

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE
SCIENTIFIQUE
UNIVERSITE A. MIRA-BEJAIA

FACULTE DE TECHNOLOGIE



Mémoire de fin d'études
En vue de l'obtention du diplôme Master

Département : Génie électrique

Filière : Télécommunications

Option : Réseaux et Télécommunications

Présenté par

BEKNADJ DALIL ET HAMADI YASMINE

Thème :

Reconnaissance automatique du type de modulation pour les systèmes SM-MIMO

Soutenus devant le jury composé de :

Mme M.GAGAOUA,	MAA U.A.M. Béjaïa	Présidente
Mr H. BELLAHSENE,	MCA U.A.M Béjaïa	Examineur
Mr M. TOUNSI	MCB U.A.M. Béjaïa	Encadrant
Mr H. TAYAKOUT,	MCB Chef de division CDTA	Encadrant

Promotion 2019/2020

Remerciements

Nous remercions avant tout, ALLAH le tout puissant, de nous avoir donné la force et la volonté de réaliser à terme ce projet de fin d'études.

Nous adressons nos plus profonds remerciements, toute notre gratitude et notre reconnaissance à nos encadrants : Mr TAYAKOUT Hakim, Directeur de la division de télécoms au CDTA, et Mr TOUNSI, Professeur à l'université de Bejaia Abderrahmane Mira, pour nous avoir dirigés durant ce travail et nous avoir permis de le réaliser dans les meilleures conditions. Nous tenons particulièrement à les remercier de la liberté d'action qu'ils nous ont accordée à chaque étape du mémoire. Nous espérons avoir été dignes de la confiance qu'ils nous ont accordée et que ce travail est finalement à la hauteur de leurs espérances. Merci encore pour vos encouragements continuels sans lesquels nous n'aurions jamais réussi à aller jusqu'au bout. Ce fut un plaisir et un grand honneur de travailler sous votre direction.

Nos sincères remerciements vont aux honorables membres du jury pour l'intérêt porté à notre travail en acceptant son évaluation.

Nous n'oublions pas aussi de remercier chaleureusement et à adresser nos plus vives et cordiales sympathies à tous ceux qui, de près ou de loin, ont apporté leur contribution, aussi modeste soit-elle, à la réalisation de ce travail à travers lequel nous espérons avoir apporté une pierre au grand édifice de la recherche dans le vaste domaine des télécommunications.

Dédicaces

Je dédie ce modeste travail à :

Mes très chers parents qui m'ont soutenu durant toutes mes études, qui ont fait de moi ce que je suis aujourd'hui je leurs saurais éternellement reconnaissant.

A mes chères grand-mère : Djamila, Houria

A mon frère Sofiane

A mes tantes : Samia, Latifa, Meriem, Yasmine, Linda, Amel, Nora et leurs maris

A mes oncles : Larbi, Tahar, M'Hamed et leurs femmes

A mes cousins et cousines : Kamélia, Atmane, Marwane, Dina, Softe, Serine, Amine, Ramzi, Manille, Nihade, Mehdi, Aimad, Sami, Linda, Anis, Karim, Louisa, Zahir, Samira, Liliya, Nabila, Madina, Lyes, Omar, Zoulikha, Lamia.

A mes chers amis : Sarah, Mahrez, Mouloud, Syphax, Yacine, Lyes, Redouane, Yasmine, Zahra, Adem, Sonia, Linda, Dalia.

A ma binome Yasmine et toute sa famille

A tous mes ami(e)s et toute la promotion de Télécommunication Promo 2020

« Dalil »

Dédicaces

Je dédie ce modeste travail a :

Mes très chers parents qui m'ont soutenu durant toutes mes études, qui ont fait de moi ce que je suis aujourd'hui je leurs saurais éternellement reconnaissante.

A mes chers frères : Amine et Hichem.

A ma tante : Zahira et son mari

A mon oncle : Salim et sa femme

*A mes chère(s) cousins, cousines : Houda, Romaiissa, Radia, CHanéze,
Riyade*

*A mes chères copines : Maissa, Celina, Nadjette (gaga), Radia
(NAZA), Imene, Karima, fella.*

A mon binôme Dalil et toute sa famille.

A tous mes ami(e)s et toute la promotion de Télécommunication.

« Yasmine »

Table des Matières

Remerciements	ii
Table des Matières	iii
Liste des Figures	iv
Liste des Tableaux	vii
Liste des Acronymes	x
Introduction Générale.....	1

Chapitre I : Introduction a la radio cognitive

I.1 Introduction	3
I.2 Les fonctions de la radio cognitive	3
I.2.1 Le problème de la détection de spectre	5
I.2.2 La reconnaissance automatique de modulation	6
I.3 Processus AMR à base de l'extraction des caractéristiques.....	7
I.3.1 Les statistiques d'ordres supérieurs	7
I.3.2 Classification	8
I.4 Conclusion.....	13

Chapitre II : Système MIMO et modulation spatiale SM

II.1 Introduction.....	14
II.2 Concepts de la technologie MIMO.....	14
II.2.1 Principe de la technologie MIMO.....	14
II.2.2 La diversité.....	15
II.2.3 les Configuration des systèmes MIMO.....	17
II.2.4 Algorithmes de réception associés aux systèmes MIMO	19
II.3 Systèmes SM-MIMO.....	21
II.3.1 La modulation spatiale (SM).....	22

II.3.2 Principe de la modulation spatiale (SM).....	23
II.3.3 SM en émission	23
II.3.4 SM en réception	27
II.3.5 Association SM-OFDM.....	26
II.4 Conclusion.....	29

Chapitre III : Evaluation des performances du système SM-MIMO

III.1 Introduction.....	31
III.2 Langage utilisé.....	31
III.3 Critères de performances pour les systèmes SM-MIMO	31
III.3.1 Taux d'erreur binaire (BER).....	31
III.3.2 Rapport signal sur bruit RSB.....	32
III.3.3 Efficacité spectrale SE.....	32
III.4 Evaluation des performances des systèmes SM-MIMO	32
III.4.1 paramètres de simulation	33
III.4.2 Performance SM-MIMO pour divers ordres de modulation	33
III.4.3 Performances des systèmes SM-MIMO pour divers configurations antennaires.....	39
III.5 Conclusion.....	45

Chapitre IV : Classification automatique de type de modulation

IV.1 Introduction.....	46
IV.2 Métriques des performances des classifieurs	46
IV.2.1 Matrice de confusion	46
IV.2.2 Métriques d'évaluation	47
IV.2.3 La courbe ROC.....	48
IV.3 Méthodologie des simulations	48

IV.4 Evaluation des probabilités d'identification correcte.....	51
IV.5 Evaluation en utilisant la matrice de confusion :.....	55
IV.6 Détermination des courbe ROC	58
IV.7 Conclusion.....	62
Conclusion générale.....	63
Bibliographie	

Annexe

Annexe A les évanouissements dans les systèmes de communications sans fil	68
A.1 L'évanouissement à petite échelle (multi-path fading).....	68
A.2 L'évanouissement à grande échelle (path loss).....	68
Annexe B Modèles du canal hertzien	69
B.1 Modèle déterministe.....	69
B.2 Modèle statistique (stochastique).....	69
Annexe C	
C.1 les matrices de confusion.....	71
C.2 les AUCs.....	75

Liste des figures

Figure I.1	Processus AMR à base de l'extraction de caractéristiques.....	7
Figure I.2	Classifieur SVM.....	9
Figure I.3	Structure d'un classifieur ANN multicouches.....	11
Figure I.4	Classifieur KNN.....	12
Figure II.1	Principe de la technologie MIMO.....	15
Figure II.2	Diversité temporelle (Le même signal est transmis sur plusieurs intervalles temporels)	16
Figure II.3	Diversité fréquentielles (Le même signal est transmis sur plusieurs intervalles fréquentielles).....	16
Figure II.4	Capacité des systèmes MIMO par rapport aux systèmes SISO et SIMO.....	19
Figure II.5	Constellation de signaux 3D pour les systèmes SM.....	24
Figure II.6	Modèle typique d'un émetteur SM.....	24
Figure II.7	Illustration de l'encodage 3D de SM.....	25
Figure II.8	Illustration de l'encodage 3D de SM.....	26
Figure III.1	Comparaison du BER obtenu avec différents ordres de modulation de PSK.....	34
Figure III.2	Comparaison des capacités obtenue avec différents ordres de modulation de PSK.....	35
Figure III.3	Comparaison de l'efficacité spectrale obtenue avec différents ordres de modulation de PSK.....	36
Figure III.7	Comparaison du BER obtenu avec différents ordres de modulation de QAM.....	37
Figure III.8	Comparaison des capacités obtenues avec différents ordres de modulation de QAM.....	38

Figure III.9 Comparaison l'efficacité spectrale avec différents ordres de modulation de QAM.....	39
Figure III.10 Comparaison de BER en fonction nombre d'antennes émettrices/réceptrices.....	40
Figure III.11 Comparaison des capacités en fonction nombre d'antennes émettrices/réceptrices	41
Figure III.12 Comparaison de SE en fonction nombre d'antennes émettrices/réceptrices.....	42
Figure IV.5 Interprétation de la courbe ROC pour une modulation \mathcal{M}	46
Figure IV.6 Performances des classifieurs sur l'ensemble de validation.....	52
Figure IV.7 Performances du classifieur TREE sur l'ensemble de validation.....	53
Figure IV.8 Performances du classifieur KNN sur l'ensemble de validation.....	54
Figure IV.9 Performances du classifieur SVM sur l'ensemble de validation.....	55
Figure IV.10 Courbe ROC pour le classifieur TREE avec un SNR= -15 dB.....	58
Figure IV.11 Courbe ROC pour le classifieur TREE avec un SNR= 30 dB.....	58
Figure IV.12 Courbe ROC pour le classifieur KNN avec un SNR= -15 dB.....	59
Figure IV.13 Courbe ROC pour le classifieur KNN avec un SNR= 30dB.....	59
Figure IV.10 Courbe ROC pour le classifieur SVM avec un SNR= -15 dB.....	60
Figure IV.10 Courbe ROC pour le classifieur SVM avec un SNR= 30 dB.....	60

Listes des tableaux

Tableau I.1	Cumulants théorique des modulations M-PAM, M-PSK et M-QAM.....	8
Tableau II.1	Un tableau de correspondance SM avec une modulation 16-QAM.....	27
Tableau IV.2	Matrice de confusion à deux classes.....	46
Tableau IV.3	Métriques d'évaluation calculées à partir de la matrice de confusion.....	47
Tableau IV.4	Matrice de confusion du classifieur TREE.....	56
Tableau IV.5	Matrice de confusion du classifieur SVM.....	56
Tableau IV.6	Matrice de confusion du classifieur KNN.....	56
Tableau IV.7	Les AUC des différents classifieurs.....	58

Liste des Acronymes

4G	Quatrième Génération
5G	Cinquième Génération
AMR	Automatic Modulation Recognition
ANN	Artificial Neural Network
AOS	Accès Opportuniste au Spectre
AUC	Air Under the Courbe
BPSK	Binary Phase-Shift Keying
CP	Cyclic Prefix
EE	Efficacités Energétique
FB	Features Based
HOC	Higher-Order Cumulants
HOM	Higher-Order Moments
HOS	Higher order statistic
KNN	K-Nearest Neighbours
LOS	Line-of-Sight
MIMO	Multiple -Input Multiple-Output
MISO	Multiple-Input Single-Output
ML	Maximum de vraisemblance
MMSE	Minimum Mean Square Error
MV	Maximum Vraisemblance
NLOS	Non-Line-of-Sight
OFDM	Orthogonal frequency-division multiplexing
PAM	Pulse Amplitude Modulation

PSK	Phase-Shift Keying
PU	Primary User
QAM	Quadrature Amplitude Modulation
QPSK	Quadrature Phase-Shift Keying
QoS	Quality of service
RC	Radio Cognitive
RF	Radio Fréquence
RI	Radio Intelligente
ROC	Receiver Operating Characteristic
SE	Spectral efficiency
S/B	Rapport Signal sur Bruit
SISO	Single- Input Single-Output
SIMO	Single- Input Multiple-Output
SM	Spatial Modulation
SM-MIMO	Spatial Modulation- Multiple -Input Multiple-Output
STBC	Space-Time Block Code
STTC	Space-Time Treillis Code
SU	Secondary User
SVM	Support Vector Machines
TA	Antenne de Transmission
V-BLAST	Vertical - Bell - Laboratories -Layered -Space - Time
ZF	Zero Forcing

Depuis les années 1990, le développement incessant de plusieurs normes de communications sans fil a induit une très forte demande de diversification des services et des performances accrues en termes de capacité, de débit, de rapidité, de fiabilité etc... Le concept de radio cognitive (RC) [1] a émergé de la contradiction entre la pénurie de ressources spectrales et les exigences de qualité de services des systèmes de radiocommunications issus de ces normes. Si la nouvelle norme 5G retient d'exploiter les bandes millimétriques [2], la RC suggère une utilisation plus optimale du spectre hors de ces bandes. Le principe est qu'un équipement radio dit secondaire pourra à tout moment accéder à des bandes fréquences licenciées libres c'est-à-dire, non occupées par l'utilisateur primaire qui possède une licence sur ces bandes.

La problématique de notre travail se situe dans des applications civiles et militaires où la reconnaissance des communications est stratégique. C'est le cas par exemple du renseignement et la surveillance militaires, le brouillage électromagnétique etc... Notre objectif est l'implémentation d'une fonction importante de la RC. Il s'agit de la reconnaissance automatique de modulation (AMR) qui permet à un récepteur cognitif d'extraire des paramètres ou des caractéristiques représentatives pour définir le type de signaux inconnus reçus. Nous nous plaçons dans le contexte d'un système de communication sans fil, où l'information émise est perturbée par le canal de propagation et par les systèmes électroniques eux-mêmes, entraînant une baisse de la qualité des transmissions. Pour faire face à ces dégradations, diverses techniques ont été proposées par les scientifiques et les industriels. Nous retenons la solution qui exploite des réseaux d'antennes à l'émission et/ou à la réception pour améliorer considérablement la robustesse des réseaux, le débit, ainsi que la qualité du rapport signal sur bruit. Il s'agit de la technologie MIMO (Multiple Inputs Multiple Outputs), qui introduit une diversité spatio-temporelle dans les émetteurs et les récepteurs. Pour augmenter l'efficacité énergétique et l'efficacité spectrale des systèmes MIMO, un nouveau concept de transmission a ainsi été associé à ces systèmes. C'est la modulation spatiale (SM) qui a induit de nouvelles structures

d'antennes plus compactes et reconfigurables tout en ne conservant qu'une seule chaîne de transmission radio (RF) pour assurer une faible complexité.

