun au maximum. La sortie h^{l+1} est présentée comme document, qui est une opération qui rapporte la sortie maximale dans une fenêtre de mise en commun [59]. Supposons que la sortie de une couche convolutive h^l est mise en commun au maximum. La sortie h^{l+1} est présentée comme :

$$h_k^{l+1}(i) = \max\{h_k^l[m^{l+1}(i-1) + 1], h_k^l[m^{l+1}(i-1) + 2], \dots, h_k^l[m^{l+1}(i-1) + L_p]\} \quad (3.7)$$

$$\text{où } i \geq L_o^l - L_p^{l+1}/m^{l+1} + 1,$$

L_p^{l+1} Est la longueur de la fenêtre de regroupement ;

m^{l+1} Est la marge entre deux fenêtres de regroupement adjacentes, qui est également connue sous le nom de "stride".

La mise en commun de la moyenne globale (global average layer) est appliquée après la dernière couche convolutionnelle. Il prend la moyenne de chaque carte de caractéristiques, et le vecteur de sortie est directement introduit dans la couche softmax. De même, nous supposons que la sortie de la couche convolutionnelle précédente est h^l , qui contient la sortie de N_k^l kernels. La sortie de la mise en commun de la moyenne globale h_k^l est représentée par :

$$h_k^l = \frac{1}{L_o^l} \sum_{i=1}^{L_o^l} h_k^l(i) \quad i = 1, 2, 3, \dots, N_k^l \quad (3.8)$$

III.4.4.3 Normalisation par lots (Batch normalization)

La couche de normalisation par lots (BN) peut accélérer l'apprentissage des réseaux profonds en réduisant le décalage interne des covariables. Le décalage interne des covariables est défini comme le changement de la distribution de la sortie de chaque couche pendant l'entraînement. Ces changements sont généralement causés par une cartographie non linéaire déséquilibrée (par exemple, l'activation ReLu). Dans la descente de gradient stochastique, un seul mini-lot est représenté par $B = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$, et la sortie y_i est normalisée par la couche BN.

Supposons que la moyenne et la variance de B sont désignées par μ_B et σ_B , respectivement. Dans le processus BN, les paramètres γ et β doivent être appris avec le processus de formation de CNN. ϵ est une petite quantité ajoutée à la variance pour éviter la division par zéro. BN est déployé avant la fonction d'activation lorsqu'il est proposé, mais les expériences prouvent que BN devrait intervenir après la fonction d'activation [59].

Tableau III.1: Procédures de normalisation par lots

Input : B, γ, β

Output : $y = \{y_1, y_2, \dots, y_m\}$

1. Calculer la moyenne et la variance

$$\mu_B = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m x_i$$

$$\sigma_B^2 = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (x_i - \mu_B)^2$$

2. Normalise

$$\hat{x}_i = \frac{x_i - \mu_B}{\sqrt{\sigma_B^2 + \epsilon}}$$

3. Échelle et déplacement

$$y_i = \gamma \hat{x}_i + \beta$$

III.4.4.4 Régression softmax

La dernière couche du CNN en apprentissage supervisé est la couche de régression softmax. La régression softmax est un classificateur multiclasse généralisé à partir de la régression logistique, dont la sortie est un ensemble de distributions de probabilité de différentes classes. Si l'on considère un problème de classification à n classes, l'entrée de la régression softmax est h_L , qui est la sortie de la couche de mise en commun de la moyenne globale, et la sortie de la régression softmax y_o peut être désignée par :

$$P(y_o = c | h_L, W_L, b_L) = \frac{\exp(W_{Lc}h_L + b_{Lc})}{\sum_{i=1}^n \exp(W_{Li}h_L + b_{Li})} \quad (3.9)$$

Où :

$c = 1, 2, \dots, n$, W_L , b_L est le poids et le biais entre la sortie précédente et le softmax. Le neurone avec la sortie maximale est sélectionné comme résultat de la classification, qui est également la sortie de l'ensemble du CNN. La fonction de perte du CNN est définie comme $J(W, b)$. Ensuite, le processus de l'entraînement est décrit comme suit

$$\arg \min J(W, b) \quad (3.10)$$

Le problème dans (3.10) peut être résolu par une descente de gradient. Les dérivées partielles sont calculées en utilisant la méthode de rétropropagation [59] et utilisées pour mettre à jour W et b .

Le processus est le suivant :

$$W := W - \alpha \frac{\partial J(W, b)}{\partial W} \quad (3.11)$$

$$b := b - \alpha \frac{\partial J(W, b)}{\partial b} \quad (3.12)$$

Où α est connu comme le taux d'apprentissage, qui contrôle l'étape de mise à jour des paramètres.

III.5 Conclusion

Dans ce chapitre on a présenté les deux méthodes existantes pour résoudre le problème de l'AMC, à savoir les méthodes basées sur la vraisemblance (LB) et les méthodes basées sur les caractéristiques (FB), ainsi que leurs limitations, raison pour laquelle nos choix sont orientés vers la Méthode de classification de la modulation basée sur le CNN, qui selon plusieurs recherches fait donner une meilleure précision de la classification. Dans le prochain chapitre nous présentons l'évaluation des performances de systèmes MiMO massifs et la reconnaissance de type de modulation en utilisant la méthode basée sur le CNN.

CHAPITRE IV : SIMULATIONS ET RÉSULTATS

IV.1 : Introduction

La conception des systèmes de communications sans fils nécessite d'une étude technique à l'avance et une évaluation pratique de leurs performances. Dans ce chapitre nous allons traiter de l'évaluation à travers des simulations informatiques des performances des systèmes MIMO massifs, ainsi que l'évaluation des précisions de détection automatique de type de modulation dans les systèmes MIMO massifs basé sur le CNN.

IV.2 Langage de programmation utilisé

Le choix d'un bon environnement de programmation est crucial pour le développement d'un projet. Afin de réaliser les différentes simulations de notre étude, nous avons choisi le logiciel MatLab 2020a.

MatLab est un langage de programmation utilisé par des millions d'ingénieurs et de scientifiques du monde entier pour analyser et concevoir les systèmes et les produits qui transforment notre monde. Le langage MATLAB, basé sur les matrices, est le moyen le plus naturel au monde d'exprimer les mathématiques computationnelles. Les graphiques intégrés facilitent la visualisation et la compréhension des données. Ces outils et capacités MATLAB sont tous rigoureusement testés et conçus pour fonctionner ensemble.

IV.3 évaluation des performances des systèmes MIMO massifs

Dans cette section nous allons visualiser les performances des MiMo massifs mesuré en fonction du paramètre TEB, en utilisant deux type de modulations, à savoir : PSK et QAM. Nous utilisons 10 000 transmissions de type Monte Carlo par simulation. Nous montrons le taux d'erreur binaire pour les détecteurs MMSE, Conjugate-Gradient, Neumann, Gauss-Seidel et MF.

L'étude est effectuée sur deux approches, le premier consiste à faire varier le nombre d'antennes de la BS, en fixant le nombre d'antennes utilisateurs à 32 et le type de modulation à BPSK, le deuxième consiste à faire varier l'ordre de modulation en fixant le nombre d'antennes utilisateurs à 32 et le nombre d'antennes de la BS à 512

Pour l'évaluation des performances des systèmes MIMO massifs, nous avons retenu les mesures de TEB, qui est un critère de quantification des transmissions numériques.

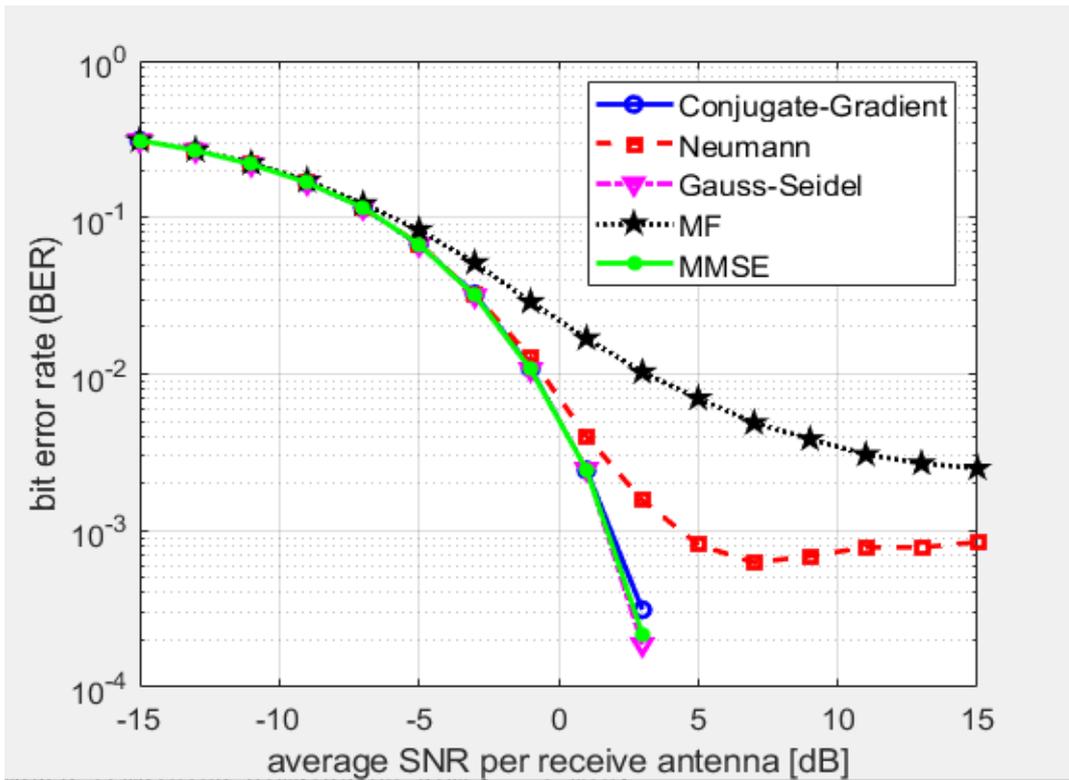
Le taux d'erreur binaire est une valeur mesurée à la réception d'une transmission numérique, il est défini comme le rapport entre les bits erronés et le nombre total des bits transmis.

Les paramètres de simulation d'évaluation des performances des systèmes MIMO massifs sont résumés dans le tableau IV.1:

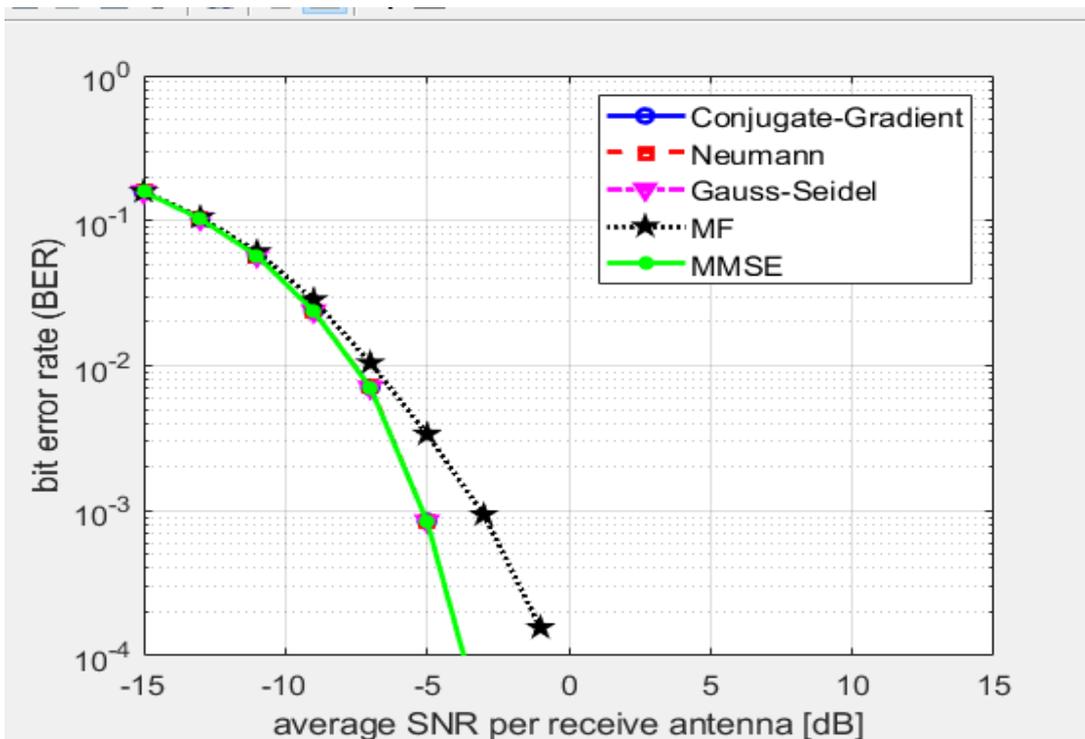
Tableau IV.1: paramètres de simulation d'évaluation des performances des systèmes MIMO massifs