L'objectif de notre travail vise l'implémentation dans un récepteur cognitif, d'une détection automatique du type de modulation des systèmes MIMO à modulation spatiale (SM-MIMO). Nous utiliserons des techniques d'apprentissage artificiel pour la reconnaissance du type de modulation.

Les résultats de nos investigations ont été synthétisés dans ce présent mémoire, structuré en quatre chapitres :

- Le premier chapitre présent introduit les concepts et les fonctions de la radio cognitive ;
- Le deuxième chapitre est réservé aux bases des communications MIMO et de la modulation spatiale ;
- Le troisième chapitre 3, regroupe plusieurs simulations informatiques pour évaluer les performances d'un système SM-MIMO où nous varions les techniques de modulation et la diversité spatiale ;
- Le quatrième chapitre est consacré à la détection automatique de modulation basée sur la méthode d'extraction de caractéristiques où nous évaluerons les performances de trois classifieurs selon diverses métriques que nous y introduirons.
- Enfin, une conclusion générale dresse un bilan de ce travail et propose quelques perspectives de recherches, suivie de nos références bibliographiques et d'une annexe sur le canal radio sans fils.

*CHAPITRE I : Introduction à la
Radio Cognitive*

I.1 Introduction

La radio cognitive (RC), introduite par Joseph Mitola en 1999 [1], définit un nouveau système de communication sans fil exploitant les possibilités qu'une interface radio puisse apprendre de son environnement comment ajuster ses paramètres de fonctionnement (modulation, canaux de fréquences, puissance...) soit, comment modifier son comportement radio de manière dynamique et autonome.

Dans ce chapitre, nous tentons une brève introduction dans le domaine de la RC pour définir quelques-unes de ses fonctions importantes notamment de reconnaissance automatique de modulation (AMR) dans un système de communication.

I.2 Les fonctions de la radio cognitive

La radio RC stipule qu'un utilisateur peut détecter intelligemment des canaux de communication libres et/ou occupés, et transmettre sur les canaux inutilisés tout en minimisant les interférences avec d'autres utilisateurs. La capacité d'adaptation de la RC est mise en œuvre autour d'un système clé appelé "radio logicielle", qui lui offre les fonctionnalités de flexibilité et de reconfiguration nécessaires.

En pratique, la RC agence deux types d'utilisateurs :

- Un utilisateur primaire PU (Primary User) : qui possède de façon permanente une licence sur une bande de fréquences attribuée par l'autorité de régulation du spectre. Il est donc prioritaire et pleinement autorisé à émettre sur la bande considérée ;
- Un utilisateur secondaire SU (Secondary User) : qui ne dispose pas de licence mais qui a pour objectif d'utiliser opportunément la même bande que l'utilisateur PU sans nuire à la qualité des transmissions de ce dernier.

Les principales fonctions RC sont les suivantes [3] :

- **Détection du spectre (*spectrum sensing*)** : elle est sans doute l'étape la plus importante pour entamer une communication. Elle consiste à détecter le spectre inutilisé afin de le partager sans aucune interférence avec les utilisateurs ;
- **Gestion du spectre (*spectrum management*)** : c'est la fonction qui permet à un SU de décider, après analyse, quelle est la bande de fréquence la plus adéquate pour répondre à ses exigences ;

- **Mobilité du spectre (Spectrum mobility)** : c'est le processus par lequel l'utilisateur de RC utilise le spectre de façon dynamique ;
- **Décision sur le spectre (Spectrum decision)** : l'attribution d'un canal à un utilisateur RC est basée sur la disponibilité du spectre, et doit tenir compte de plusieurs critères comme la qualité de service exigée par l'application, le besoin en bande passante de l'utilisateur, etc... ;
- **Partage du spectre (Spectrum sharing)** : il peut y avoir plusieurs utilisateurs RC qui tentent d'accéder au spectre, cet accès doit être géré par des protocoles qui empêchent ces utilisateurs d'entrer en collision.

I.2.1 Le problème de la détection de spectre

Dans un système RC, les utilisateurs secondaires doivent balayer une large gamme de fréquences afin de détecter les espaces blancs disponibles du spectre, également appelés trous, qui sont spatialement et temporairement laissés libres. Cette opération permet d'identifier l'état d'utilisation du spectre (occupé ou vacant) et de caractériser le signal occupant le spectre par sa fréquence porteuse, sa modulation et sa bande passante [4].

La détection du spectre est modélisée par un problème de test d'hypothèse binaire comme suit :

$$\begin{cases} H_0 : & r(t) = n(t) & (PU \text{ est absent}) \\ H_1 : & r(t) = h \cdot s(t) + n(t) & (PU \text{ est présent}) \end{cases} \quad (I.1)$$

Où H_0 désigne l'hypothèse d'absence du PU sur le canal de fréquence considéré ;

H_1 dénote l'hypothèse de la présence du PU sur le canal considéré ;

$r(t), s(t), n(t), h$ sont respectivement le signal reçu, le signal transmis primaire, le bruit et le gain du canal.

I.2.1.1 Technique de détection non-coopérative

Ce sont les techniques utilisées par un SU sans avoir recours à d'autre SU ou bien à une source d'information extérieure sur l'état du canal. Diverses techniques de détection de spectre ont été proposées [5], dont on citera :

- **Détection d'énergie (energy detection)** : dite aussi « radiomètre », c'est une méthode de détection non cohérente, aveugle qui ne nécessite aucune connaissance antérieure du signal. L'idée de base est de calculer l'énergie du signal reçu, pour ensuite la comparer

à un seuil prédéfini. Les performances de cette méthode se dégradent dans les environnements à évanouissements et ne peut être efficace que quand le rapport signal sur bruit RSB (SNR) est élevé ;

- **Détections par filtre adapté** : C'est une méthode de détection cohérente qui donne de meilleures performances dans un canal BBAG (AWGN) vu qu'il maximise le RSB. Elle requiert une parfaite connaissance du signal émis : la bande fréquentielle, l'ordre et le type de modulation, la fréquence porteuse et la forme des impulsions ;
- **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 électrique ou pas ;
- **Détection par ondelettes** : La détection par ondelettes est appliquée dans une large bande qui est représentée comme un train de sous-bandes consécutives dans laquelle la densité spectrale de puissance est constante. Elle permet une meilleure résolution en fréquence et en temps ;
- **Détection compressive** : cette technique est basée sur le traitement compressif du signal, elle offre une bonne précision et une moindre complexité de calcul. Selon la théorie 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 à ce taux.

I.2.1.2 Techniques de détection coopératives

La détection coopérative a été proposée, pour augmenter considérablement la probabilité de détection. Elle remédie à des problèmes de nœuds cachés et d'interférences. Quel que soit la méthode utilisée, l'échange d'information se fait à travers un canal dédié d'information. Différentes approches peuvent être établies [6] :

- **L'approche centralisée** : chaque nœud effectue sa propre détection et l'envoie à une entité centrale qui englobe toutes les détections de tous les utilisateurs secondaires ;
- **L'approche distribuée** : chaque nœud reçoit les détections des nœuds voisins et les combine avec la sienne pour enfin prendre la décision finale.

I.2.2 La reconnaissance automatique de modulation

La reconnaissance automatique de la modulation (AMR) est l'une des tâches essentielles pour un récepteur cognitif qui a attiré l'attention des chercheurs au cours des deux dernières décennies. Elle consiste à identifier, au niveau du récepteur une chaîne de transmission, la constellation à laquelle appartiennent les symboles du message transmis. Cette reconnaissance est nécessaire dans de nombreux scénarios de communication, qu'ils soient coopératifs ou non coopératifs. L'AMR est utilisée pour identifier le type de modulation utilisée par les PUs, ce qui permet de décider si le spectre est vacant ou non [7]. Elle permet d'extraire des paramètres ou des caractéristiques représentatives pour définir le type de signaux inconnus reçus.

L'AMR est appliquée en téléphonie mobile mais aussi dans des applications stratégiques comme le renseignement militaire, le brouillage électromagnétique, la surveillance, et la reconnaissance des communications.

Les méthodes de recherche sur l'AMR sont principalement divisées en deux catégories : l'une est basée sur la théorie du maximum de vraisemblance (ML) et l'autre est la méthode basée sur l'extraction des caractéristiques (FB).

I.2.2.1 AMR à base de la théorie ML

L'idée principale des méthodes ML est la théorie bayésienne, qui doit acquérir autant d'informations que possible sur le canal de transmission pour concevoir la fonction de vraisemblance. Il permet d'analyser et comparer les caractéristiques statistiques des signaux reçus avec les meilleurs seuils de décision obtenus par le calcul. Cette méthode permet d'avoir des résultats approximatifs.

I.2.2.2 AMR à base d'extraction des caractéristiques (FB)

Les méthodes FB permettent d'extraire des attributs caractérisant les signaux reçus afin de concevoir un classifieur approprié pour la reconnaissance de la modulation. Il est nécessaire d'extraire les fonctionnalités clés pour que l'algorithme puisse identifier correctement les différents types de modulation.

I.3 Processus AMR à base de l'extraction des caractéristiques

Le processus AMR à base de méthodes d'extraction de caractéristiques comprend trois étapes, prétraitement du signal, extraction de caractéristiques et reconnaissance de

modulation en utilisant les caractéristiques extraites. Ce processus est illustré à la figure (I.1). Le but principal du prétraitement du signal est de réduire le bruit du signal, ce qui est utile pour l'extraction des caractéristiques à l'étape suivante [8].

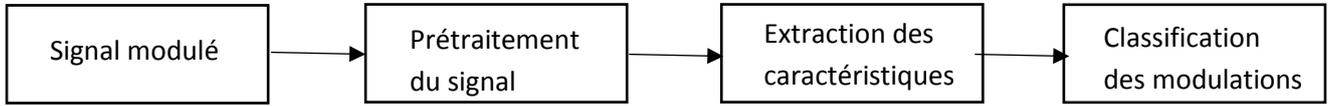


Figure I.1 : Processus AMR à base de l'extraction de caractéristiques.

I.3.1 Les statistiques d'ordres supérieurs

Les cumulants et les moments sont des statistiques d'ordre supérieurs (HOC et HOM) utilisées essentiellement lors de nos simulations dans les algorithmes d'identification de type de modulation. Elles donnent une description plus complète des données et de leurs propriétés et semblent fournir suffisamment d'informations pour classer efficacement chaque modulation et ils assurent des performances élevées pour classer des signaux de modulation numérique à faible rapport signal/bruit.

Le moment d'un signal est égal à l'espérance du signal élevée à une puissance déterminée par l'ordre du moment. La moyenne d'un signal est le moment du premier ordre, tandis que le moment du deuxième ordre indique généralement la puissance du signal.

Les moments d'ordre supérieur (HOM) sont définis comme suit [9] :

$$M_{p,q}(\bar{v}) = E[\bar{v}^{p-q}(\bar{v}^*)^q] \quad (I.2)$$

Où p et q sont des entiers non négatifs, E désigne l'espérance, et \bar{v}^* est le conjugué du vecteur \bar{v} .

Les HOMs de second ordre peuvent être exprimés par :

$$M_{2,0}(\bar{v}) = E[(\bar{v})^2] \text{ et } M_{2,1}(\bar{v}) = E[|\bar{v}|^2] \quad (I.3)$$

De manière similaire, Les Cumulants peuvent être estimés comme suit :

$$C_{p,q} = Cum[\bar{v}, \dots, \bar{v}, \bar{v}^*, \dots, \bar{v}^*] \quad (I.4)$$

Où: $[\bar{v}, \dots, \bar{v},]$ désigne le terme $p - q$, et $[\bar{v}^*, \dots, \bar{v}^*]$ désigne le terme q .

En utilisant l'équation I.4 ci-dessus, $C_{2,0}(\bar{v})$ et $C_{2,1}(\bar{v})$ peuvent être écrits comme suit :

$$C_{2,0} = Cum[\bar{v}, \bar{v}] \text{ Et } C_{2,1} = Cum[\bar{v}, \bar{v}^*] \quad (I.5)$$

Les HOCs sont exprimés en fonction des moments d'ordre supérieur (HOMs) d'un signal. Les relations entre certains des HOC les plus couramment utilisés et les HOM sont données par les équations suivantes [10] :

$$\begin{aligned}
 C_{4,0} &= M_{4,0} - 3M_{2,0}^2 \\
 C_{4,1} &= M_{4,1} - 3M_{2,1}M_{2,0} \\
 C_{4,2} &= M_{4,2} - 2M_{2,1}^2 - |M_{2,0}|^2 \\
 C_{6,0} &= M_{6,0} - 15M_{2,0}M_{4,0} - 30M_{2,0}^3 \\
 C_{6,1} &= M_{6,1} - 5M_{4,0}M_{2,1} - 10M_{4,1}M_{2,0} + 3M_{2,1}M_{2,0}^2 \\
 C_{6,2} &= M_{6,2} - 6M_{4,2}M_{2,0} - 8M_{4,1}M_{2,1} - M_{4,0}M_{2,2} + 6M_{2,2}M_{2,0}^2 + 24M_{2,0}M_{2,1}^2 \\
 C_{6,3} &= M_{6,3} - 9M_{2,1}M_{4,2} + 12M_{2,1}^3 - 3M_{2,0}M_{4,3} - 3M_{2,2}M_{4,1} + 18M_{2,0}M_{2,1}M_{2,2}
 \end{aligned} \tag{I.6}$$

Les valeurs des cumulants pour chaque type de modulation est unique et peut donc être utilisée comme caractéristique de la classification de modulation.

Le tableau suivant représente les valeurs théoriques des cumulants pour certains des types de modulations.