Variable	Valeur
Type de modulation	BPSK, 16-QAM, 64-QAM et QPSK
Nombre d'essais de Monte-Carlo	10000 transmissions
Détecteurs	Conjugate-Gradient, Neumann, Gauss-Seidel, MF, MMSE
SNR	est pris de -15 à 15 avec un pas de 2
Nombre d'itération d'algorithme	3

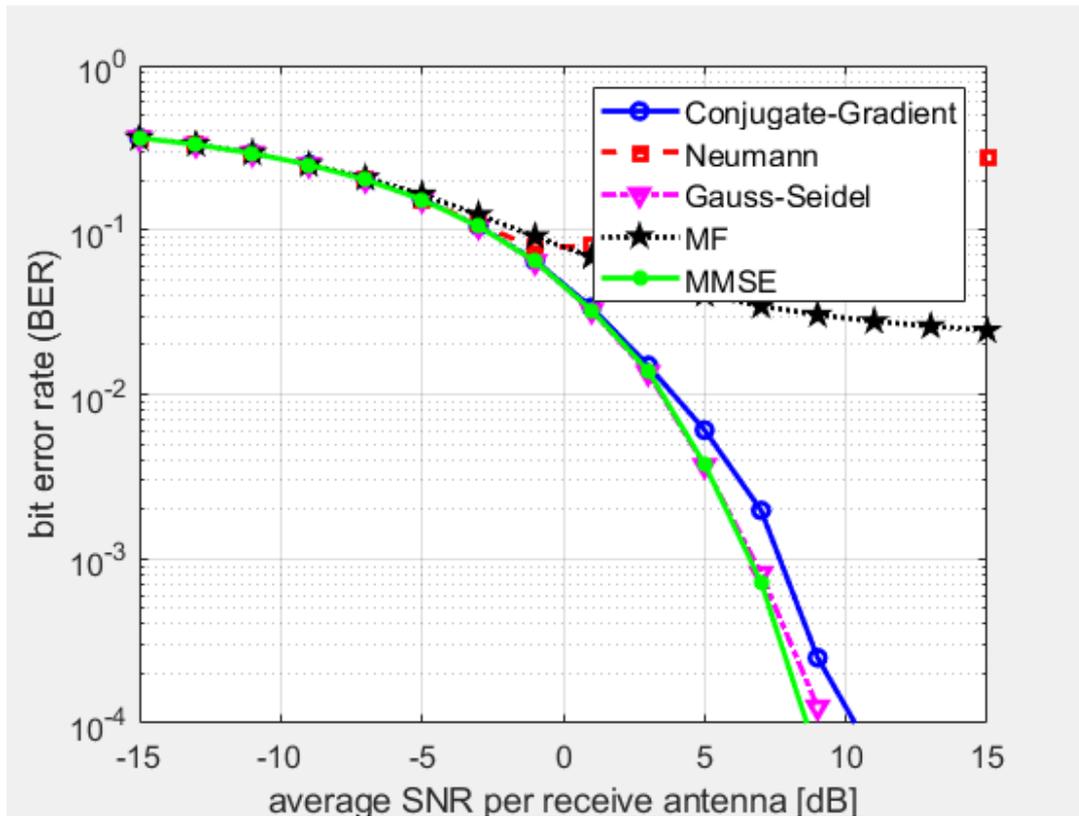
En générale comme sera prouvé par la suite dans les figures IV.1 et IV.2, plus on augmente le nombre d'antennes à la BS plus on améliore la performance de détecter et par conséquent l'efficacité spectrale.



(a)



(b)



(c)

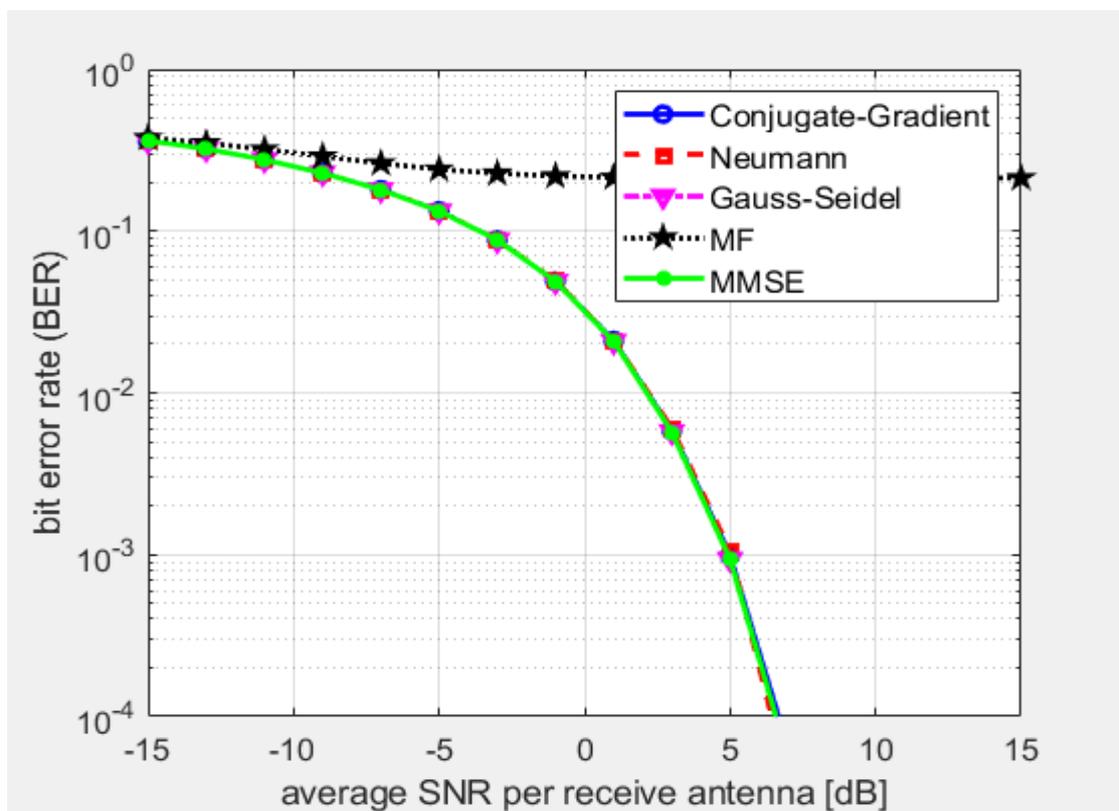
Figure IV.1 : Performances des détecteurs des systèmes MIMO massifs a) 128 antennes récepteurs BS, 32 antennes émetteurs avec la modulation BPSK b) 512 antennes récepteurs BS, 32 antennes émetteurs avec la modulation BPSK c) 64 antennes récepteurs BS, 32 antennes émetteurs avec la modulation BPSK.

Dans la figure IV.1a avec 128 antennes récepteurs BS, on remarque que, pour SNR = -5dB on obtient un TEB de moins de 10^{-1} dB pour tous les détecteurs mais au fil et à mesure que la valeur de SNR devient de plus en plus grand on constate que seulement MMSE et Gauss Seidel que montre des bonnes performances avec un TEB de 10^{-4} à 3dB SNR.

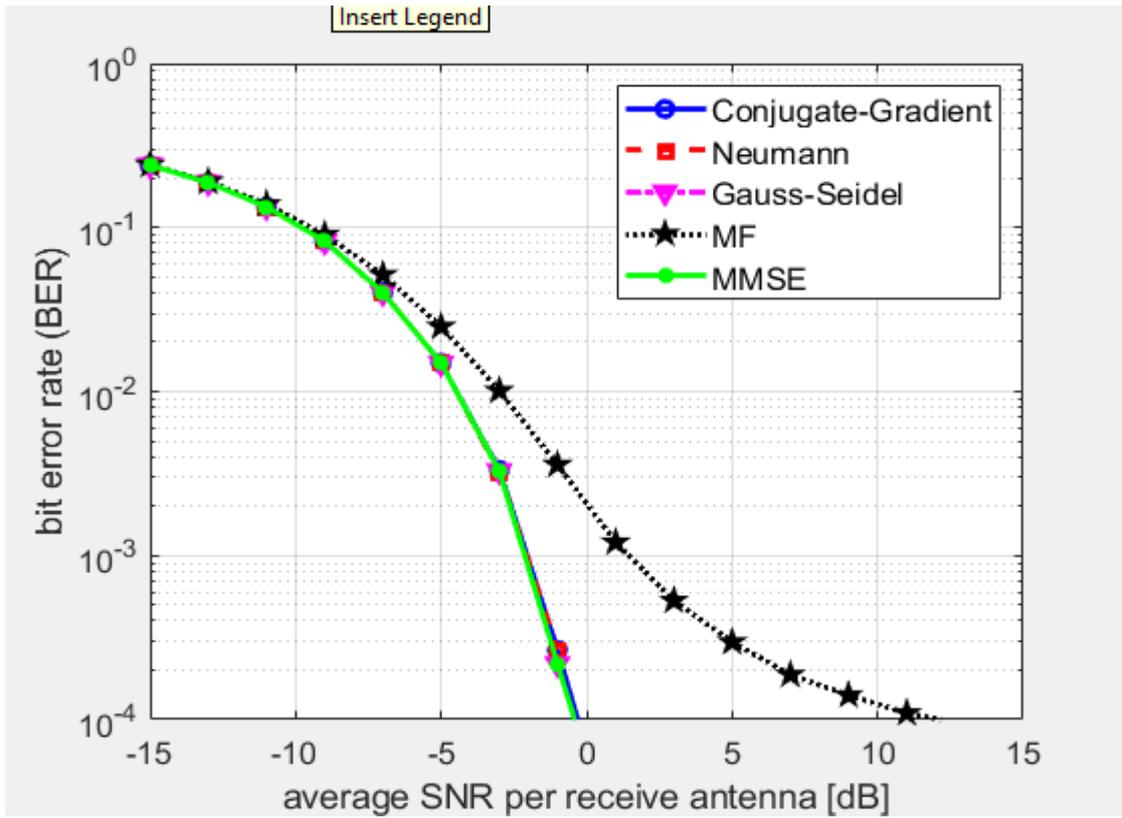
Dans la figure IV.1b avec 512 antennes récepteurs BS, on remarque que, pour SNR = -5dB on obtient un TEB de plus ou moins 10^{-3} dB pour tous les détecteurs . Il a eu une grande amélioration de performance par rapport à au cas de la figure IV.1a. On constate aussi que MF fonctionne correctement lorsque le nombre d'antennes d'utilisateurs est beaucoup plus petit que le nombre antennes de la BS et qui fournit une moins bonne performance par rapport aux détecteurs.

Dans la figure IV.1a avec 64 antennes récepteurs BS, on remarque que, pour SNR = -5dB on obtient un TEB de plus de 10^{-1} dB pour presque tous les détecteurs mais au fil et à mesure que la valeur de SNR devient de plus en plus grand on constate que seulement MMSE et Gauss Seidel que montre des bonnes performances avec un TEB de 10^{-4} à un valeur proche de 10 dB SNR.

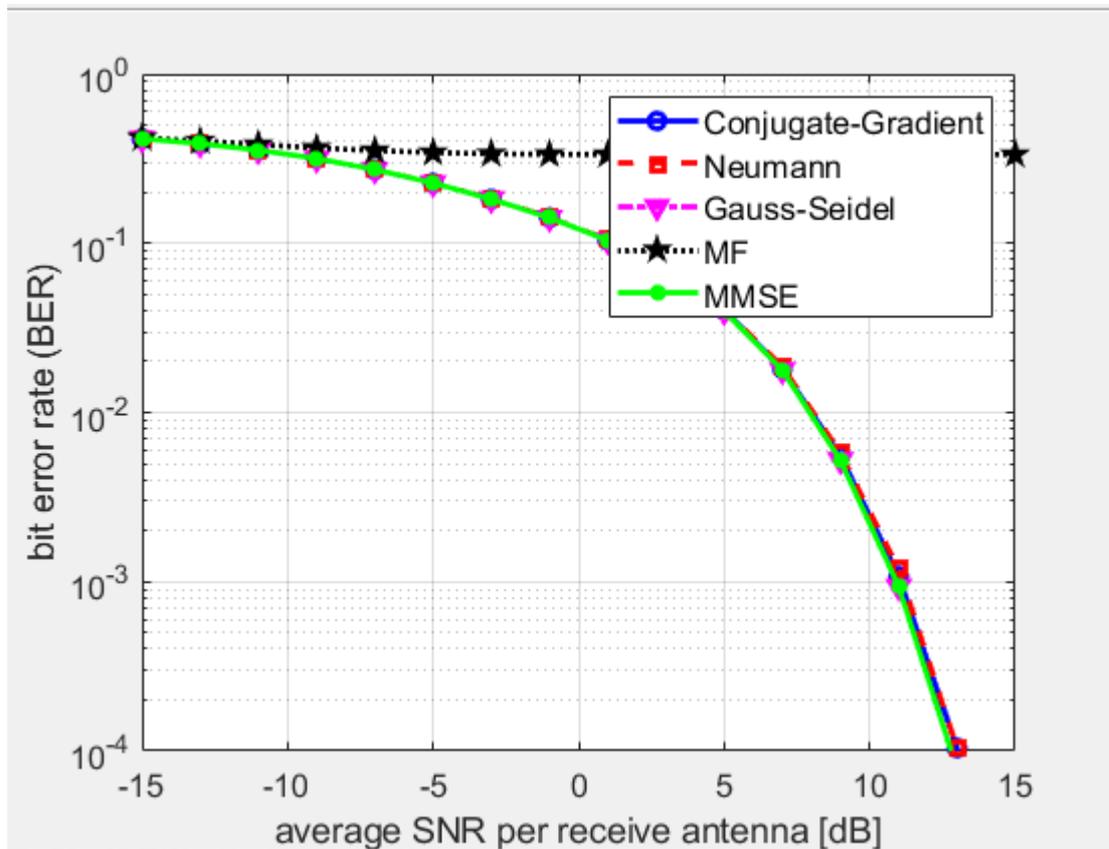
On conclut que plus le nombre d'antennes est important plus on gagne en terme de performances. Les détecteurs MMSE et Gauss Seidel sont celles qui nous donnent des meilleures performances.



(a)



(b)



(c)

Figure IV.2 : Performances des détecteurs des systèmes MIMO massifs a) 512 antennes récepteurs BS, 32 antennes émetteurs avec la modulation 16-QAM b) 512 antennes récepteurs BS, 32 antennes émetteurs avec la modulation QPSK c) 512 antennes récepteurs BS, 32 antennes émetteurs avec la modulation 64-QAM.

Dans la figure IV.2a avec la modulation 16-QAM, on remarque que, pour SNR = 5dB on obtient un TEB de plus ou moins 10^{-3} dB pour tous les détecteurs sauf MF.

Dans la figure IV.2b avec la modulation QPSK, on remarque que, pour SNR = 0dB on obtient un TEB de 10^{-4} dB pour tous les détecteurs sauf MF

Dans la figure IV.2c avec la modulation 64-QAM, on remarque que, pour SNR = 11dB on obtient un TEB de 10^{-3} dB pour tous les détecteurs sauf MF

On conclut que plus on augmente l'ordre de modulation plus la performance des détecteurs chute, cela est dû au fait que dans une modulation d'ordre supérieur, la distance entre les points diffusés distribués dans un diagramme de constellation est plus étroite. Et on a pu montrer que le détecteur MF est celui que nous donne des pires performances de détection. Dans l'annexe on peut trouver plus de détails sur MF.

MMSE et GAUSS SEIDEL sont les deux détecteurs qui ont donné les meilleurs résultats, et pour cette raison qu'on les a sélectionnés dans la prochaine étape qui est la reconnaissance automatique de type de modulation en utilisant le CNN.

IV.4 Reconnaissance automatique de type de modulation dans les systèmes massifs MIMO

Dans cette section, nous étudierons la reconnaissance automatique des types de modulations appartenant à l'ensemble $M = \{\text{BPSK, QPSK, 8-PSK, 16-QAM, 64-QAM, 256-QAM}\}$ en utilisant un réseau neuronal convolutif (CNN). Dans nos simulations nous générons l'ensemble des données, en utilisant l'ensemble des données générées comme données d'entraînement, nous entraînons un CNN pour la reconnaissance automatique de la modulation et nous testons ensuite le CNN.

IV.4.1 Génération de l'ensemble de données

Pour l'évaluation des performances de notre réseau CNN, nous générons un ensemble de données d'images de diagrammes de constellation à partir de 18 000 trames de six formats de modulation numérique par valeur de SNR allant de -10dB à 20dB avec un pas de 5 par Détecteur, dont 80 % sont utilisées pour l'entraînement, 10 % pour la validation et 10 % pour le teste. Nous utilisons les trames de l'entraînement et de validation pendant la phase de l'entraînement du réseau. La précision de la classification finale est obtenue en utilisant les trames de teste. Chaque trame a la taille de 1024 symboles.

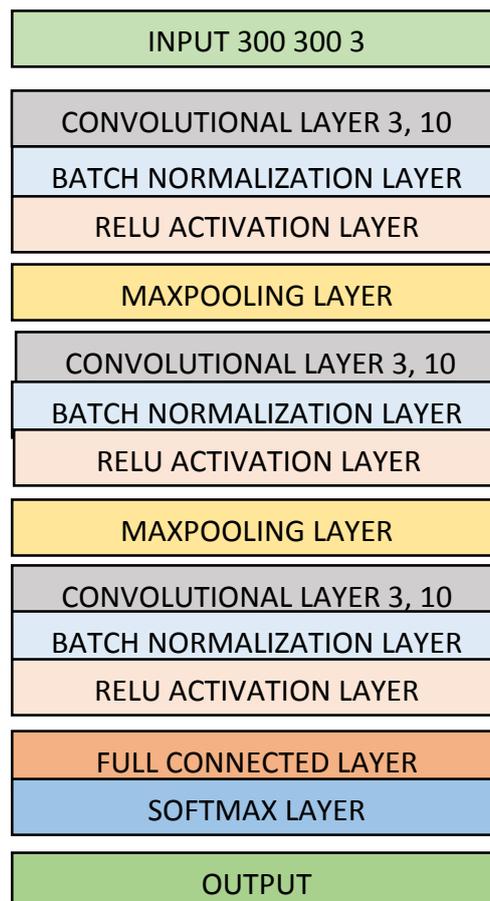
Pour la phase de l'entraînement on se limite à utiliser les données des détecteurs MMSE et Gauss Seidel seulement parce qu'ils ont démontré avoir la meilleure performance par rapport aux autres détecteurs.

Les paramètres de la Génération de l'ensemble de données sont résumés dans le tableau ci-dessous :

Tableau IV.2 : Les paramètres de la Génération de l'ensemble de données

Variable	Valeur
SNR[dB]	[-10 :5 :20]
Nombre de trames	3000 par modulation par SNR
Nombre d'antennes à la BS	64 antennes
Nombre d'utilisateurs	8 utilisateurs
Taille de la trame	1024
Type de modulation	BPSK, QPSK, 8-PSK, 16-QAM, 64-QAM, 256-QAM
Détecteurs	MF, MMSE, Gauss-Seidel, Neumann, Conjugate-Gradient
Nombre max d'interaction	3

IV.4.2 Architecture du réseau neuronal convolutif CNN utilisé.



Architecture de réseau neuronal convolutif

IV.4.3 Réseau neuronal convolutif (CNN) utilisé

Pour apprendre des types de modulation à partir d'une image de diagramme de constellation, l'architecture du réseau CNN utilisé est illustrée dans la section IV.2.3 qui se compose d'une couche d'entrée configurée par la taille de 300x300 3 pour être compatible avec la taille de l'image de diagramme de constellation, de trois couches de convolution avec 10 noyaux (kernels) de taille 3x3 et d'une couche entièrement connectée. Chaque couche de convolution, est suivie d'une couche batchnormalization, d'une couche d'activation d'unité linéaire rectifiée (ReLU) et d'une couche max pooling (sauf la dernière). La couche de sortie a une activation softmax.

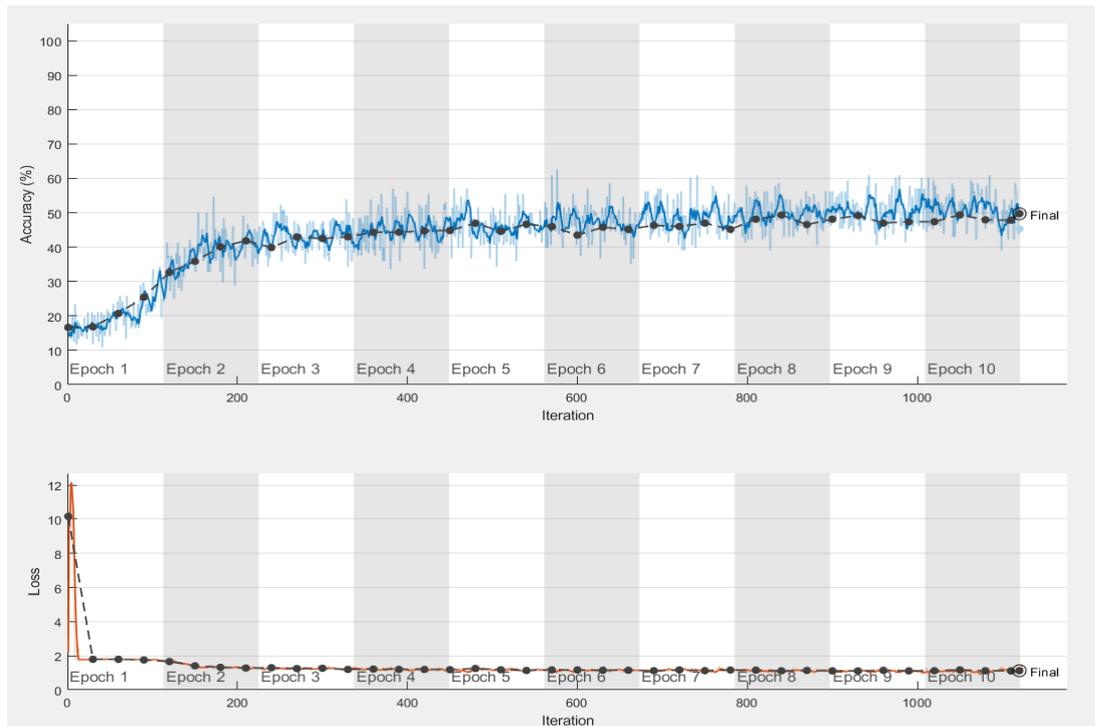
On a Configuré ensuite TrainingOptions à sgd pour utiliser un solveur SGDM avec le nombre maximal d'époques à 10, car un nombre plus élevé d'époques ne présente aucun avantage supplémentaire pour l'entraînement. Par défaut, la propriété " ExecutionEnvironment " est définie sur " auto ", ce qui signifie que la fonction trainNetwork utilise un GPU s'il est disponible ou le CPU, le taux d'apprentissage initial est défini à 0.01, le 'Plots' est défini sur 'training-progress' pour tracer la progression de l'apprentissage.

L'entraînement a pris environ 260 minutes par SNR par Détecteur. Les numéros 1, 2, 3, 4 ,5 et 6 dans la matrice de confusion désigne les types des modulations BPSK, QPSK, 8PSK, 16QAM, 64QAM et 256QAM respectivement.