<i>Modulation</i>	$C_{2,0}$	$C_{2,1}$	$C_{4,0}$	$C_{4,1}$	$C_{4,2}$
2-PAM	1.0000	1.0000	-2.0000	-2.0000	-2.0000
4-PAM	1.0000	1.0000	-1.3600	-1.3600	-1.3600
8-PAM	1.0000	1.0000	-1.2381	-1.2381	-1.2381
B-PSK	1.0000	1.0000	-2.0000	-2.0000	-2.0000
Q-PSK	0.0000	1.0000	0.0000	0.0000	-1.0000
8-PSK	0.0000	1.0000	0.0000	0.0000	-1.0000
4-QAM	0.0000	1.0000	-0.6800	0.0000	-0.6800
16-QAM	0.0000	1.0000	-0.6800	0.0000	-0.6800
64-QAM	0.0000	1.0000	-0.6191	0.0000	-0.6191

Tableau I.1 : Cumulants théorique des modulations M-PAM, M-PSK et M-QAM

I.3.2 Classification

La classification est l'étape suivante de l'extraction des caractéristiques du signal et représente la partie décisionnelle de l'ensemble du processus d'identification de types de modulation. Elle vise à étiqueter des objets suivant la classe auxquels ils appartiennent.

Les systèmes de classification comportent trois étapes :

- L'apprentissage, qui va s'efforcer de trouver la description de l'espace des observations qui traduit le mieux l'association avec les classes correspondantes.
- Le test, qui permet d'évaluer les performances du système de classification.
- Validation, est un processus couramment utilisé pour estimer les performances du classifieur.

Dans cette section, nous illustrons les différents classificateurs utilisés dans notre environnement de travail, à savoir : séparateur à vaste marge (SVM), réseau de neurones artificiels (ANN), K plus proche voisin (KNN), arbre de décision (TREE).

I.3.2.1 Les SVMs (séparateur à vaste marge)

Introduit par Vapnik en 1990, Les Support Vector Machines souvent traduit par l'appellation de Séparateur à Vaste Marge (SVM) sont des classes d'algorithmes d'apprentissage supervisés très répandus qui font partie de la famille des modèles dits discriminatifs. Ils sont connus pour leurs solides garanties théoriques, leur grande flexibilité ainsi que leur simplicité d'utilisation. Le modèle SVM définit un hyperplan qui permet de séparer au mieux les données de différentes classes à l'aide d'une frontière aussi « simple » que possible, de telle façon que la distance entre les différents groupes de données et la frontière qui les sépare soit maximale. Cette distance est aussi appelée « marge » [11].

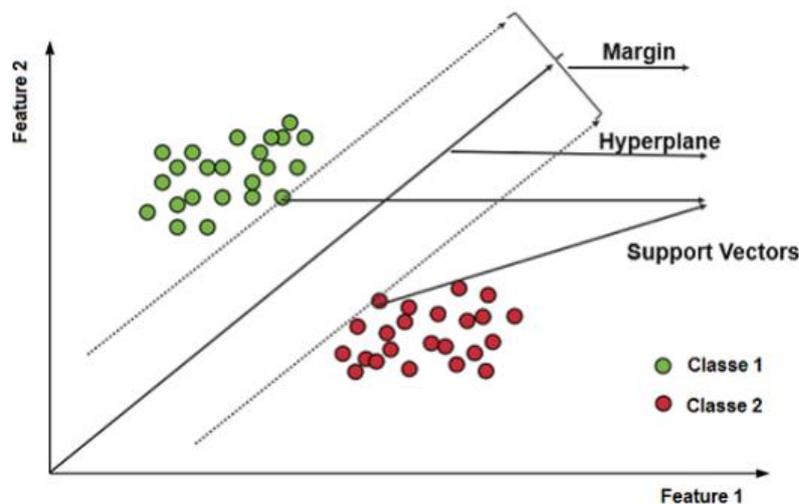


Figure I.2 : Classifieur SVM [11].

Dans les problèmes de classification à plus de deux classes de, le SVM binaire (BSVM 11) est utilisé. Dans cette technique, l'algorithmme de classification commence à utiliser le premier SVM pour classer la première classe par rapport à toutes les autres. Ensuite, il construit un autre SVM afin de classer la deuxième classe par rapport au reste des classes et ainsi de suite.

Pour juger la qualité d'un hyperplan en tant que séparateur on utilise la distance entre la frontière de séparation et les points de chaque classe qui lui sont le plus proche.

La classification SVM offre plusieurs avantages dont des fondements mathématiques solides, une décision rapide notamment en phase de test puisqu'elle utilise ses vecteurs supports (quelques exemples de sa base d'apprentissage). Les SVM sont très adaptés pour des classifications non-linéaires et de grandes bases de données.

I.3.2.2 ANNs (Artificial Neural Network)

Le réseau de neurones artificiels proposé à la fin des années 50 est aujourd'hui un modèle de classification très réponsus. L'idée fondatrice des réseaux de neurones était d'imiter le fonctionnement du cerveau humain. Ce type de classifieur est largement utilisé lors de la reconnaissance des formes pour ses bonnes performances de classification, et de sa capacité de généralisation [12].

Un réseau de neurones combine plusieurs couches de traitement, utilisant des éléments simples fonctionnant en parallèle et inspirés du système nerveux biologique. Il se compose d'une couche d'entrée qui sert à représenter les données à classer, d'une ou de plusieurs couches masquées (cachées) et d'une couche de sortie qui représente la classe à laquelle ces entrées appartiennent. Les couches sont interconnectées par des nœuds, ou neurones, chaque couche utilisant la sortie de la couche précédente en guise d'entrée. Ils sont connectés à des processeurs élémentaires fonctionnant en parallèle, ou chacun d'eux calcule une sortie unique sur la base des informations qu'il reçoit. Ainsi entre les deux couches d'entrées et de sorties, il y a une ou plusieurs couches de traitement, appelées couches cachées.

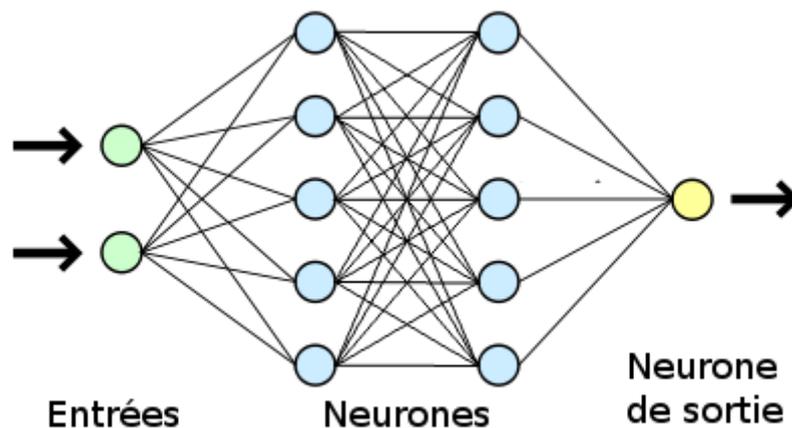


Figure I.3 : Structure d'un classifieur ANN multicouches [11].

Un système doté d'un réseau de neurones apprend à effectuer une tâche en analysant des exemples pour s'entraîner. Ces exemples ont préalablement été étiquetés afin que le réseau puisse savoir ce dont il s'agit.[13]

Un certain nombre de domaines dans lesquels les réseaux de neurones ont été appliqués avec succès : Traitement du signal, Robotique, Classification, Prétraitement des données Reconnaissance de forme.

I.3.2.3 La méthode des k plus proches voisins KNNs

Le classifieur K plus proche voisin ou k-nearest neighbors en anglais (d'où l'appellation KNN) fait partie des méthodes les plus simples d'apprentissage supervisé pouvant être utilisée pour les cas de classification qui ne requière aucun entraînement [14]. Il est aussi utilisé dans des algorithmes d'identification de type de modulation. C'est un classifieur non-paramétrique (seul K doit être fixé) où aucune hypothèse préalable sur la distribution des données n'est établie. Le paramètre k doit être déterminé par l'utilisateur. En classification binaire, il est utile de choisir k impair pour éviter les votes égalitaires. L'algorithme est basé sur une représentation de chaque classe par les vecteurs caractéristiques d'un certain nombre de ses échantillons, appelés références ou Template. Au cours de la classification, le vecteur caractéristique de la donnée à classifier est d'abord comparé à toutes les références des classes possibles, puis attribué le label de la classe la plus fréquente parmi les K plus proches du résultat de la comparaison en utilisant la distance euclidienne, la mesure la plus utilisée et elle est définit comme suit :

$$D(x, y) = \|x - y\| = \sqrt{\sum_{i=1}^n |x - y|^2} \quad (I.7)$$

Un exemple d'algorithme KNN utilisant la distance euclidienne est présenté à la figure I.3

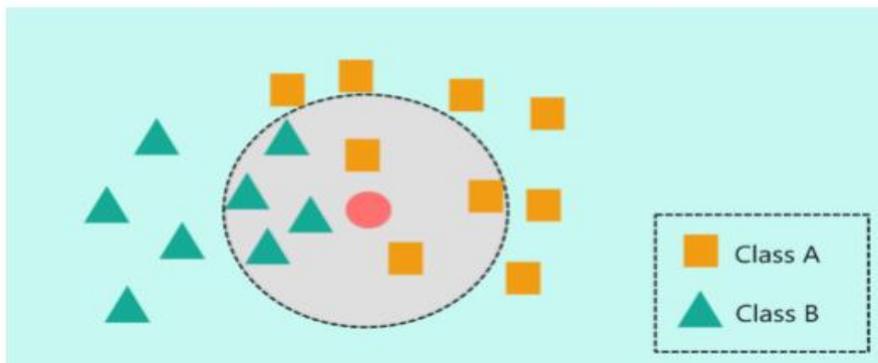


Figure I.4 : Classifieur KNN [11].

Dans cette figure, nous disposons de deux classes de données, à savoir la classe A (carrés) et la classe B (triangles). L'énoncé du problème consiste à affecter le nouveau point de données

d'entrée à l'une des deux classes en utilisant l'algorithme KNN. Pour un $K=7$, l'algorithme cherchera les sept voisins les plus proches et classera le nouveau point de données dans la classe à laquelle il est le plus similaire. Les voisins comprennent trois carrés et quatre triangles, donc, le nouveau point de données en fonction de $K=7$, sera affecté à la classe B (triangles) puisque la majorité de ses voisins sont de classe B.

L'algorithme KNN a l'avantage d'être simple et facile à mettre en œuvre car il suffit juste d'ajuster plusieurs paramètres sans avoir la nécessité de construire tout un modèle.

I.3.2.4 Arbre de décision (TREE)

L'algorithme d'arbre de décision construit le modèle de classification sous la forme d'une structure arborescente. Il offre un avantage de simplicité à comprendre et à visualiser, il nécessite également très peu de préparation des données. L'inconvénient qui s'ensuit avec l'arbre de décision est qu'il peut créer des arbres complexes qui peuvent être catégorisés efficacement. Ils peuvent être assez instables car même une modification simpliste des données peut gêner toute la structure de l'arbre de décision.

I.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons introduit le concept de la radio cognitive tout en expliquant certaines de ses fonctions de bases. Nous avons ensuite présenté les méthodes de reconnaissance automatique de modulation dont notamment celle basée sur l'extraction de caractéristiques qui sera exploitée dans le chapitre IV.

Vu que notre objectif est consacré à la reconnaissance du type de modulation dans un système SM-MIMO, le chapitre suivant sera réservé à la modulation spatiale.

***CHAPITRE II : Systèmes MIMO et
modulation spatiale (SM)***

II.1 Introduction

La technologie MIMO à entrées multiples et sorties multiples a été introduite en 1997 par Jack Winters [15] afin de répondre aux exigences des hauts débits et de fiabilité dans les réseaux sans fils. Elle permet l'emploi de réseaux d'antennes à la fois à l'émission et/ou à la réception et offre un certain nombre d'avantages, tels que la prise en considération de la rareté de la bande passante, ainsi qu'une augmentation considérable des débits des liens de transmission. MIMO est une technologies utilisée dans les radars, réseaux sans fil et les réseaux mobiles permettant des transferts de données à plus longue portée et avec un débit plus élevé, elle est considéré comme une forte candidate pour la prochaine génération des réseaux sans fil [10].

II.2 Concepts de la technologie MIMO

La technologie MIMO introduit une nouvelle forme de diversité nommée diversité spatiale. Cette technique incontournable cherche à combattre les phénomènes d'évanouissement et d'interférence, longtemps considérés comme des handicaps en transmission sans fil [16]. En effet l'utilisation des réseaux d'antennes permet d'améliorer la qualité du rapport signal sur bruit et d'assurer une fiabilité de transmission en réduisant la probabilité d'erreur (gain en diversité) et augmenter le débit de transmission (gain de multiplexage).

L'idée de base des systèmes MIMO est relativement simple : dans une bande de fréquence donnée, on transmet l'information désiré en déployant simultanément plusieurs antennes à l'émission et à la réception. Ce scénario soulève un problème assez complexe du fait que tous les signaux transmis se mélangent. Dans ce cas, on fait appel à des méthodes robustes de traitement du signal du côté du récepteur afin de reconstituer le message d'origine sans erreur [17].

II.2.1 Principe de la technologie MIMO

Le principe de MIMO consiste à transmettre simultanément N flux d'informations sur N antennes d'émission (un seul flux d'information par antenne d'émission), chaque flux est reçu par M antennes en réception. Les antennes sont activées à tout moment. Le flux transmis par antenne peut être le même afin d'améliorer la diversité en émission, ou bien différent pour augmenter la capacité de la station de base [18].

Un algorithme et des traitements adéquats sont introduits à la réception pour identifier les différents flux en vue de les restituer sur un seul flux.

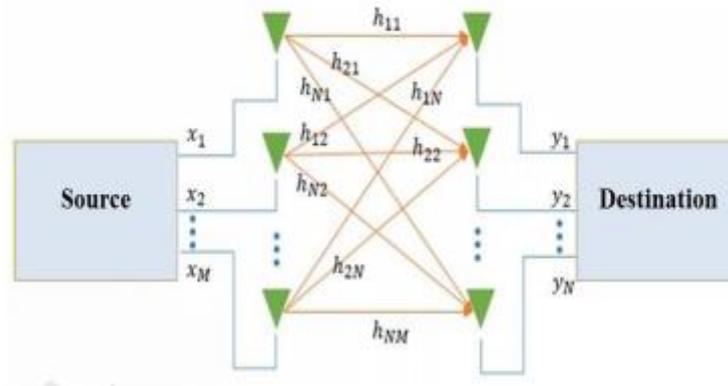


Figure II.1: Principe de la technologie MIMO[11].

Le flux est représenté par la matrice suivante :

$$H = \begin{bmatrix} h_{11}(t) & h_{12}(t) & \dots & h_{1n_T}(t) \\ h_{21}(t) & h_{22}(t) & \dots & h_{2n_T}(t) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ h_{n_{R1}}(t) & h_{n_{R2}}(t) & \dots & h_{n_{Rn_T}}(t) \end{bmatrix} \quad (\text{II.1})$$

A la réception, la résultante des signaux est donnée par :

$$y(t) = H \cdot x(t) + n(t) \quad (\text{II.2})$$

Où : $x(t) = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_{n_T}(t)]^T$, Où $x_i(t)$ est le signal émis par la i -ème antenne d'émission.

- $y(t) = [y_1(t), y_2(t), \dots, y_{n_R}(t)]^T$, Où $y_i(t)$ est le signal émis par la j -ème antenne de réception.
- H est la matrice des coefficients complexes du canal.
- $n(t)$ représente un bruit blanc gaussien.

II.2.2 La diversité

La diversité est un terme largement utilisé dans des systèmes de transmission pour lutter contre les évanouissements provoqués par les multi- trajets du canal, et permet notamment d'augmenter la capacité des systèmes. Cette diversité est mise en œuvre par l'envoi et/ou la réception de plusieurs répliques d'un même signal, et peut être obtenue à travers diverses dimensions : espace, temps et fréquence [10]. La diversité spatiale consiste à utiliser plusieurs antennes émettrices et/ou réceptrices afin de transmettre un message. La diversité temporelle consiste à émettre le signal de

manière redondante à des instants différents, séparés d'au moins le temps de cohérence du canal. La diversité fréquentielle, quant à elle, consiste à transmettre les symboles sur plusieurs fréquences lorsque les canaux sont sélectifs en fréquences.

Une autre technique de diversité qui est la diversité spatio-temporelle utilisée dans les systèmes MIMO. C'est une combinaison de deux techniques de diversité, spatiale et temporelle. Cette technique permet d'envoyer des versions du signal différées dans le temps et dans l'espace via des antennes émettrices différentes.

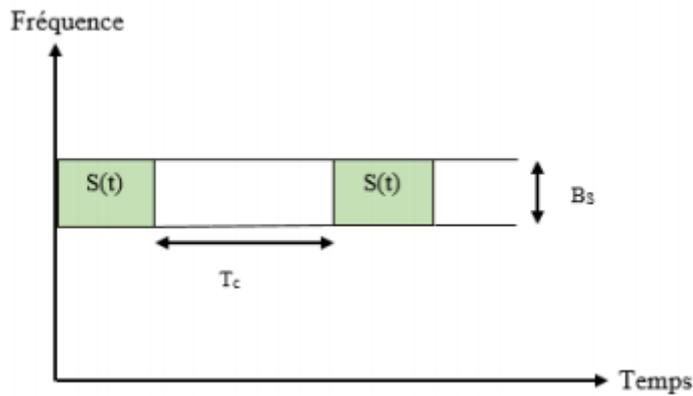


Figure II.2 : Diversité temporelle (Le même signal est transmis sur plusieurs intervalles temporels).

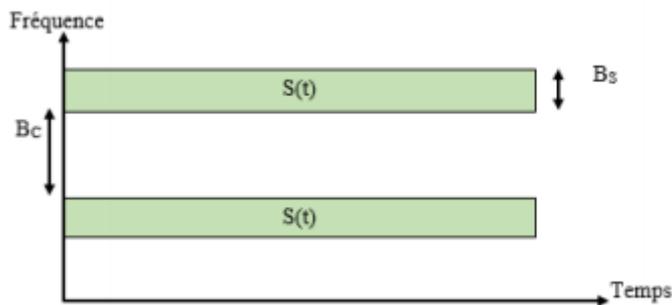


Figure II.3 : Diversité fréquentielles (Le même signal est transmis sur plusieurs intervalles fréquentielles).

On peut considérer trois catégories principales de MIMO [19] :

- **La diversité spatiale MIMO** : En employant les diverses antennes émettrices et réceptrices, on identifie le couple d'antenne amenant vers la meilleure transmission d'information, ou meilleure qualité de transmission ce qui permet d'augmenter le ratio signal/bruit (S/B) (grâce au gain de diversité) de la transmission. L'inconvénient majeur de la diversité spatiale est l'encombrement car en théorie les antennes doivent être espacées d'au moins $0,5\lambda$ pour que les signaux puissent être indépendants l'un de l'autre.
- **Multiplexage spatial** : chaque message est tranché en sous messages différents pour les transmettre simultanément sur chacune des antennes d'émission. Les signaux reçus sur les antennes de réception sont réassemblés pour reconstituer le message entier d'origine. Le multiplexage MIMO permet d'améliorer la vitesse de transmission d'information, ou débit et de l'associer également à la diversité spatiale afin d'avoir la possibilité de créer à partir d'un système MIMO de plusieurs antennes réceptrices et émettrices, des sous-systèmes traitant d'un côté le multiplexage et de l'autre la diversité.
- **Le MIMO-Beamforming** : Le beamforming permet de constituer des faisceaux très directifs vers les terminaux ce qui assure une utilisation plus efficace de l'énergie. Plus précisément, lors de la transmission, la focalisation du faisceau offre la capacité de concentrer l'énergie émise par le canal radio vers un récepteur spécifique. En ajustant la phase et l'amplitude des signaux transmis, il est possible d'obtenir une addition constructive des signaux correspondants au niveau du récepteur du smartphone ou terminal, ce qui augmente la puissance du signal reçu et donc le débit de l'utilisateur final. De même, lors de la réception, le beamforming assure la capacité de collecter l'énergie du signal d'un émetteur spécifique.

II.2.3 les Configuration des systèmes MIMO

Il existe un certain nombre de configurations ou de formats MIMO différents qui peuvent être utilisés pour perfectionner qualitativement ou quantitativement l'information transmise. Les performances des systèmes MIMO sont principalement évaluées en termes de capacité. On peut augmenter considérablement ces performances avec l'utilisation d'un bon codage de canal et d'une bonne technique d'égalisation à la réception [19].

II.2.3.1 Système SISO (Single Input Single Output) :

C'est l'architecture la plus simple qui utilise une seule antenne en émission et une autre en réception. La capacité du canal SISO est [20] :

$$C = W \cdot \log_2 \left(1 + \frac{p}{N_0 W} \right) \text{ bps} \quad (\text{II.3})$$

Où :

p : La puissance du signal utile en Watt,

N_0 : La densité spectrale de puissance du bruit calculé en W/Hz,

W : La bande passante donnée en Hz.

II.2.3.2 Système MISO (multiple Input Single Output) :

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. La capacité du canal MISO est donnée par la formule [20] :

$$C = W \cdot \log_2 \left(1 + N_t \frac{p_i}{N_0 W} \right) = W \cdot \log_2 \left(1 + \frac{p}{N_0 W} \right) \quad (\text{II.4})$$

L'équation (II.3) et (I.4) sont identiques, mais l'avantage de la technique MISO par rapport à la technique SISO est dans le fait que dans les multi trajets ; la probabilité d'évanouissement dans N_t antennes est inférieure à la probabilité d'évanouissement sur une seule antenne.

II.2.3.4 Système SIMO (Single Input multiple Output) :

C'est une technique qui utilise plusieurs antennes en réception pour lutter contre l'évanouissement dû au canal. Le signal reçu de chaque antenne est additionné pour restituer le message, et le rapport signal sur bruit total est la somme des rapports signaux sur bruits de chacun des antennes de la réception. La capacité du canal SIMO est donnée par la formule [20]

$$C = W \cdot \log_2 \left(1 + N_r^2 \frac{p}{N_0 W} \right) \quad (\text{II.5})$$

N_r : le nombre d'antenne réceptrice.

II.2.4 Algorithmes de réception associés aux systèmes MIMO

Il existe de nombreux algorithmes de réception envisageables pour récupérer les symboles dans les systèmes MIMO. Les moins complexes sont les récepteurs linéaires basés

sur le critère de forçage à zéro (ZF) ou la minimisation de l'erreur quadratique moyenne (MMSE). Ainsi beaucoup d'efforts dans [21] [22] ont été élaboré afin d'obtenir un détecteur qui réduit le temps de calcul avec une efficacité acceptable. Ces efforts se focalisent sur les deux aspects suivants :

- 1- La méthode heuristique, c'est une méthode approximative, mais elle peut fournir des solutions à faible complexité (ZF, MMSE, ML).
- 2- La méthode exacte, elle permet d'obtenir de très bonnes performances plus rapidement que la recherche exhaustive (V-BLAST).

Le choix d'une technique repose sur deux critères : les performances doivent être les moins dégradées possibles par rapport à une détection optimale en termes de taux d'erreurs et le mécanisme doit être le moins complexe possible.

II.2.4.1 Critère de forçage à zéro (ZF)

Le récepteur linéaire le plus simple est le récepteur basé sur le critère de forçage à zéro (ZF pour Zero-Forcing) qui a été proposé afin de garantir la suppression des interférences inter-symbole (ISI). Ce récepteur consiste à inverser tout simplement la matrice de canal H (sa fonction de transfert), et il est basé sur l'hypothèse $N_R \geq N_T$. Supposant que H est inversible, le vecteur de symboles estimés s'effectue en moyen de l'équation suivante :

$$\hat{s} = H^{-1}r \quad (\text{II.6})$$

Où : r désigne le vecteur reçu

Le récepteur ZF sépare ainsi parfaitement les symboles transmis dans le même canal. Lorsque H est mal conditionnée, le récepteur ZF donne des résultats corrects pour des RSB élevés, mais pour de faibles RSB le bruit perturbe fortement les performances. Ses principaux avantages sont sa simplicité et la non-nécessité d'estimer le rapport signal sur bruit. En présence d'évanouissements et de bruit, le critère ZF a pour effet d'augmenter le niveau du bruit, ce qui dégrade sa performance. On a donc besoin d'autres détecteurs robustes pour la configuration d'antennes.

II.2.4.2 Détecteur par la minimisation d'erreur quadratique moyenne (MMSE detector)

La contrepartie de la parfaite séparation des signaux est l'augmentation du bruit. Le récepteur qui minimise l'erreur quadratique moyenne (MMSE) constitue une excellente alternative. Cet autre récepteur linéaire minimise l'erreur globale due au bruit et à l'interférence mutuelle des signaux transitant par le même canal. La solution proposée est :

$$\hat{s} = (H^*H + \frac{n_T}{SNR})^{-1} H^*r \quad (II.7)$$

Ce récepteur est moins sensible au bruit que l'égaliseur ZF, mais équivalent à celui-ci en l'absence de bruit.

II.2.4.3 Détecteur a Maximum vraisemblance (ML ou MV)

Le détecteur à maximum de vraisemblance (ML) est optimal en termes de taux d'erreurs binaire (BER). Il est basé sur le critère qui minimise la puissance du bruit sur le vecteur reçu « r ». Cependant il possède aussi la plus grande complexité et celle-ci croît exponentiellement avec le nombre d'antennes émettrices [23]. Il est optimal si les vecteurs émis s sont équiprobables, ce qui est le cas puisque les symboles s_i sont équiprobables. En supposant un bruit gaussien et un état de canal parfaitement connu côté récepteur, les symboles estimés s'expriment classiquement de la façon suivante :

$$\hat{s} = \arg \min_s \|r - Hs\|^2 \quad (II.8)$$

Où la recherche de la distance minimale s'effectue sur tous les mots de code s possibles.

II.2.4.4 Annulations successives d'interférences ordonnées (V-BLAST)

L'algorithme Vertical-Bell Laboratories Layered Space-Time (V-BLAST) est un algorithme de détection utilisé dans des systèmes multi-antennes MIMO, proposé pour la première fois en 1996 par les laboratoires Bell [18]. Il est basé sur une égalisation (ZF ou MMSE) associée à un retour de décision dont le principe général est le suivant :

Son principe est assez simple : il consiste à réaliser une première détection, du signal le plus puissant (possédant le meilleur BER). On régénère le signal reçu de cet utilisateur à partir de cette décision. Ensuite, le signal régénéré est soustrait du signal reçu et, avec ce nouveau signal, on procède à la détection du deuxième utilisateur le plus puissant, puisqu'on s'est déjà débarrassé du premier et ainsi de suite. Ce qui donne un vecteur reçu contenant moins d'interférences. Ce récepteur est aussi noté dans la littérature OSIC (Ordered Successive Interferences Cancellations) [23].

Comme pour tous les égaliseurs à retour de décision, le principal inconvénient de V-BLAST est la propagation des erreurs. Une fois qu'une mauvaise décision a été prise sur la valeur d'un symbole, une mauvaise contribution est retirée au vecteur r , ce qui entraîne que les symboles

suivants seront presque certainement mal estimés. C'est la raison pour laquelle l'ordonnancement est utilisé pour minimiser la propagation des erreurs.

NB : Lors de nos simulations, les types d'égalisateurs utilisées sont les ZF et MMSE

II.3 Systèmes SM-MIMO

Les technologies MIMO conventionnelles tirent parti de toutes les antennes disponibles au niveau de l'émetteur. Ainsi, tous les antennes émettrices (AT) sont actives à tout moment, ce qui réduit l'optimisation de l'efficacité énergétique (EE). C'est pour cela que récemment, les réseaux sans-fils ont proposé l'une des alternatives les plus prometteuses qui a suscité un grand intérêt dans la recherche et qui consiste à associer une nouvelle technique de modulation nommée modulation spatiale (SM). C'est un nouveau concept de transmission, appartenant à la famille MIMO, conçu pour réduire le nombre de chaîne radio fréquence (RF) à coût élevé et améliorer les performances des systèmes MIMO ainsi que le rendement de l'efficacité énergétique et spectrale. Les activités de recherche sur le SM ont atteint la maturité suffisante pour motiver son application dans les systèmes de communication sans fil émergents.

II.3.1 La modulation spatiale (SM)

SM est apparue pour la première fois en 2001, son principe est basé sur la modulation par déplacement d'espace (SSK) qui a ensuite été introduite en tant que schéma de modulation. Dans le schéma SSK, il n'y avait aucun symbole transmis. Seuls les indices des antennes ont été utilisés pour transmettre des informations, ceci réduit nettement la complexité du système et permet de différencier entre les signaux reçus et les différentes antennes de transmission.

Cette technique a connu plusieurs améliorations nous pouvons citer :

- (En 2002), un nouveau schéma de modulation à plusieurs antennes est proposé, où le nombre de bits est égal à celui des éléments TA, une amélioration qui a permis d'assurer une meilleure capacité et obtenir une meilleure couverture.
- (En 2004), Song et ses collaborateurs [24] ont proposé un système de modulation appelé "canal technique de saut", qui est exactement ce qu'on appelle aujourd'hui SM-MIMO. L'idée consiste à transmettre 2 flux d'information : le 1^{er} est explicitement transmis en utilisant la modulation PSK ou QAM, et la seconde est implicitement transmise en activant un seul TA du réseau d'antennes disponible. Cette étude a montré que les SM-MIMO ont le potentiel inhérent de surpasser de nombreux schémas MIMO.