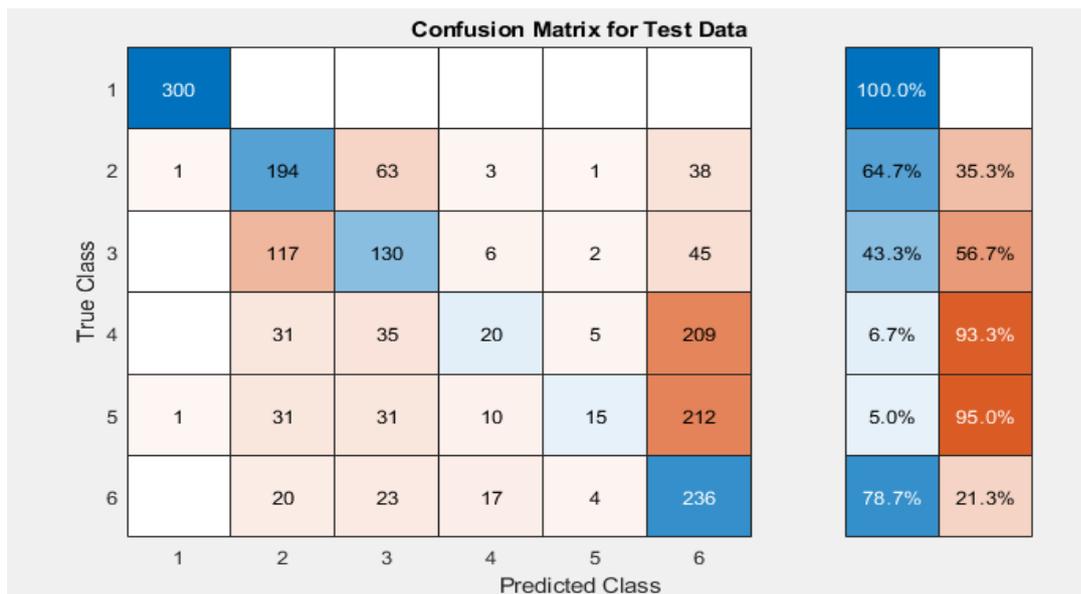
IV.4.4 Évaluation des performances

Dans notre simulation, nous présentons la précision de la classification de six formats de modulation, où les résultats numériques obtenus par la méthode de classification basée sur le CNN sont représentés sur deux figures. Dans une on observe le taux de précision (la précision est la mesure de l'exactitude de la prédiction de notre modèle par rapport aux données réelles.) et la perte (ou loss en anglais, est le résultat d'une mauvaise prédiction. Une perte est un nombre indiquant à quel point la prédiction du modèle était mauvaise sur un seul exemple). Dans l'autre on observe la matrice de confusion qui nous permet d'avoir plus des détails sur la classification. En général, le taux de classification augmente avec l'augmentation des niveaux de SNR.

Dans la figures (IV.3) on note que pour -10 dB , la modulation BPSK est parfaitement classée avec une précision de 100%, tandis que certaines d'entre elles atteignent incroyablement une précision supérieure à 64% , par exemple, QPSK avec 64.7% et 256-QAM avec 78.7%. On observe que le taux de classification, pour les restes de modulation continue à se dégrader avec l'augmentation de l'ordre de modulation, par exemple, 8-PSK est meilleur que 16-QAM d'environ 36.6% et 16QAM est supérieur à 64QAM d'environ 1.7%. Donc le taux moyen de classification atteint 49,72%. Dans une modulation d'ordre supérieur, la distance entre les points diffusés distribués dans une Diagramme de constellation est plus étroite. Évidemment, un système de communication sans fil peut atteindre un taux de transmission plus élevé avec une modulation d'ordre supérieur, mais la reconnaissance sera moins précise en raison de la vulnérabilité des points de constellation plus proches.

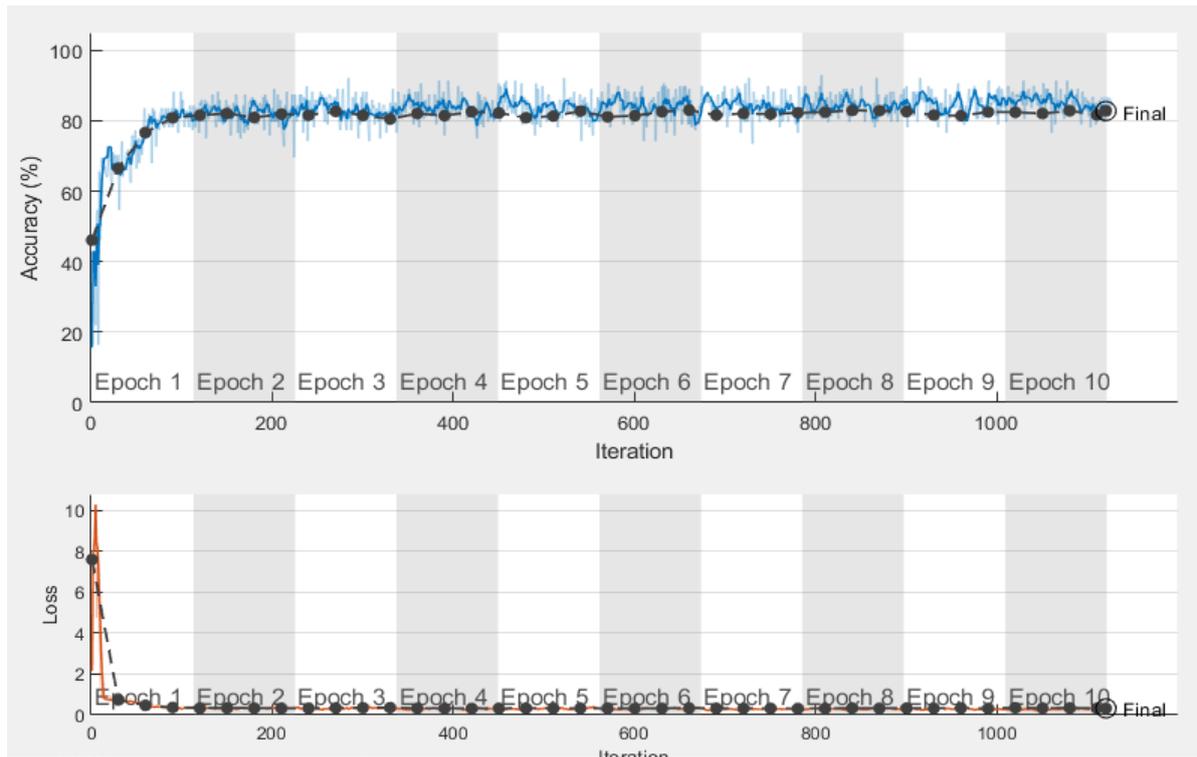


(a)

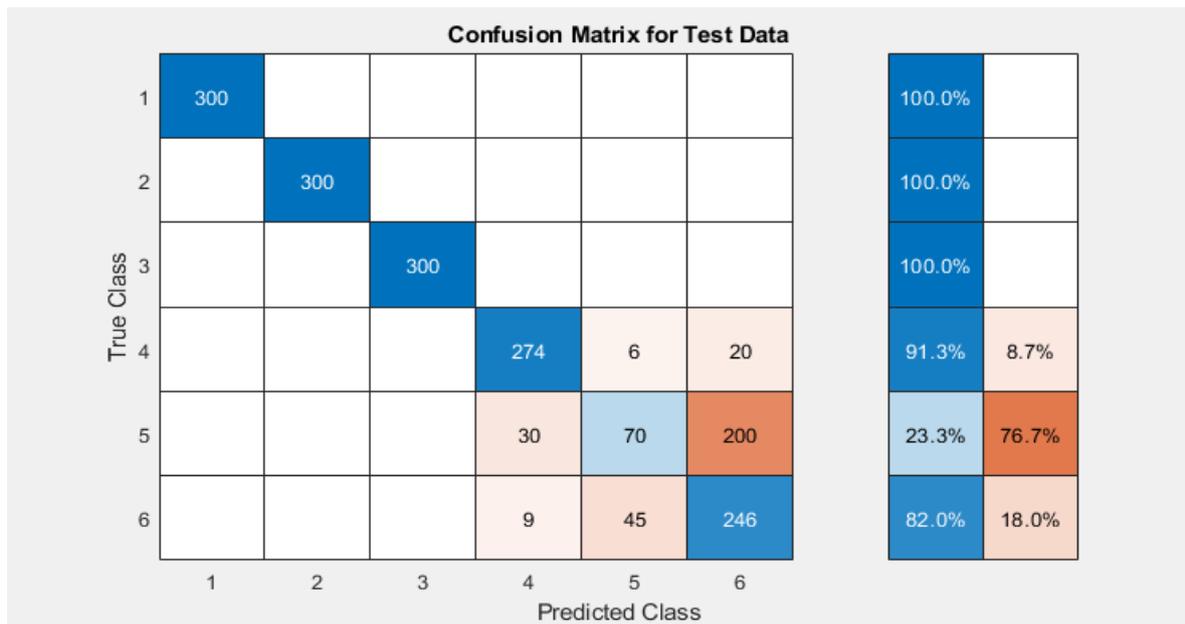


(b)

Figure IV.3: Classification automatique de type de modulation à $SNR = -10dB$ Pour le détecteur Gauss-Seidel a) L'évolution de l'entraînement du CNN b) Matrice de confusion du CNN

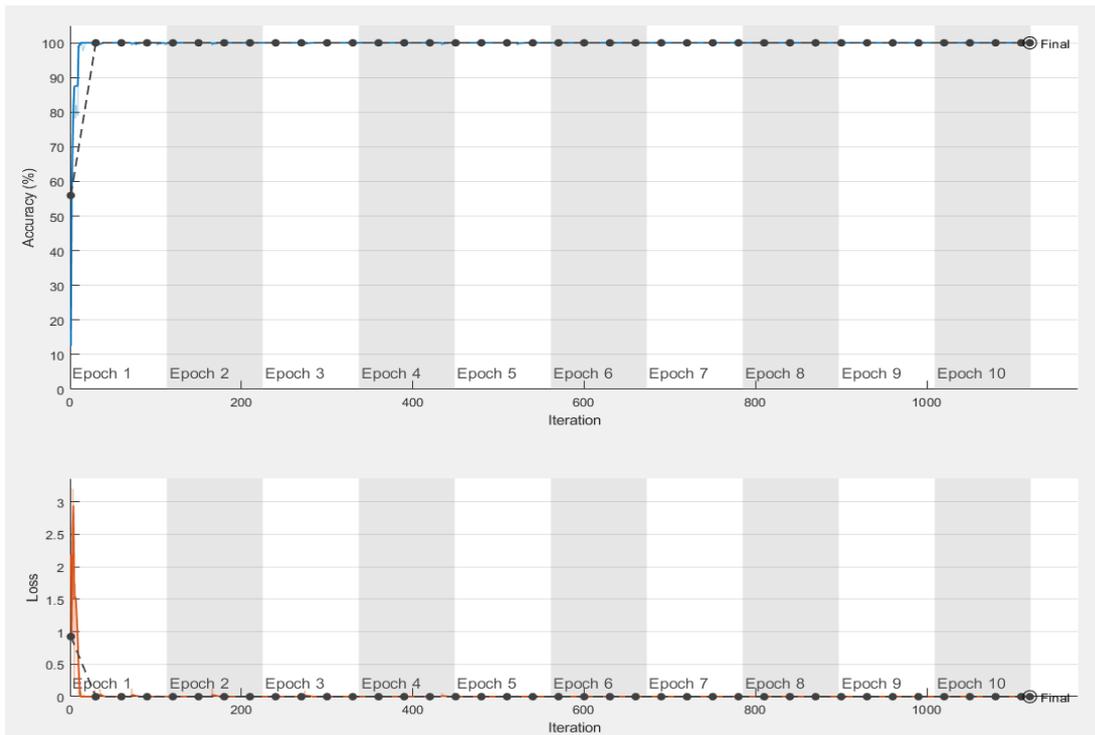


(a)