- (En 2005), les chercheurs [25] ont proposé indépendamment le même schéma de modulation que dans [26]. La principale motivation de [25] est de développer un schéma de modulation multi-antenne qui évite l'interférence inter-antennes, qui est réalisée en activant une seule TA dans chaque canal et en transmettant implicitement des bits d'information supplémentaires grâce au processus de commutation. En 2006, les mêmes auteurs ont examiné plus en détail le régime proposé dans [21] et ont pu développer le démodulateur optimal de Maximum (ML) pour SM-MIMO [27], [28].
- (En 2008), Divers documents ont été publiés en améliorant et en approfondissant les concepts de modulation spatiale, les chercheurs Yang et Jiao et autres [29] ont étudié la capacité des canaux où le terme "Information Guided Channel Hopping" (IGCH) est inventé afin de fournir une meilleure efficacité.
- Plus récemment, dans [30], la question de la commutation rapide des radiofréquences a été abordée dans le contexte des modulations spatiales, qui constitue un défi majeur pour la mise en œuvre pratique. Grâce au mécanisme de codage spécifique du SM/SSK, l'antenne d'émission active est commutée à chaque nouvelle utilisation de canal, ce qui nécessite un commutateur RF fonctionnant au débit de symboles.

II.3.2 Principe de la modulation spatiale (SM)

L'idée clé derrière la SM est de transmettre des informations supplémentaires généralement via les états ON/OFF des antennes de transmission. En effet dans SM un seul émetteur est actif à un moment donné tandis que les autres restent silencieux [28]. Les bits d'informations sont divisés en bloc de deux parties : un bloc contenant un numéro d'antenne d'émission unique choisi nommé indice d'antenne (symbole spatial) utilisé pour transmettre des informations supplémentaires et permet d'augmenter l'efficacité spectrale ($\log_2(NT)$), ces informations spatiales s'ajoutent au deuxième bloc contenant les bits d'information transmis par le symbole conventionnel de la constellation (PSK/QAM), seul un des deux symboles est explicitement transmis, tandis que l'autre symbole est implicitement transmis en déterminant l'indice de l'AT active en chaque canal utilisé [27]. Ces deux parties dépendent des bits de données entrants.

A la réception, la récupération de bloc de bit transmis se fait par un algorithme de combinaison de taux de réception, pour cela on utilise la modulation SM avec une transmission OFDM afin d'effectuer un codage de données et analyser le taux d'erreur des symboles (BER).

II.3.3 SM en émission

Dans SM, les bits d'information sont modulés sur un diagramme de constellation 3D, qui généralise le diagramme de constellation de signaux 2D (complexe) connu des schémas de modulation PSK/QAM. La troisième dimension est fournie par le réseau d'antennes, où certains des bits sont mis en correspondance avec les antennes de transmissions (AT). Dans la recherche SM, cette troisième dimension est appelée "diagramme de constellation spatiale". Un diagramme de constellation tridimensionnel de SM avec $N_t = 4$ antennes et une constellation de $M = 4$ avec une modulation par déplacement de phase en quadrature (QPSK) est présenté à la figure II.2.

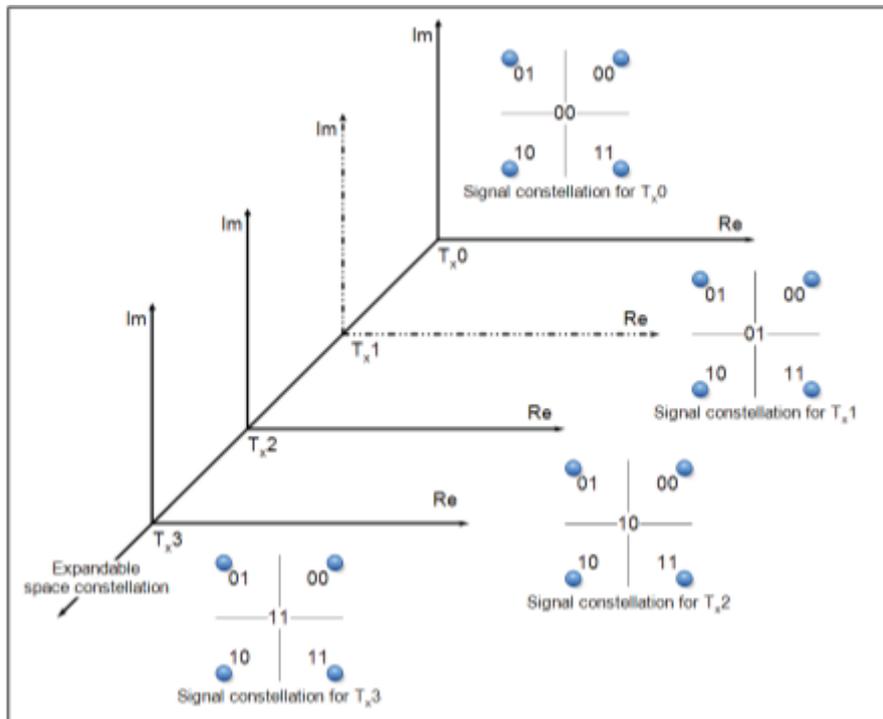


Figure II.4 : Constellation de signaux 3D pour les systèmes SM.

Dans ce qui suit, nous considérons un modèle typique d'un émetteur SM (voir la figure II.3). Cet émetteur est constitué de deux blocs d'entrée, le premier bloc de $\log_2 N_T$ bits détermine l'indice de l'antenne active j du domaine spatial et le deuxième bloc de $\log_2 M$ Bits est utilisé pour moduler le symbole de la constellation s .

Comme le montre la figure II.3, en utilisant le mécanisme de commutation d'antenne au niveau de l'émetteur, l'indice d'antenne active change de manière aléatoire pour chaque canal utilisé en fonction des bits d'information entrants [31].

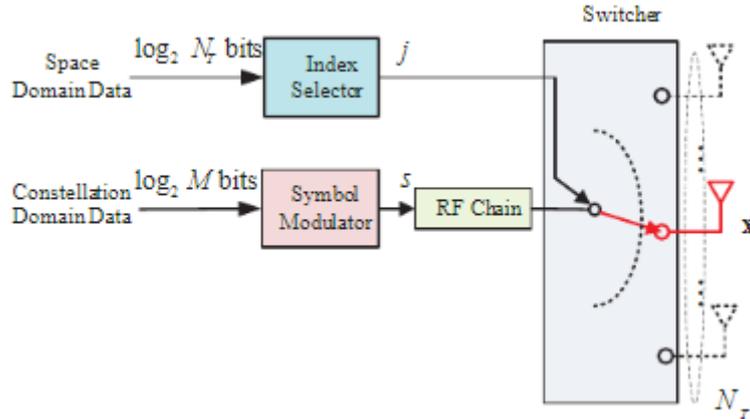


Figure II.5 : Modèle typique d'un émetteur SM.

Un exemple de codage [32] en SM est illustré à la figure II.5. Le bloc de bits à coder est de "1110". Les premiers bits, $\log_2(N_t) = 2$ "11", déterminent l'unique AT actif (T_{x3}) tandis que les seconds bits, $\log_2(M) = 2$ "10", déterminent le symbole PSK/QAM transmis.

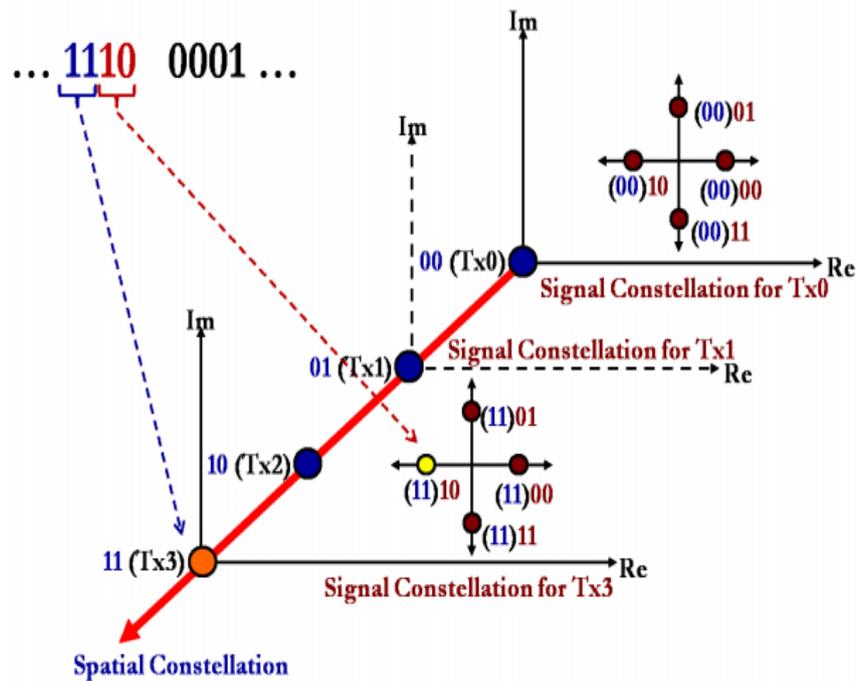


Figure II.6 : Illustration de l'encodage 3D de SM

Pour la deuxième utilisation du canal, le bloc de bits à coder est "0001". Les premiers bits de $\log_2(N_t) = 2$,"00", déterminent l'unique AT actif (T_{x0}) tandis que les seconds bits de $\log_2(M) = 2$,"01", déterminent le symbole PSK/QAM transmis.

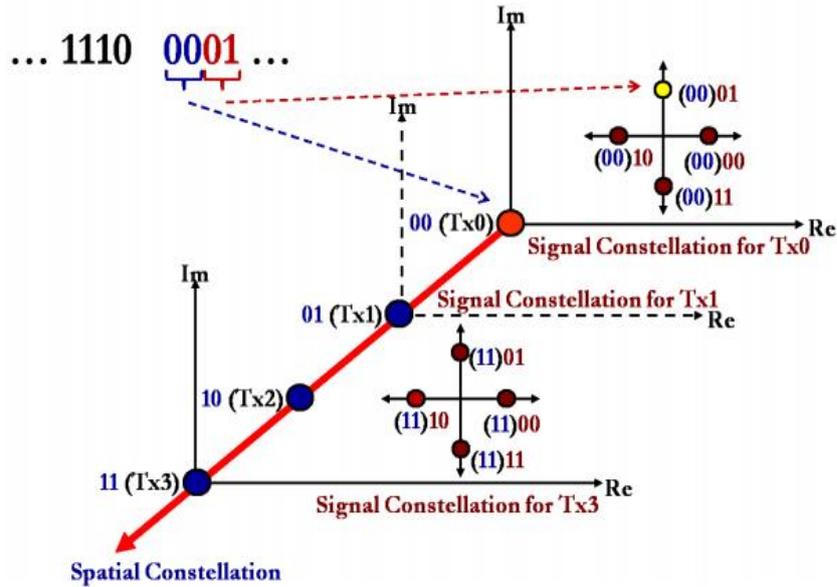


Figure II.7 : Illustration de l'encodage 3D de SM

Les deux figures précédentes mettent en évidence une paire de caractéristiques fondamentales de SM qui est :

- 1- L'antenne de transmission (AT) activée peut changer l'utilisation de chaque canal en fonction des bits d'information d'entrée. Ainsi, la commutation de l'AT est un moyen efficace de faire correspondre les bits d'information aux indices de l'AT et d'augmenter le taux de transmission.
- 2- Les bits d'information sont modulés sur un diagramme de constellation tridimensionnel (3D) fournie par le réseau d'antennes, où certains des bits sont mis en correspondance avec les AT.

Dans ce qui suit, un tableau exemplaire illustrant la correspondance SM pour une modulation 16-QAM :

Bits	Bit de symbole	Symboles	Bits spatiaux	Index d'antenne
0000	00	+1+j	00	1
0001	01	-1+j	00	1
0010	10	-1-j	00	1
0011	11	+1-j	00	1
0100	00	+1+j	01	2
0101	01	-1+j	01	2
0110	10	-1-j	01	2
0111	11	+1-j	01	2
1000	00	+1+j	10	3
1001	01	-1+j	10	3
1010	10	-1-j	10	3
1011	11	+1-j	10	3
1100	00	+1+j	11	4
1101	01	-1+j	11	4
1110	10	-1-j	11	4
1111	11	+1-j	11	4

Tableau II.1 : Un tableau de correspondance SM avec une modulation 16-QAM

II.3.4 SM en réception

La modulation spatiale utilise un algorithme de démodulation ainsi qu'un système MIMO générique équipée des éléments d'antennes émettrices N_t et réceptrices N_r , proposé dans [33]. Le concept de cette démodulation est basé sur une approche en deux étapes :

- 1- Détection de l'indice d'antenne de transmission active (diagramme de constellation spatiale).
- 2- Détection du symbole modulé (diagramme de la constellation du signal)

Cette approche permet une démodulation de faible complexité. Cependant, elle est sous-optimale et elle est affectée par une sensibilité élevée à la démodulation de l'indice antenne de transmission.

Pour soulever ces limitations, les chercheurs proposent le démodulateur ML-optimum à faible complexité de calcul qui permet de décoder conjointement l'indice AT et le symbole de constellation transmis.

La différence de performance entre la démodulation en deux étapes et la démodulation ML optimale, provient du fait que même si l'indice AT et le symbole PSK/QAM sont codés indépendamment dans SM-MIMO, ils s'effacent ensemble pendant la transmission par le canal. En conséquence, toute tentative de démodulation indépendante entraîne une perte de performance non négligeable.

II.3.5 Association SM-OFDM

Les modulations à porteuses multiples ont été introduites à la fin des années 1950, dont fait partie la modulation OFDM (Orthogonal Frequency Division Multiplexing) qui a été mise au point par les travaux de Chang [34], il s'agit d'une technique de transmission en parallèle multi-porteuse par répartition en fréquence orthogonal utilisée dans de nombreuses applications sans fil pour ses propriétés de résistance aux bruits impulsifs, aux canaux multi-trajets au moyen du préfixe cyclique (CP) et sa très bonne utilisation du spectre du milieu de transmission.