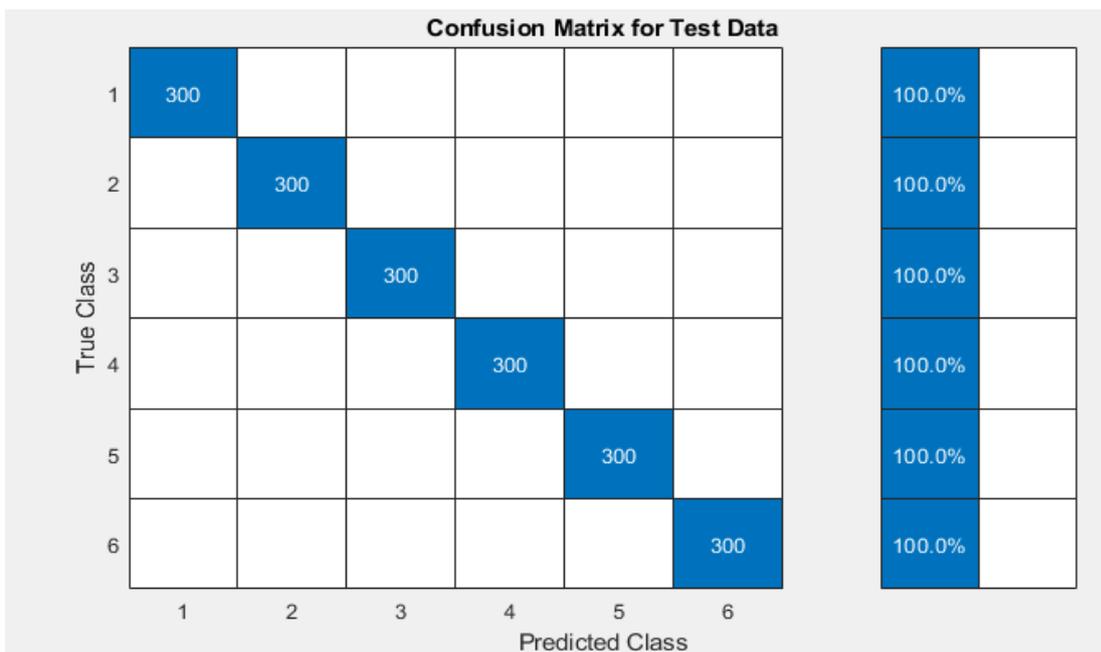


(b)

Figure IV.4: Classification automatique de type de modulation à $SNR = 0dB$ Pour le détecteur MMSE a) L'évolution de l'entraînement du CNN b) Matrice de confusion du CNN



(a)



(b)

Figure IV.5: Classification automatique de type de modulation à $SNR = 10dB$ Pour le détecteur Gauss-Seidel a) L'évolution de l'entraînement du CNN b) Matrice de confusion du CNN

Dans la figures (IV.4) on note que pour $SNR = 0 \text{ dB}$, les modulation BPSK, QPSK et 8-PSK est parfaitement classées avec une précision de 100%, tandis que certaines d'entre elles atteignent incroyablement une précision supérieure à 82% , par exemple, 16-QAM avec 91.3% et 256-QAM avec 82%. On observe que le taux de classification de 64-QAM est de 23.3%, cela est dû au fait qu'il est les ressemblances des trames avec celles de la modulation 256-QAM. Donc le taux moyen de classification atteint 82.78 %.

Dans la figures (IV.5), il est intéressant de noter que de nombreuses modulations sont parfaitement classées à 0 dB SNR avec une précision de 100% .

Les résultats pour les valeurs de SNR et les résultats du Détecteur MF non présenté dans ce chapitre se trouve figuré dans l'annexe.

IV.4.5 L'évolution de la précision de classification de type de modulation en fonction du SNR pour chaque Détecteur

La figure IV.6 démontre mieux l'évolution de la précision de classification de type de modulation en fonction du SNR pour chaque Détecteur, est comme l'on peut observer on atteint des meilleures précisions avec MMSE et Gauss Seidel qui nous donne des précisions de 100% à partir d'une valeur de SNR égale à 10 dB.

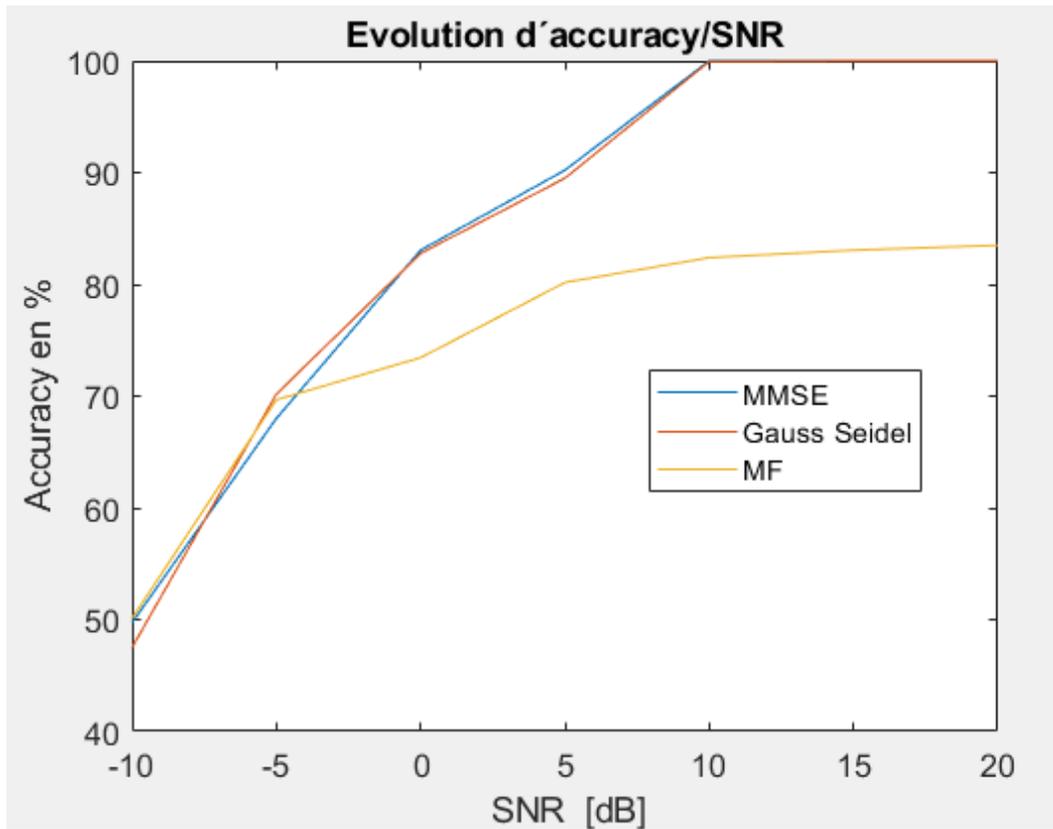


Figure IV.6 : L'évolution de la précision de classification de type de modulation en fonction du SNR pour chaque Détecteur

IV.5 Conclusion

Nous avons présenté au cours du présent chapitre, l'évaluation des performances des détecteurs de Systèmes MIMO massifs et l'évaluation des précisions de la méthode de reconnaissance automatique du type de modulation basé sur les CNN pour les différentes valeurs de SNR. On a démontré à travers les simulations que les détecteurs MMSE et Gauss-Seidel donnent les meilleures performances et qu'on peut atteindre une précision de 100% de reconnaissance automatique de type de modulation avec ses détecteurs pour des valeurs de SNR acceptables.

CONCLUSION GÉNÉRALE

La reconnaissance automatique de type de modulation numérique consiste à classifier, au niveau du récepteur d'une chaîne de transmission, la constellation à laquelle appartiennent les symboles du message transmis. Cette reconnaissance est nécessaire dans de nombreux systèmes de communication, en particulier la radio cognitive.

Avec le développement rapide de la science et de la technologie, la demande des gens concernant le nombre de dispositifs sans fil, le taux de transmission des données et la fiabilité augmente progressivement. La technologie de communication mobile de 5ème génération, 5G, est également progressivement popularisée. Afin de répondre aux exigences de performance de la 5G avec une haute fiabilité et une grande capacité, la technologie MIMO (multiple-input multiple output) à grande échelle est adoptée dans la station de base. Elle déploie des réseaux d'antennes à grande échelle pour améliorer de façon exponentielle l'efficacité du spectre et l'efficacité énergétique, qui est devenue l'une des technologies clés de la 5G.

L'objectif de ce projet de fin d'études est d'étudier les performances de la classification automatique de type de modulation dans un contexte des systèmes MIMO massifs. Ces performances sont étudiées en faisant une étude de la méthode de reconnaissance de type de modulation basée sur le réseau neuronal convolutif (CNN).

Dans le premier chapitre, une description détaillée du système de communication numérique est présentée. Elle est suivie d'une introduction sur la technologie de la radio cognitive et de son concept principal qu'est la détection spectre. Le chapitre est clôturé en exposant le rôle de la détection de modulation dans les radios cognitives.

Le deuxième chapitre présente les MIMO massifs, son concept, les techniques d'estimation du canal et les méthodes de détections appliqué dans ces systèmes.

Le troisième chapitre concerne la reconnaissance automatique de type de modulation, les deux grandes méthodes de la reconnaissance de type de modulation sont présentées : LB et FB. Nous avons aussi présenté les limitations de ces méthodes et ensuite proposé une méthode de reconnaissance de type de modulation basé sur le CNN

Le dernier chapitre présente les résultats obtenus lors des simulations. Les simulations ont été faites en deux parties : La première partie consiste à évaluer les performances de

systèmes MIMO massifs et la deuxième consiste à évaluer les performances de la méthode de classification de type de modulation basé sur le CNN.

Comme perspectives à ce travail, nous envisageons d'explorer les aspects suivants :

- Étude d'impact de variation de nombre d'antennes dans la reconnaissance de type de modulation basé sur le CNN
- Étude comparative du classifieur basé sur le CNN et les classifieurs classiques tels que : SVM, KNN, DT, ...etc.
- Résoudre le problème de confusion entre les modulations pour les faibles valeurs de SNR
- Explorer des architectures plus approfondies des CNN

RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- [1] Krouk, E. & Semenov, S. (2011). *Modulation and coding techniques in wireless communications*. United Kingdom: Wiley
- [2] [Larousse](https://www.larousse.fr/dictionnaires/francais/modulation/51977): “modulation», [En ligne] consulté le 27 avr. 22 <https://www.larousse.fr/dictionnaires/francais/modulation/51977>
- [3] International Series in Operations Research & Management Science. (2014). “*Wireless Network Design: Optimization Models and Solution Procedures*”. Springer. Vol. 158
- [4] Naseem, Z. Nausheen, I. & Mirza, Z. *Propagation models for wireless communication system*. International Research Journal of Engineering and Technology (IRJET) e-ISSN: 2395-0056 Volume: 05 Issue: 01. Jan-2018
- [5] Bouchoul, Affane. Identification automatique de type de modulation dans les réseaux à relais bidirectionnels. Mémoire de Master Université des Sciences et de la Technologie Houari Boumediene. 2020
- [6] Younes Aimer. Étude des performances d’un système de communication sans fil à haut débit. Réseaux et télécommunications [cs.NI]. Université de Poitiers ; Université Dr Moulay Tahar de Saïda (Algérie), 2019. Français.
- [7] EL GHZAOUI, M. & MESTOUI, J. Channel Characterization and CE-OFDM modulation for Terahertz System. Article en ligne. Consulté le 27 avr. 22 <https://www.researchgate.net/publication/354762900>
- [9] Trari t. A. & Tahri a. L’estimation de canal pour les systèmes mimo massif. Mémoire master. Réseaux de télécommunications. Université abou bakr belkaid – tlemcen. 2020
- [10] Dbpedia. Channel state information. Consulté le 27 avr. 22 https://dbpedia.org/page/Channel_state_information
- [11] Curran,Ke. O’Callaghan,G. & McCullough F. Cognitive Radio. Computer and Information Science. January 2009 <https://www.researchgate.net/publication/42385629>