Le principe de l'OFDM consiste à répartir sur un grand nombre de sous-porteuses le signal numérique que l'on veut transmettre. Pour que les fréquences des sous-porteuses soient les plus proches possibles et ainsi transmettre le maximum d'information sur une portion de fréquences donnée, l'OFDM utilise des sous-porteuses orthogonales entre elles.

L'adoption du multiplexage orthogonal à modulation de fréquence (OFDM) en modulation spatiale (SM) est proposée pour la première fois dans [35]. Le SM-OFDM est une nouvelle technique d'accès multiple qui se repose sur le concept de modulation d'index au domaine de sous-porteuse. C'est-à-dire, chaque symbole est véhiculé par une sous-porteuse accompagnée par un symbole spatial, de sorte que pour chaque sous-porteuse, il n'y a qu'un seul émetteur actif. Cette combinaison est considérée comme une solution prometteuse d'augmentation de la capacité des systèmes de communications sans fil, assure également une amélioration remarquable du débit de données et une robustesse face aux interférences au sein des sous-porteuses. En effet, cela résulte en une diversité à la fois temporelle, fréquentielle et spatiale minimisant la possibilité d'évanouissement de plusieurs canaux indépendants.

1- Avantages et inconvénients de la modulation spatiale (SM)

La technologie SM offre de nombreux avantages potentiels, nous citons :

- La SM ne nécessite pas de mécanismes de détection avancés en raison de l'absence d'interférence entre canaux (ICI).
- Une seule chaîne RF peut être utilisée, ce qui fait que la complexité de conception du récepteur et le coût des émetteurs sont ainsi réduits
- SM offre une flexibilité intrinsèque pour échanger le nombre d'antennes d'émission avec l'ordre de modulation dans le domaine du signal pour atteindre le débit de données souhaité
- Comme le gain de multiplexage est obtenu par une seule source RF, SM offre une diminution de la puissance d'émission.
- Compatibilité avec de multiples entrées multiples sorties multiples (MIMO) [10].

Ces avantages importants de SM introduisent toutefois certains compromis fondamentaux qui doivent être surmontés qui sont :

- SM est trop sensible aux canaux imparfaits et corrélés et aux CSI erronées.
- L'efficacité des communications SM dépend de l'environnement radio du canal
- Restriction du nombre de transmissions.
- Le nombre de bits mappés dans SM est limité par la taille physique du dispositif connecté au réseau sans fil.

II.4 Conclusion

Dans ce présent chapitre, nous avons étudié deux techniques innovantes en raison de leurs avantages inhérents aux systèmes sans fil, en l'occurrence la MIMO ainsi que la modulation spatiale (SM).

La technique MIMO repose sur l'utilisation conjointe de réseaux d'antennes à l'émission et à la réception, elle permet d'améliorer d'avantage le débit et les performances des systèmes en réduisant les effets d'évanouissements dans un canal multi-trajets et garantie une meilleure qualité de service.

La modulation SM est un nouveau concept qui assure l'envoi des informations supplémentaire via les indices d'antennes, qui assure les débits des objets connectés tout en maîtrisant le critère de la consommation énergétique.

*CHAPITRE III : Evaluation des
performances SM-MIMO*

III.1 Introduction

La conception des systèmes de communication sans fil nécessite une étude technique à l'avance et une évaluation pratique de leurs performances. Ce présent chapitre traite justement l'évaluation pour des simulations informatique des performances des systèmes SM-MIMO présentés précédemment.

III.2 langage utilisé

Le choix du bon environnement de programmation est crucial pour le développement d'un projet.

Afin de réaliser les différentes simulations de notre étude, nous avons opté pour le logiciel MATLAB vue sa puissance de compilation. MATLAB (MATrix LABoratory) est un langage de programmation de haut niveau développé par la société The MathWorks, utilisé pour le développement d'algorithmes, la visualisation et l'analyse des données, ou encore le calcul numérique. Il permet également de manipuler des matrices, d'afficher des courbes et des données et peut s'interfacer avec d'autres langages comme le C, C++, Java.

III.3 Critères de performances pour les systèmes SM-MIMO

Pour l'évaluation des performances des systèmes SM-MIMO, nous avons retenu les mesures de TEB, de capacité et d'efficacité spectrale. Ces trois mesures sont des critères de quantification des transmissions numériques notamment pour le choix du type de modulation des signaux ou le choix d'une configuration antennaire a l'émission et a la réception

III.3.1 Taux d'erreur binaire (BER)

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 de bit transmis. Autrement dit le BER est une indication de la fréquence à laquelle un paquet ou une autre unité de données doit être retransmis en raison d'une erreur.

$$\text{BER} = \frac{\text{nombre de bits erroné}}{\text{nombre de bits total}} \quad (\text{III.1})$$

III.3.2 Rapport signal sur bruit (RSB)

Le rapport signal sur bruit (signal to noise ratio ou (SNR) en anglais) est un indicateur de la qualité de la transmission d'une information. C'est un nombre sans unité qui permet de mesurer la quantité de bruit contenu dans le signal d'un canal de transmission.

Comme suit il est :

$$\frac{S}{B} = \frac{P_S}{P_B} \quad (\text{III.2})$$

Où : P_S est la puissance du signale et P_B : la puissance de bruit en *WATT*

$$S/B = \left(\frac{U_S}{U_B}\right)^2 \quad (\text{III.3})$$

Où : U_S est la tension efficace du signal et U_B : la tension du bruit en *VOLT*

$$S/B_{dB} = 10 \log(S/B) \quad (\text{III.4})$$

Comme la dynamique de ce rapport peut être très grande, on préfère souvent exprimer ce rapport en décibels.

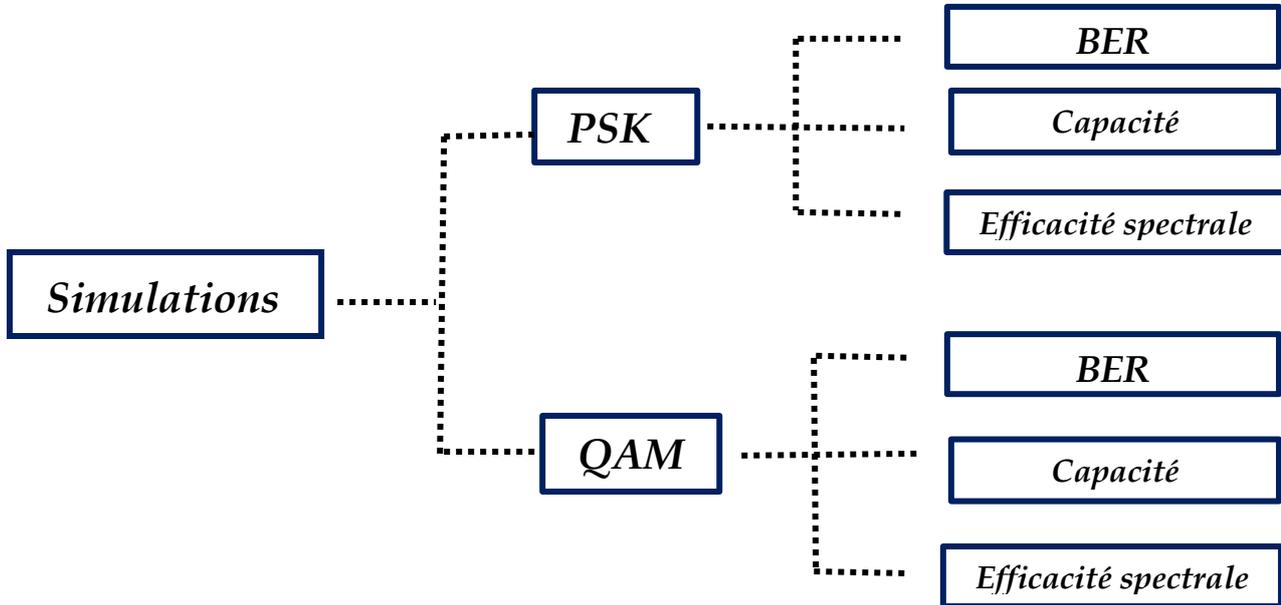
III.3.3 Efficacité spectrale (SE)

L'efficacité spectrale est définie comme étant le rapport entre le débit binaire utile (en bit/s) et la bande passante occupée par le signal transmis en (Hz). Elle est mesurée en bits/s/Hz

III.4 Evaluation des performances des systèmes SM-MIMO

Dans cette section, nous allons visualiser les performances des SM-MIMO en termes de trois paramètres fondamentaux à savoir : le taux d'erreur binaire (BER), capacité ainsi que l'efficacité spectrale (SE), en utilisant deux types de modulation à savoir, QAM et PSK. L'étude est effectuée sur une approche en deux étapes : la 1ère consiste à faire varier l'ordre de modulation (M) et fixer le nombre d'antennes émettrices/réceptrices, tandis que la 2ème consiste à fixer l'ordre de modulation et varier le nombre d'antennes M_t/M_r . l'ensemble des résultats numériques que nous présentons sont basés sur un assortiment d'intérêt des modulations $\theta = \{2\text{-PSK}, 4\text{-PSK}, 8\text{-PSK}, 16\text{-PSK}, 32\text{-PSK}, 4\text{-QAM}, 16\text{-QAM}, 64\text{-QAM}, 128\text{-QAM}, 256\text{-QAM}\}$ et l'exécution de 500 simulations de type Monte Carlo (MC)(dans les transmissions numériques, il est difficile en général d'exprimer automatiquement le TEB. Dans ce cas, on utilise la méthode monté Carlo pour coupler les erreurs [10] ceci exige un nombre important d'échantillons pour avoir une estimation efficace) pour chaque type de modulation

appartenant à θ (soit 5000 simulations au total) et pour chaque valeur de SNR ($SNR_{dB} \in \{-15, 25\}$) avec un pas de 5dB. Chaque simulation est basée sur $L = 1024$ symboles spatiales. Au niveau de la réception, nous nous sommes munis d'un détecteur MMSE. Les résultats de simulation sont explicitement illustrés et développés dans la suite du document.



III.4.1 paramètres de simulation

Notre environnement de simulation est configuré en fonction des paramètres ci-dessous :

- Le type de modulation utilisé : QAM et PSK.
- MQAM= [4, 16, 64, 128, 256], avec M qui désigne l'ordre de modulation
- MPSK= [2, 4, 8, 16, 32].
- Nombre d'antennes en émission et en réception : $M_t = M_r = 8$.
- Nombre de simulation = $5 \cdot 10^2$.
- Nombre de symbole = 1024.

III.4.2 Performance SM-MIMO pour divers ordres de modulation

Dans cette première section, nous allons varier l'ordre de modulation (M) et nous fixons le nombre d'antenne émettrice et réceptrice $M_t = M_r = 8$.

III.4.2.1 La Modulation PSK

- **Evaluation du BER en fonction du SNR**

Les courbes suivantes illustrent une comparaison du taux d'erreur binaire BER obtenus avec différents ordres de modulation de PSK dans un système SM-MIMO en fonction du rapport signal sur bruit SNR en utilisant un égalisateur MMSE.

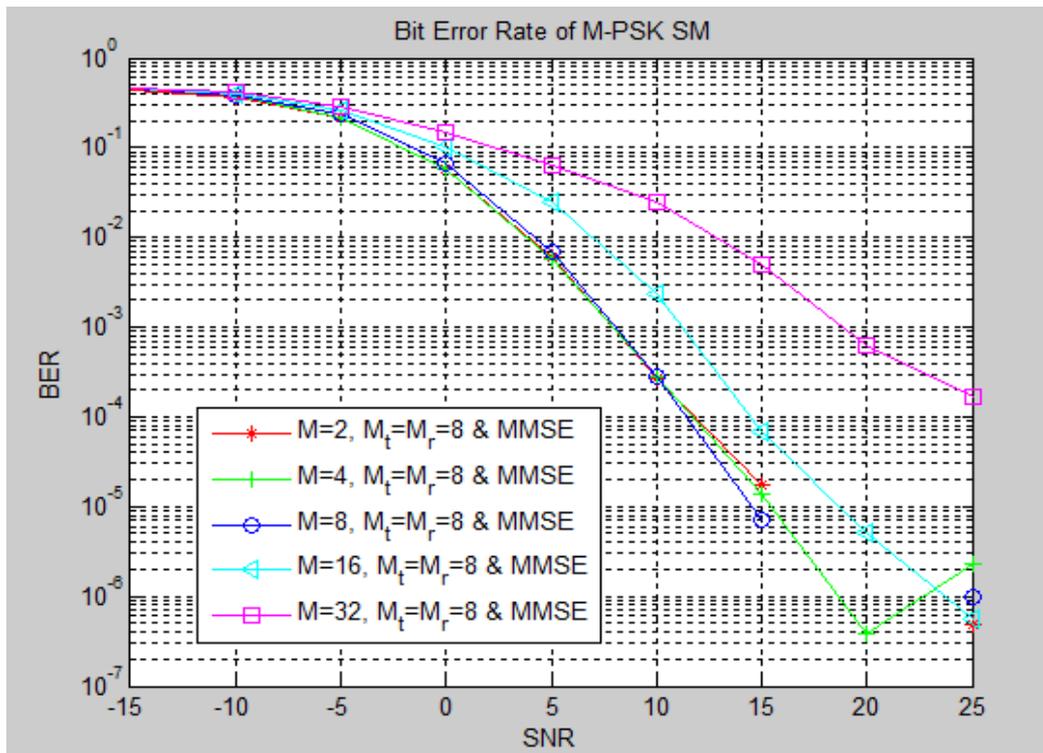


Figure III.1 : Comparaison du BER obtenu avec différents ordres de modulation de PSK.

Pour un SNR= [-15,20] : Nous remarquons, qu'en augmentant la taille de la constellation (l'ordre de modulation), le BER augmente. Donc les performances se dégradent. Cela s'explique par le fait que l'augmentation de M réduit la distance entre symboles adjacents sur la constellation et cela dégrade naturellement les performances.

Afin d'aboutir à de bons résultats et acquérir une qualité de transmission acceptable, nous pouvons augmenter la taille de la constellation jusqu'à atteindre un débit maximal.

- **Evaluation de la Capacité en fonction du SNR**

La figure III.2 fournit les différents tracés obtenus avec différents ordres de modulation de PSK en faisant varier la capacité C du système en fonction du rapport signal sur bruit SNR.