- [12] Dutta, S. & Arora, K. (2017). Review On Cognitive Radio. International Journal of Engineering Technology, Management and Applied Sciences. April 2017, Volume 5 Issue 4, ISSN 2349-4476
- [13] Ramesha, K. & Raja, K. B. gram-schmidt orthogonalization based face recognition using dwt. International Journal of Engineering Science and Technology (IJEST). Vol. 3 No. 1 Jan 2011
- [14] Zhao, L., Zhao, H., Zheng, K. & Xiang, W. (2018). Massive MIMO in 5G Networks: Selected Applications. Springer
- [15] Zerrouki el-Hadj, «Application de la technologie MIMO dans les réseaux WI-FI». Thèse de Magister en Télécommunications, Université ABOU-BEKR BELKAÏD, Tlemcen2006.
- [16] Hussain, S. S., Yaseen, S. M. & Barman, K. *An overview of massive MIMO system in 5g.* I J C T A, 9(11) 2016, pp. 4957-4968 <https://www.researchgate.net/publication/311795558>
- [17] Marzetta, T. L., Larsson E. G., Yang H. & Ngo H. Q. (2016). *Fundamentals of Massive MIMO*. New York : Cambridge University Press
- [18] Albreem, M. A., Juntti, M. & Shahabuddin, S. *Massive MIMO Détection Techniques: A Survey.* Journal of latex class files, vol. 14, no. 8, August 2018
- [19] Borges, D.; Montezuma, P.; Dinis, R.; Beko, M. Massive MIMO Techniques for 5G and Beyond— Opportunities and Challenges. *Electronics* **2021**, *10*, 1667. <https://doi.org/10.3390/electronics10141667>
- [20] Abdelfatah M., ElSayed, S. & Zekry A. *A Study on the Basics Processes of Massive MIMO.* Journal of Communications. Vol. 17, No. 3, March 2022
- [21] A. P. Guevara, C. M. Chen, and S. Pollin, “Partial Multi-cell MMSE vector combining to reduce computational cost for massive MIMO systems,” in *Proc. IEEE International Conference on Communications (ICC)*, May 2019.
- [22] K. Li, X. Song, M. O. Ahmad, and M. N. S. Swamy, “An improved multicell MMSE channel estimation in a massive MIMO system,” *International Journal of Antennas and Propagation*, May 2014.

- [23] E. Björnson, J. Hoydis, and L. Sanguinetti, “Massive MIMO networks: Spectral, energy, and hardware efficiency,” *Foundations and Trends in Signal Processing*, vol. 11, pp. 158-350, 2017.
- [24] A. P. Guevara, C. M. Chen, and S. Pollin, “Hardware and spectrum sharing for distributed massive MIMO,” in *Proc. IEEE 52nd Asilomar Conference on Signals, Systems, and Computers*, February 2019.
- [25] S. Sun and T. S. Rappaport, “Channel modeling and multicell hybrid beamforming for fifth-generation millimeterwave wireless communications,” Nyu Wireless TR 2018-001, Technical Report, Tondon School of Engineering, May 2018, pp. 59-61.
- [26] H. Tataria, “Analysis of multiuser cellular systems over heterogeneous channels,” Victoria University of Wellington, New Zealand, March 2017, pp. 59-68.
- [27] Zhou, Q., Zhang, R., Mu, J., Zhang, H., Zhang, F. & Jing X. “AMCRN: Few-Shot Learning for Automatic Modulation Classification”. 2022. <https://www.researchgate.net/publication/357040102>
- [28] O. A. Dobre, A. Abdi, Y. Bar-Ness, and W. Su, “Survey of automatic modulation classification techniques: classical approaches and new trends,” *IET Commun.*, vol. 1, no. 2, pp. 137-156, Apr. 2007.
- [29] MR Bahloul, MZ Yusoff, AH Abdel-Aty and MNM Saad, “An Efficient Likelihood-Based Modulation Classification Algorithm for MIMO Systems,” May.2016.
- [30] Wang, N.; Liu, Y.; Ma, L.; Yang, Y.;Wang, H. Multidimensional CNN-LSTM Network for Automatic Modulation Classification. *Electronics* **2021**, *10*, 1649. <https://doi.org/10.3390/electronics10141649>
- [31] Wen,W.; Mendel, J.M. Maximum-likelihood classification for digital amplitude-phase modulations. *IEEE Trans. Commun.* 2000, *48*, 189–193.
- [32] Panagiotou, P.; Anastasopoulos, A.; Polydoros, A. “Likelihood ratio tests for modulation classification. In Proceedings of the Military Communications Conference”. Los Angeles, CA, USA, 22–25 October 2000; Volume 2, pp. 670–674.

- [33] Hameed, F.; Dobre, O.; Popescu, D. “On the likelihood-based approach to modulation classification”. IEEE Trans. Wirel. Commun 2009, 8, 5884–5892.
- [34] Ali Abdi , Octavia A. Dobre, Rahul Choudhry , Yeheskel Bar-Ness, & Wei Su. « modulation classification in fading channels using antenna arrays ». [online] <https://web.njit.edu/~abdi/conf%20papers%20before%202007/1137.pdf>
- [35] S. Z. Hsue, S. S. Soliman, “Automatic Modulation Recognition using zero-crossing,” IEEE Proc., vol.137, No.6, pp.459–464, Dec. 2009.
- [36] L. De Vito and S. Rapuano, “Validating a method for classifying digitally modulated signals,” Measurement, vol. 42 issue 3, pp. 427- 435, April, 2009.
- [37] E. E. Azzouz, A. K. Nandi, Automatic identification of digital modulation types. Signal Process. 47(1), 55–69 (1995)
- [38] J. J. Popoola, R. van Olst, A novel modulation-sensing method. IEEE Veh. Technol. Mag. 6(3), 60–69 (2011)
- [39] J. Liu, Q. Luo, A novel modulation classification algorithm based on daubechies5 wavelet and fractional fourier transform in cognitive radio (IEEE, 2012), pp. 115–120. <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/6511199>
- [40] Y. Lv, Y. Liu, F. Liu, J. Gao, K. Liu, G. Xie, in Computer and Information Technology (CIT), 2014 IEEE International Conference On. Automatic modulation recognition of digital signals using CWT based on optimal scales (IEEE, 2014), pp. 430–434. <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/6984692>
- [41] D. Das, A. Anand, P. K. Bora, R. Bhattacharjee, in Signal Processing and Communications (SPCOM), 2016 International Conference On. Cumulant based automatic modulation classification of QPSK, OQPSK, $\pi/4$ -QPSK and 8-PSK in MIMO environment (IEEE, 2016), pp. 1–5. <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/7439996>
- [42] A. Hazza, M. Shoaib, A. Saleh, A. Fahd, Robustness of digitally modulated signal features against variation in HF noise model. EURASIP J. Wirel. Commun. Netw. 2011(1), 24 (2011)

- [43] Alharbi Hazza , Mobien Shoaib , Saleh A. Alshebeili, Alturki Fahad. An Overview of Feature-Based Methods for Digital Modulation Classification. [En ligne]. <https://www.researchgate.net/publication/257945744>
- [44] Siyang Zhou , Zhendong Yin, Zhilu Wu, Yunfei Chen & Nan Zhao A robust modulation classification method using convolutional neural networks. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing. (2019)
- [45] G. P. Zhang, “Neural networks for classification: a survey,” *IEEE Trans. Syst., Man and Cyber.*, vol. 30, no. 4, pp. 451-462, 2000.
- [46] J. Li, C. He, J. Chen, and D. Wang, “Automatic Digital Modulation Recognition Based on Euclidean Distance in Hyperspace,” *IEICE Trans. Commun.*, vol. E89-B, NO. 8, 2006
- [47] A. K. Nandi, and E. E Azzouz, “Algorithms for Automatic Modulation Recognition of Communication Signals,” *IEEE Trans. Commun.*, vol. 46, pp. 431-436, 1998.
- [48] O. A. Dobre, A. Abdi, Y. Bar-Ness, and W. Su, “Cyclostationary-based blind classification of analog and digital modulations,” in *Proc. MILCOM*, Washington, D.C., Oct. 2006, pp. 1-7.
- [49] J.J. Popoola, R. van Olst, “A Novel Modulation-Sensing Method,” *IEEE Vehicular Tech. Mag.*, vol.6, no.3, pp.60-69, Sept. 2011
- [50] X. Zhou, Y. Wu, B. Yang, “Signal Classification Method Based on Support Vector Machine and High-Order Cumulants,” Scientific research, *Wireless Sensor Networks*, No. 2, pp. 48-52, Nov. 2009.
- [51] Asad Hussain, Sajjad Ahmed Ghauri, M. Farhan Sohail, Sheraz A. Khan & Ijaz Mansoor Qureshi. KNN based classification of digital modulated signals. IIUM Engineering Journal, Vol. 17, No. 2, 2016
- [52] O’Shea, T.J.; Corgan, J.; Clancy, T.C. Convolutional Radio Modulation Recognition Networks. In Proceedings of the International Conference on Engineering Applications of Neural Networks; Springer: Cham, Switzerland, 2016.

- [53] O. A. Dobre, A. Abdi, Y. Bar-Ness, and W. Su, "Survey of automatic modulation classification techniques: classical approaches and new trends," *IET Communications*, vol. 1, no. 2, pp. 137–156, 2007.
- [54] J. Zhang, D. Cabric, F. Wang, and Z. Zhong, "Cooperative modulation classification for multipath fading channels via expectation-maximization," *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 16, no. 10, pp. 6698–6711, 2017.
- [55] E. Nachmani, Y. Bachar, E. Marciano, D. Burshtein, and Y. Be'ery, "Near maximum likelihood decoding with deep learning," 2018, <https://arxiv.org/abs/1801.02726>.
- [56] T. J. O'Shea, N. West, and M. Vondal, "Semi-supervised radio signal identification," in *Proceedings of the IEEE International Conference on Advanced Communication Technology*, Bongpyeong, South Korea, February 2017.
- [57] Peng Wu, Bei Sun, Shaojing Su, Junyu Wei, Jinhui Zhao, and Xudong Wen. Automatic Modulation Classification Based on Deep Learning for Software-Defined Radio. *Hindawi Mathematical Problems in Engineering* Volume 2020, Article ID 2678310, 13 pages <https://doi.org/10.1155/2020/2678310>
- [58] Siyang Zhou, Zhendong Yin, Zhilu Wu, Yunfei Chen, Nan Zhao and Zhutian Yang. A robust modulation classification method using convolutional neural networks. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing* (2019) 2019:21 <https://doi.org/10.1186/s13634-019-0616-6>
- [59] H. Tayakout, K. Ghanem and H. Bousbia-Salah, "Automatic modulation classification for D-STBC cooperative relaying networks," in *IEEE Wireless Communications Letters*, vol. 7, no. 5, pp. 780-783, 2018.
- [60] H. Tayakout, K. Ghanem and H. Bousbia-Salah, "On Classifiers for Feature-Based Automatic Modulation Recognition over D-STBC Cooperative Networks," 2019 *IEEE International Symposium on Antennas and Propagation and USNC-URSI Radio Science Meeting*, pp. 1839-1840, 2019.

- [61] H. Tayakout, E. Boutellaa and F. Z. Bouchibane, "On the Robustness of Digital Modulation Recognition for Cooperative Relaying Networks under Imperfect CSI," 2022 7th International Conference on Image and Signal Processing and their Applications (ISPA), pp. 1-6, 2022.

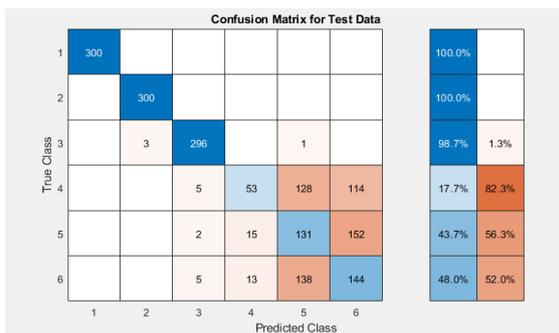
ANNEXE A :

A.1 LA MATRICE DE CONFUSION

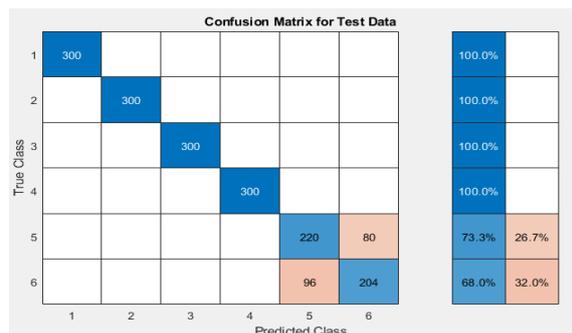
Dans cette section nous présentons quelques matrices de confusion de trois détecteurs pour les différentes valeurs de SNR étudiés pour la reconnaissance automatique de type de modulation dans les systèmes MIMO massifs.