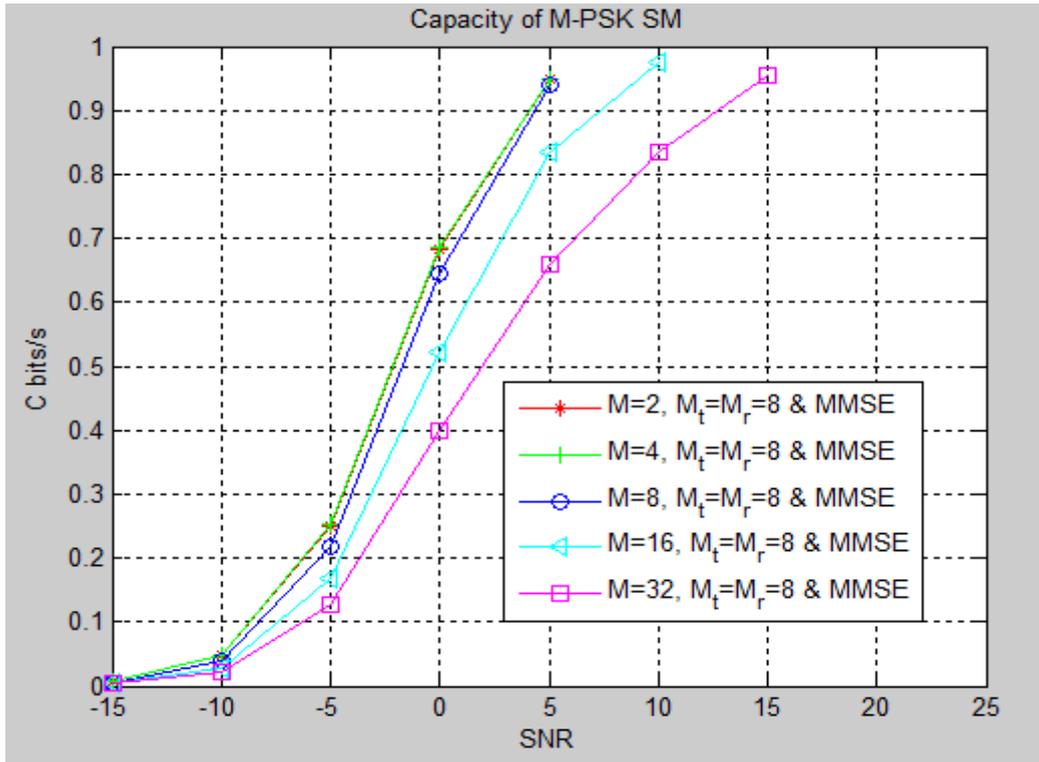


Figure III.2 : Comparaison des capacités obtenue avec différents ordres de modulation de PSK

En analysant les résultats présentés par la figure III.2, que la capacité décroît avec le nombre d'états. Cela s'explique par le fait que l'augmentation de l'ordre de modulation permet d'occuper une bande passante BW de plus en plus faible, ce qui permet d'affaiblir la capacité du système.

- **Evaluation de l'efficacité spectrale en fonction du SNR**

La figure III.3 présente les différents tracés obtenus avec différents ordres de modulation de PSK en faisant varier l'efficacité spectrale SE du système en fonction du rapport signal sur bruit SNR.

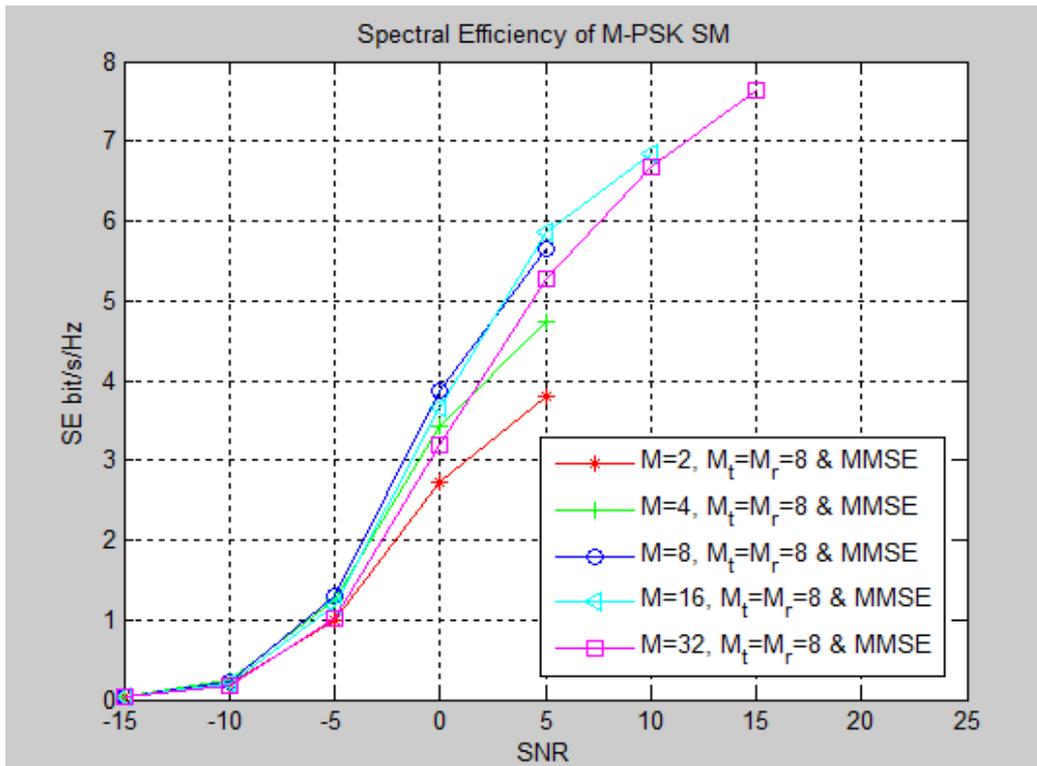


Figure III.3 : Comparaison de l'efficacité spectrale obtenue avec différents ordres de modulation de PSK

- Pour un $M=2$, nous constatons que l'efficacité spectrale (SE) se développe progressivement, et atteint 3.9bit/s/Hz , pour un $\text{SNR}=5\text{dB}$. Elle atteint 4.9bit/s/Hz pour un même SNR lorsque $M=4$.
- Pour un $M=8$, nous remarquons que la SE atteint 5.9bit/s/Hz pour un $\text{SNR}=10\text{dB}$. Et elle s'améliore considérablement lorsque $M=16$.
- Pour un $M=32$ l'efficacité spectrale augmente jusqu'à atteindre un niveau de 7.9bit/s/Hz .

On conclut, que l'efficacité spectrale évolue lorsque le nombre d'états augmente, ce qui signifie que l'augmentation de nombre d'états permet, d'occuper une bande BW de plus en plus faible, ce qui assure l'évolution de l'efficacité spectrale, mais la robustesse au bruit diminue dans les mêmes proportions.

III.4.2.2 La Modulation QAM

- Evaluation du BER en fonction du SNR

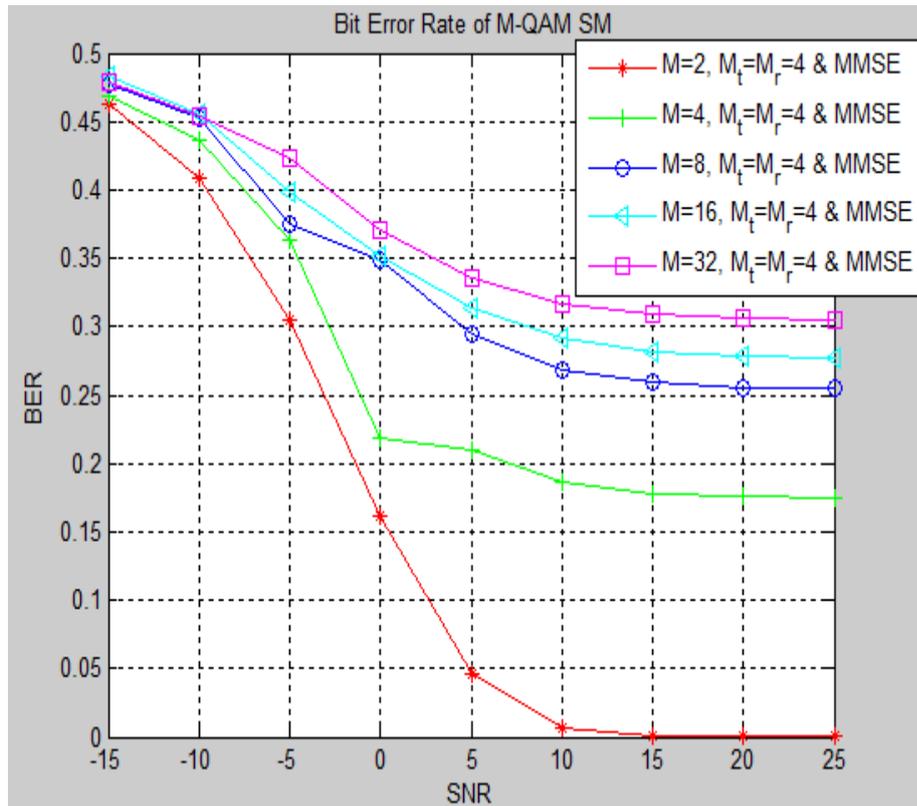


Figure III.4 : Comparaison du BER obtenu avec différents ordres de modulation de QAM

En analysant les résultats présentés par la figure III.7, nous constatons qu'en augmentant la taille de la constellation (l'ordre de modulation), le BER augmente.

On peut expliquer cela par le fait que la modulation QAM est une modulation à haut niveau qui peut atteindre des ordres très élevés (jusqu'à $M=256$), ainsi au fur et à mesure que M augmente, la distance entre les différents points de constellation diminue et le système devient moins fiable. Autrement dit plus le nombre de constellations devient important, plus le démodulateur aura du mal à distinguer entre les différents états, ainsi la qualité de transmission se dégrade.

- **Evaluation de la capacité en fonction du SNR**

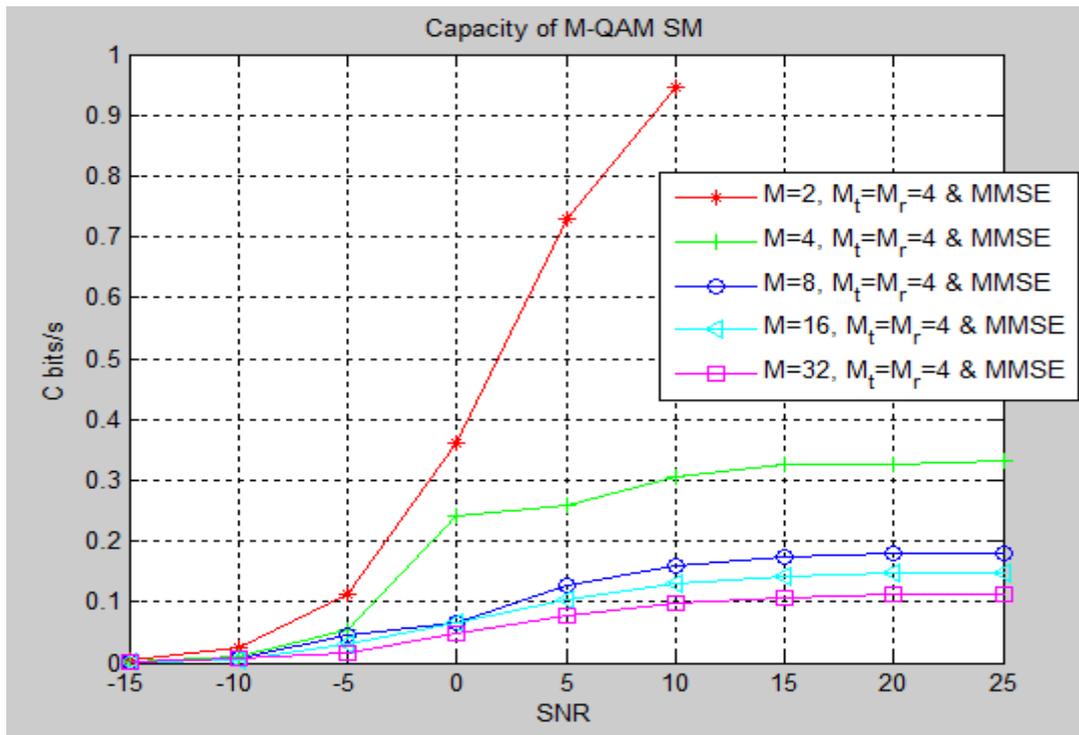


Figure III.4 : Comparaison des capacités obtenues avec différents ordres de modulation de QAM.

La figure III.4 présente les différents tracés obtenus avec différents ordres de modulation de QAM en faisant varier la capacité C du système en fonction du rapport signal sur bruit SNR. (Exactement les mêmes commentaires peuvent être effectués comme dans le cas de la PSK). La capacité décroît avec le nombre d'états. On conclut que le nombre de constellation a une grande influence sur la capacité du système.

- **Evaluation des de l'efficacité spectral en fonction du SNR**

La figure III.5 présente les différents tracés obtenus avec différents ordres de modulation de QAM en faisant varier l'efficacité spectrale SE du système en fonction du rapport signal sur bruit SNR.