Matrice de confusion

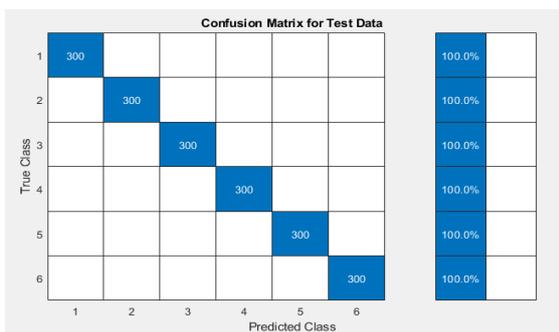
Une matrice de confusion est une matrice $N \times N$ utilisée pour évaluer la performance d'un modèle de classification, où N est le nombre de classes cibles. La matrice compare les valeurs réelles de la cible avec celles prédites par le modèle d'apprentissage automatique. Cela nous donne une vue d'ensemble de la performance de notre modèle de classification et des types d'erreurs qu'il commet.



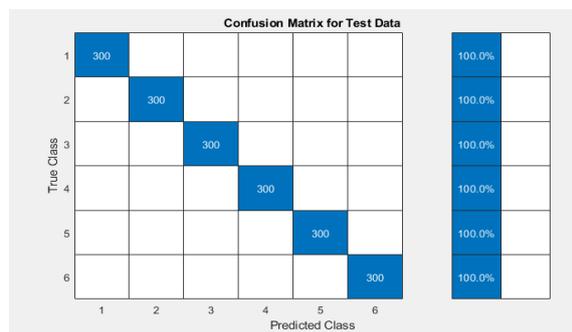
SNR = -5dB , Gauss Seidel



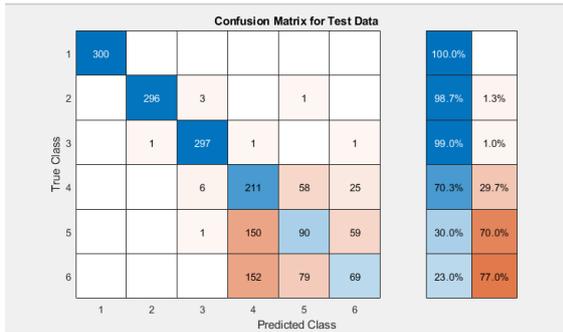
SNR = 5dB , Gauss Seidel



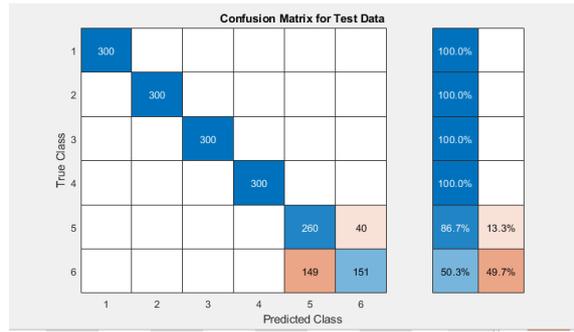
SNR = 15dB , Gauss Seidel



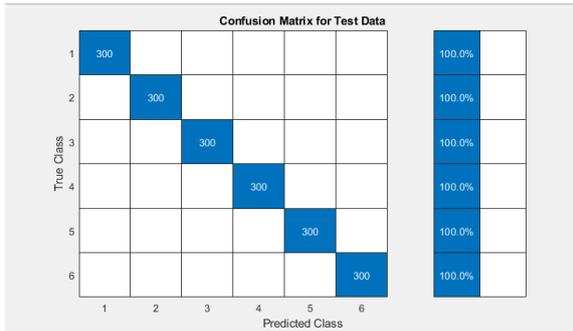
SNR = 20dB , Gauss Seidel



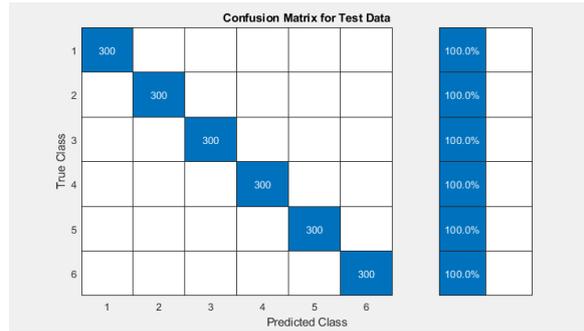
SNR = -5dB , MMSE



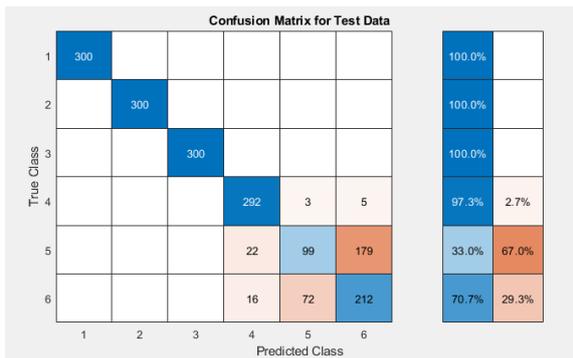
SNR = 5dB , MMSE



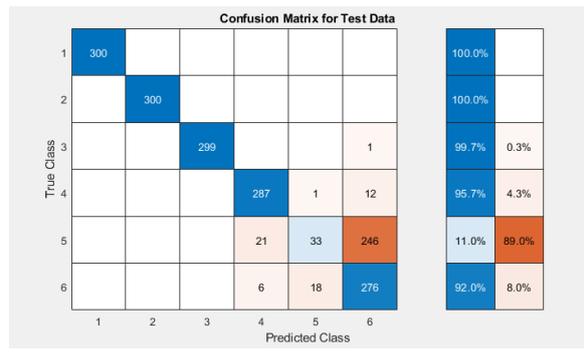
SNR = 15dB , MMSE



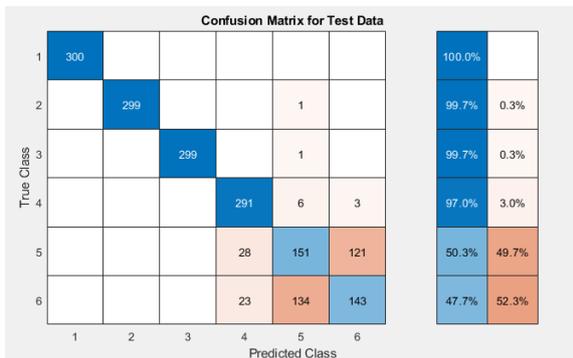
SNR = 20dB , MMSE



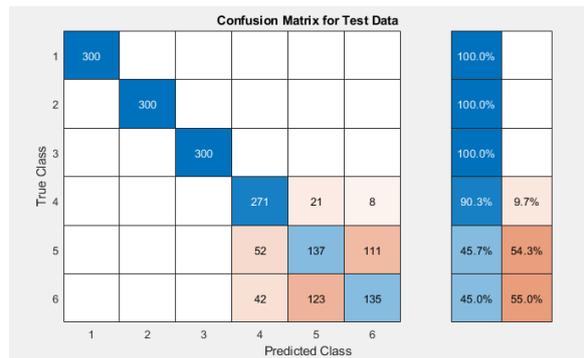
SNR = 20dB , MF



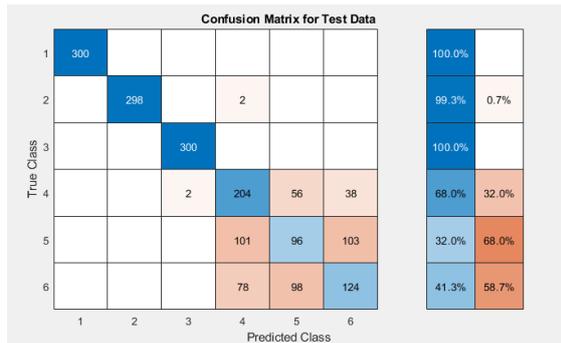
SNR = 15dB , MF



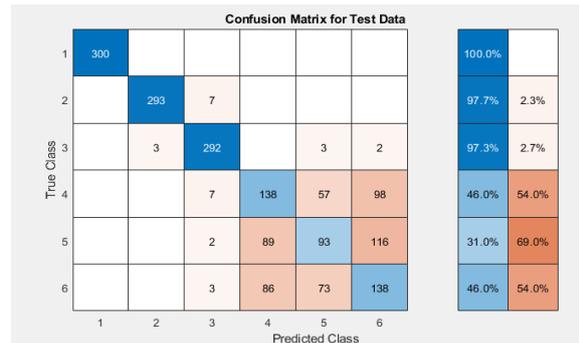
SNR = 10dB , MF



SNR = 5dB , MF



SNR = 0dB , MF



SNR = -5dB , MF

A.2 PRECISION ET PERTE

Dans cette section nous présentons quelques graphes de précision et perte de trois détecteurs pour les différentes valeurs de SNR étudiés pour la reconnaissance automatique de type de modulation dans les systèmes MIMO massifs.

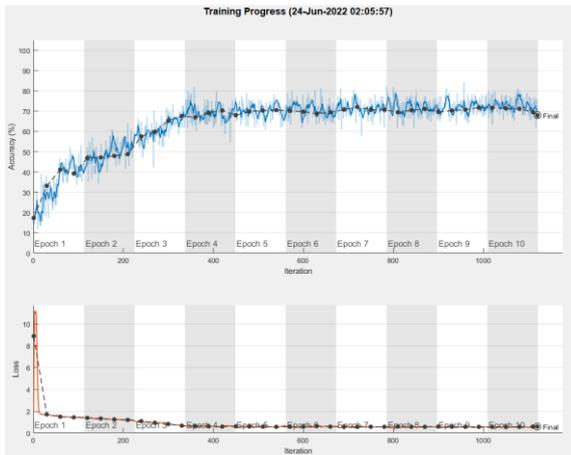
Précision (Accuracy)

La précision est une méthode permettant de mesurer les performances de notre modèle de classification automatique de type de modulation. Elle est généralement exprimée en pourcentage. La précision est le nombre de prédictions pour lesquelles la valeur prédite est égale à la valeur réelle. Elle est binaire (vrai/faux) pour un échantillon particulier. La précision est souvent représentée graphiquement et contrôlée pendant la phase de l'entraînement, bien que la valeur soit souvent associée à la précision globale ou finale du modèle. La précision est plus facile à interpréter que la perte.

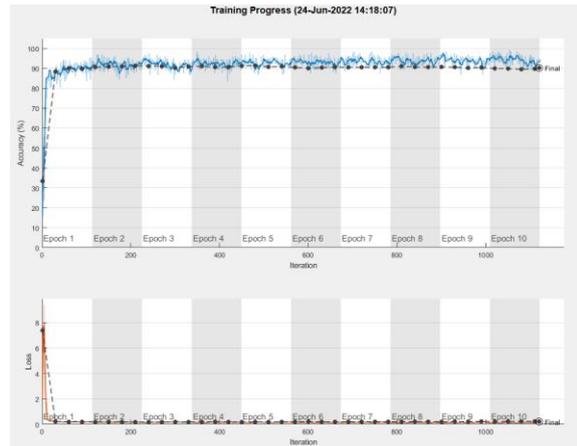
Perte (Loss)

Une fonction de perte, également appelée fonction de coût, prend en compte les probabilités ou l'incertitude d'une prédiction en fonction de l'écart entre la prédiction et la valeur réelle. Cela nous donne une vision plus nuancée de la performance du modèle.

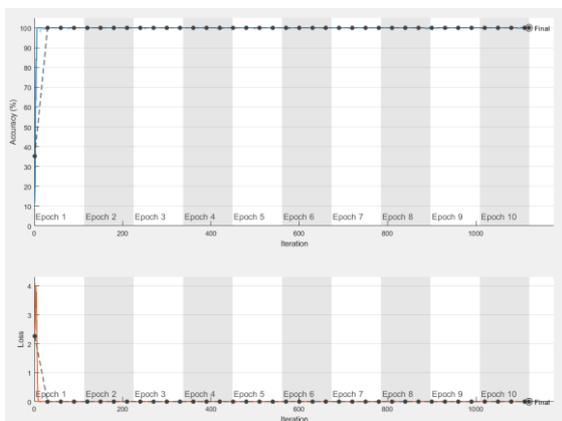
Contrairement à la précision, la perte n'est pas un pourcentage il s'agit de la somme des erreurs commises pour chaque échantillon des ensembles de formation ou de validation. La perte est souvent utilisée dans le processus de l'entraînement pour trouver les "meilleures" valeurs de paramètres pour le modèle (par exemple, les poids dans un réseau neuronal). Au cours du processus de l'entraînement, l'objectif est de minimiser cette valeur.



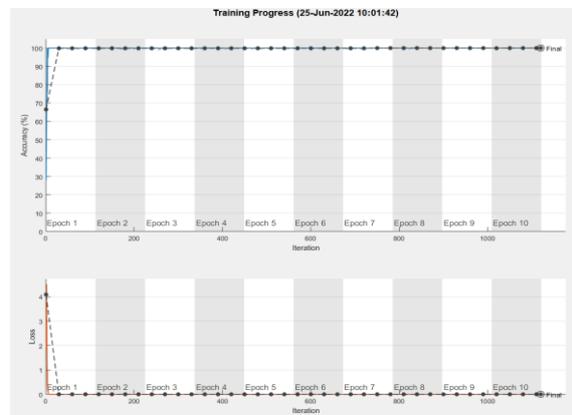
SNR = -5dB , Gauss Seidel , 68.00%



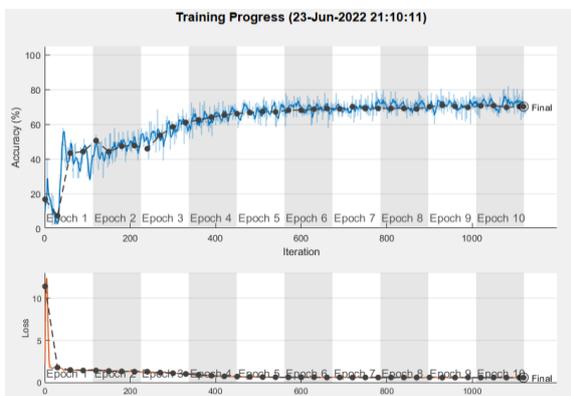
SNR = 5dB , Gauss Seidel, 90.22%



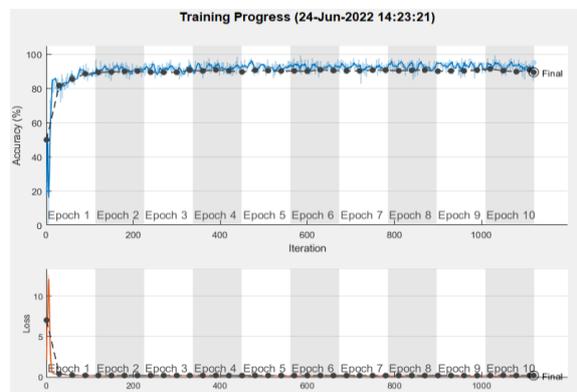
SNR = 15dB , Gauss Seidel, 100.00%



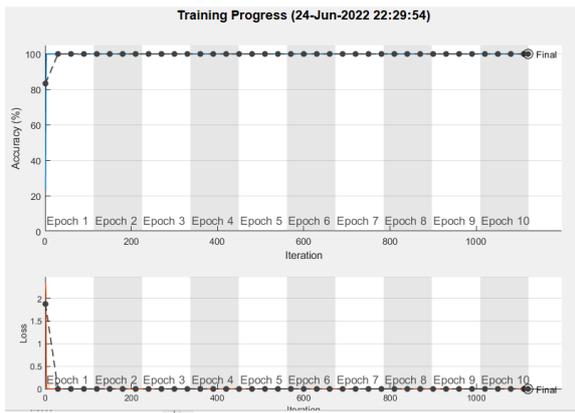
SNR = 20dB , Gauss Seidel, 100.00%



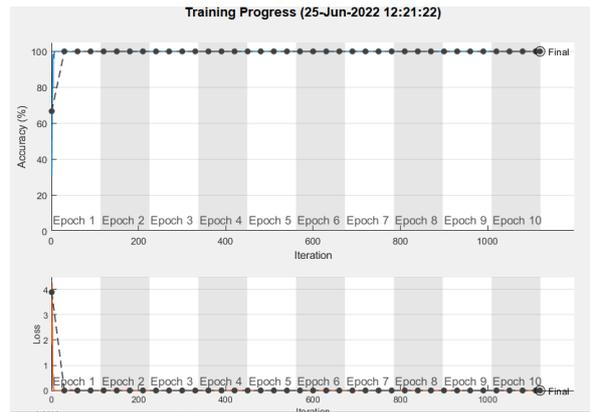
SNR = -5dB , MMSE, 70.17 %



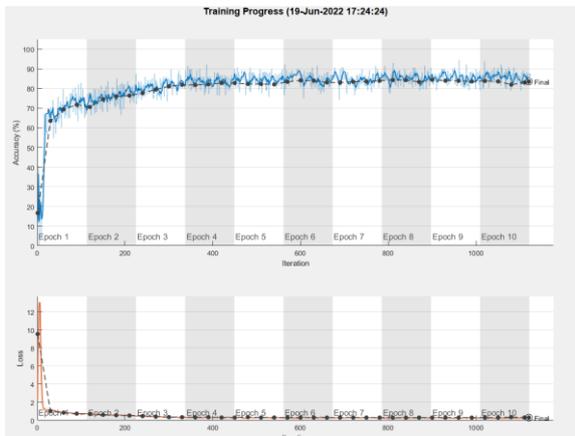
SNR = 5dB , MMSE, 89.50 %



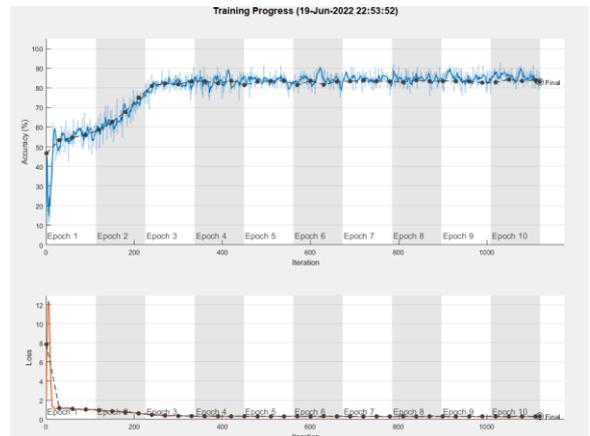
SNR = 15dB , MMSE, 100.00%



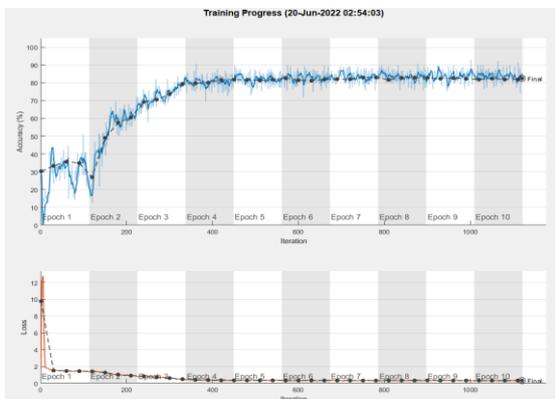
SNR = 20dB , MMSE, 100.00%



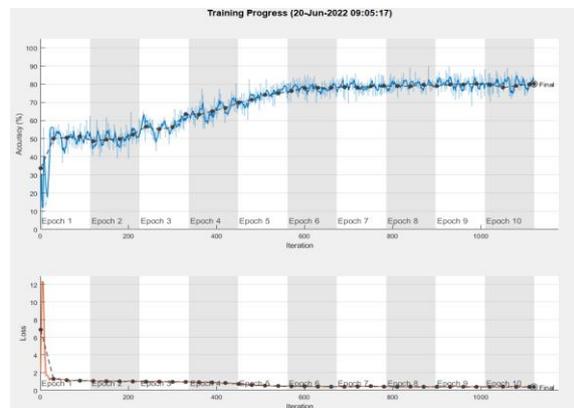
SNR = 20dB , MF, 83.50%



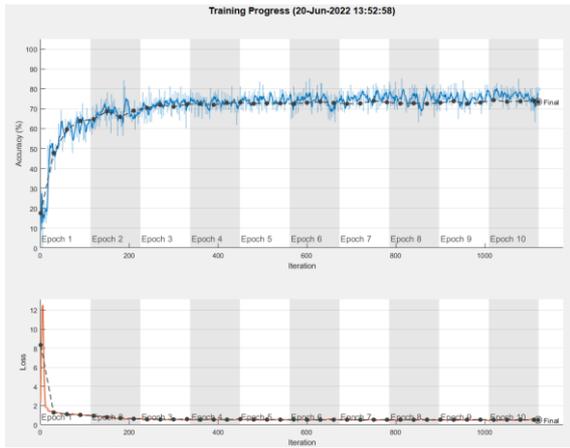
SNR = 15dB , MF, 83.06%



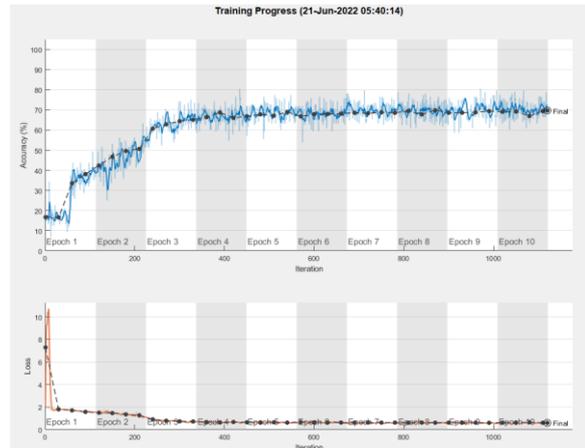
SNR = 10dB , MF, 82.39%



SNR = 5dB , MF, 80.17%



SNR = 0dB , MF, 73.44%

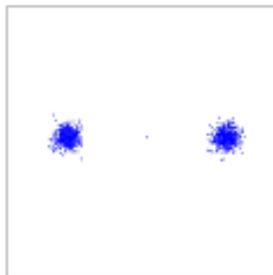


SNR = -5dB , MF, 69.67%

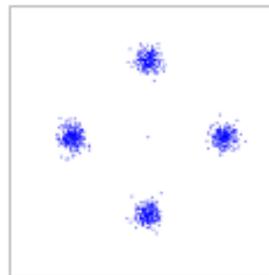
ANNEXE B

B.1 : Diagramme de constellation

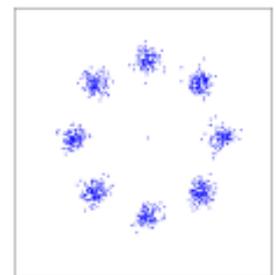
Dans cette section nous présentons les images des diagrammes de constellation des certains signaux à 10db utilisé pour entrainer notre modèle de reconnaissance de type de modulation basé sur le CNN.



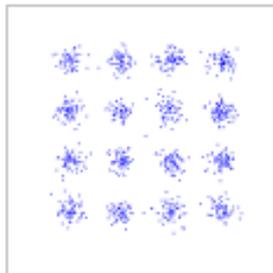
BPSK



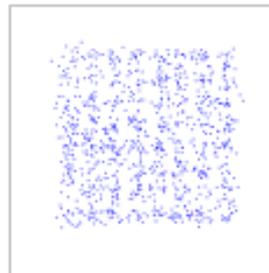
QPSK



8-PSK



16-QAM



64-QAM



256-QAM