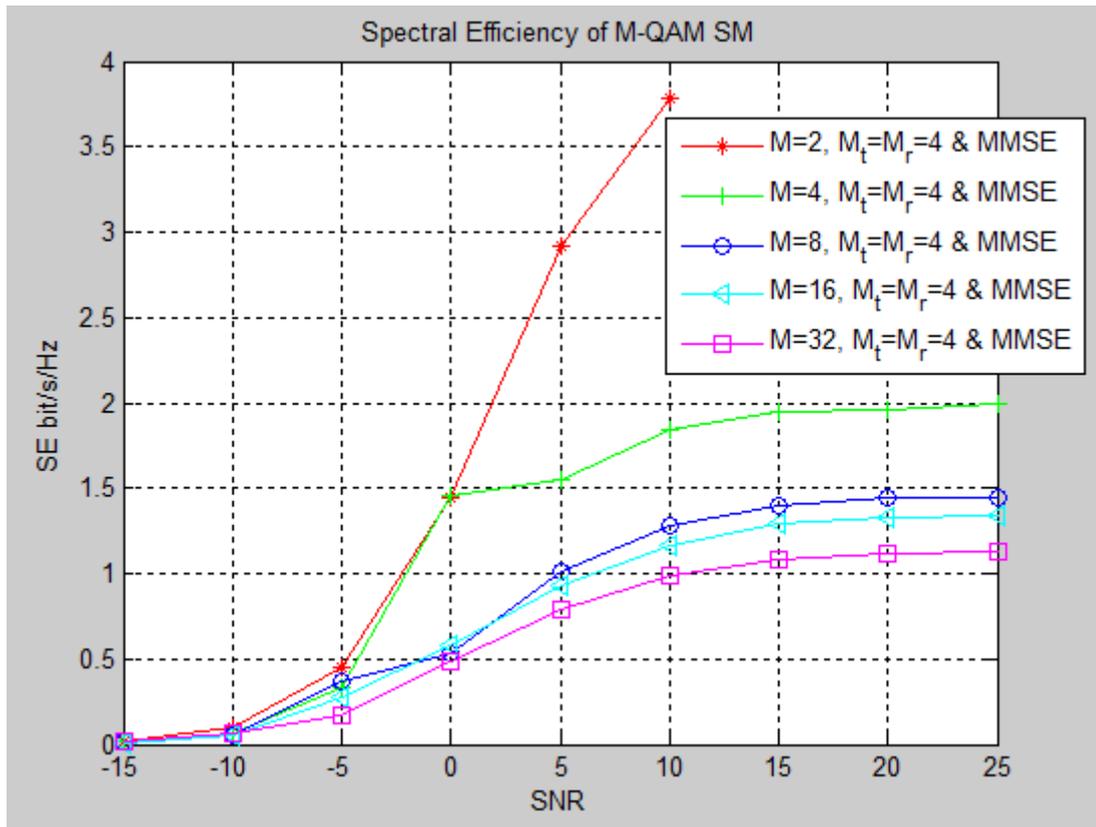


Figure III.5 : Comparaison l'efficacité spectrale avec différents ordres de modulation de QAM

Selon les résultats obtenus, nous constatons qu'en augmentant le nombre de constellation, l'efficacité spectrale augmente d'une manière remarquable, ce qui signifie qu'en augmentant l'ordre de modulation, le débit du système augmente ce qui assure l'évolution de l'efficacité spectrale.

III.4.3 Performances des systèmes SM-MIMO pour divers configurations antennaires

Cette 2ème partie de simulation s'intéresse à l'étude de l'impact du nombre d'antennes sur les différentes courbes étudiées précédemment en utilisant la QAM et PSK. Ceci dans le but d'observer l'intérêt de la diversité spatiale. Nous visualisons cette influence par la présentation des tracés des courbes de BER, capacité ainsi que l'efficacité spectrale SE en fonction de SNR.

III.4.3.1 La Modulation PSK

- Evaluation du BER en fonction du SNR

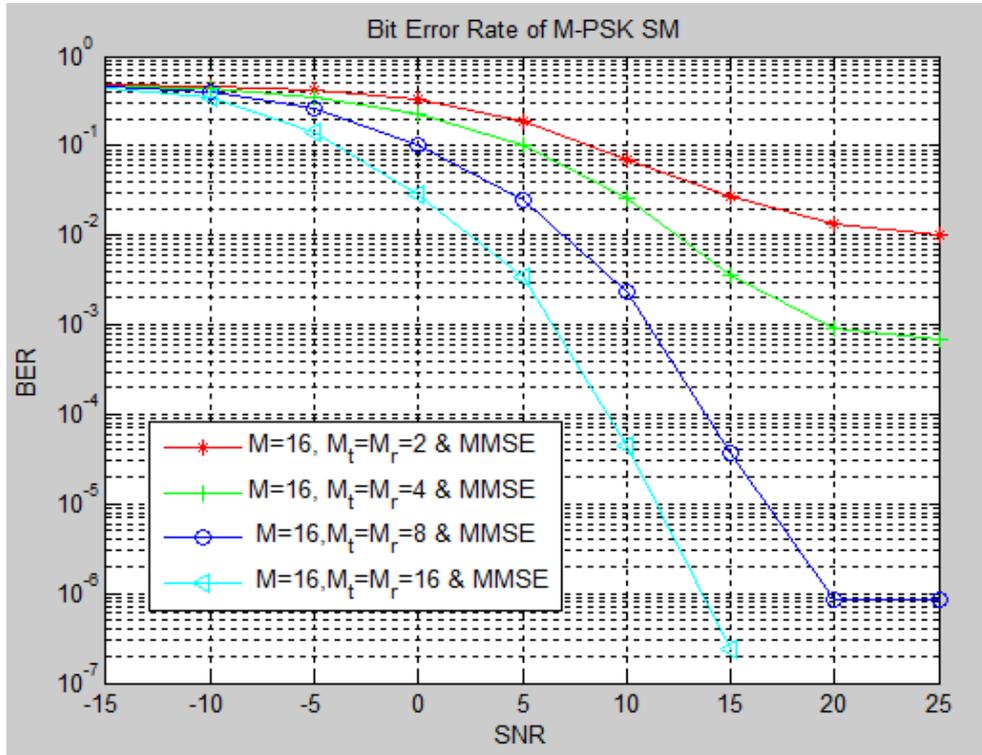


Figure III.6 : Comparaison du BER en fonction nombre d'antennes émettrices/réceptrices.

La figure III.6 renvoie au différentes courbes BER obtenus en fonction de SNR. En analysant les résultats présentés, nous constatons que la courbe BER ayant un nombre d'antenne émission/réception =16 est ci-dessous que celle ayant un nombre d'antenne = 2, ce qui signifie qu'en augmentant le nombre d'antennes en émission et en réception, le BER diminue. Nous pouvons clairement conclure que la diversité spatiale est primordiale pour améliorer la qualité et la robustesse de transmission.

• Evaluation de la capacité en fonction du SNR

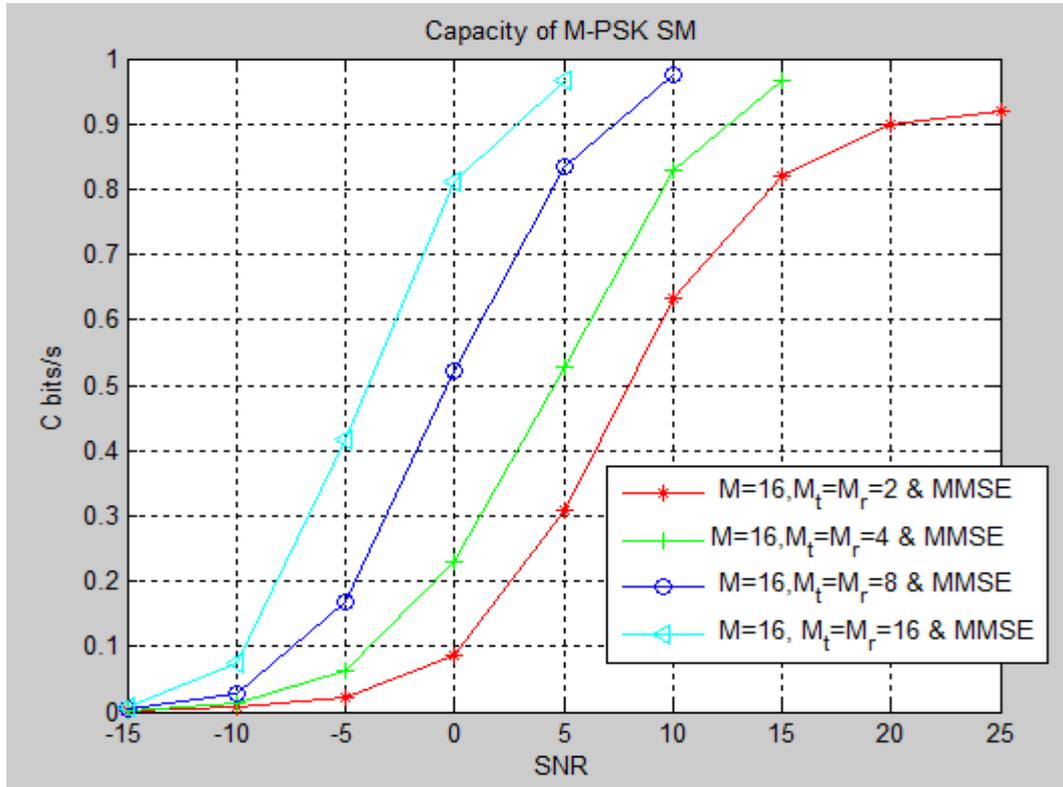


Figure III.7 : Comparaison de la capacité en fonction de nombre d'antennes émettrices/réceptrices

La figure III.7 présente les différents tracés de capacité (C bits/s) obtenus en fonction de SNR. En analysant les résultats présentés, nous pouvons constater que le nombre d'antenne à une très grande influence sur la capacité (la capacité croit linéairement avec le nombre d'antenne). Nous constatons donc que les performances se dégradent quand le nombre d'antenne est réduit (le cas où $M_t=2$ $M_r=2$).

• Evaluation de l'efficacité spectrale en fonction du SNR

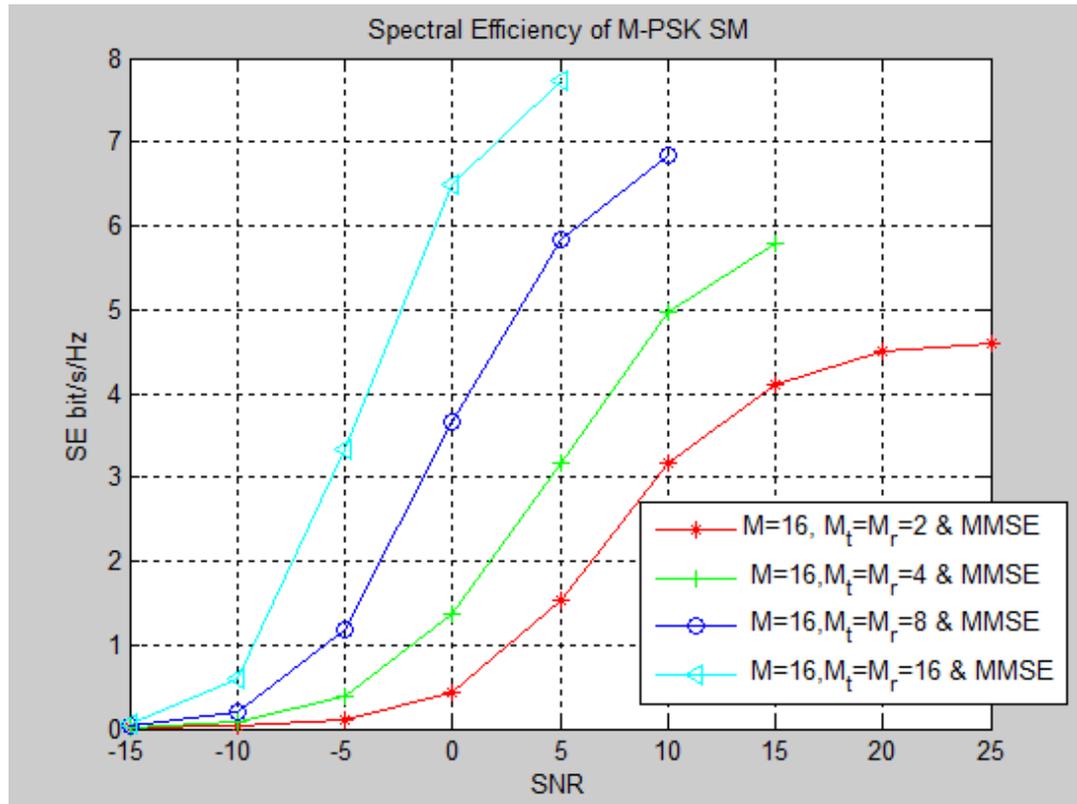


Figure III.8 : Comparaison de la SE en fonction de nombre d'antennes émettrices/réceptrices.

La figure III.8 présente les différents tracés de l'efficacité spectrale (SE) obtenus en fonction de SNR en faisant varier le nombre d'antenne. En analysant les résultats présentés, nous constatons que l'efficacité spectrale croît linéairement avec le nombre d'antennes.

III.4.3.1 La Modulation QAM

• Evaluation du BER en fonction du SNR

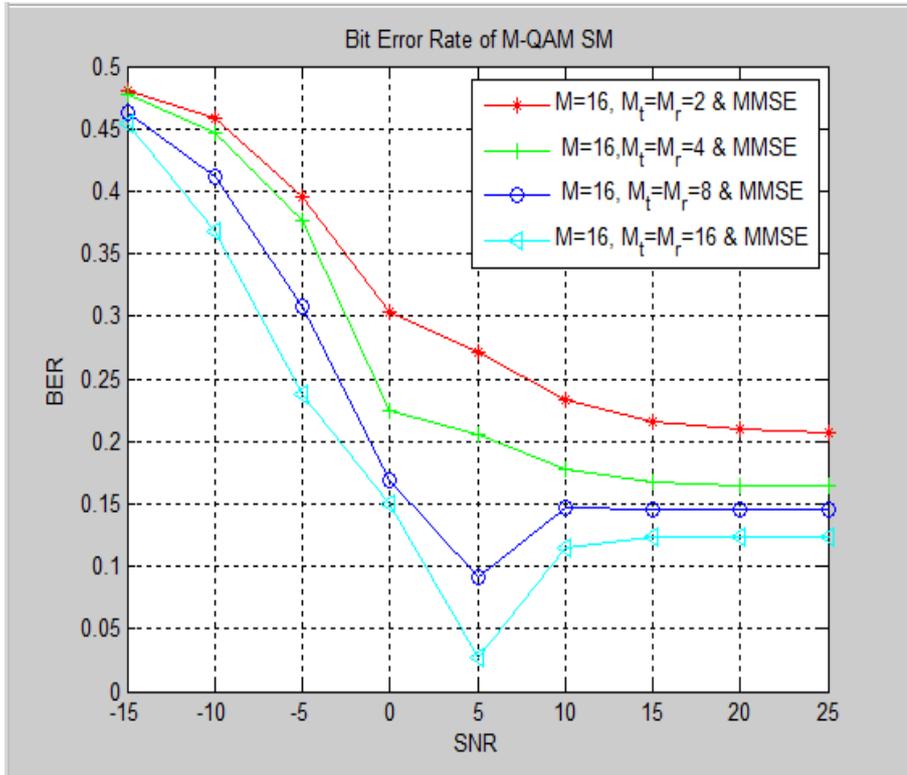


Figure III.9: Comparaison du BER en fonction nombre d'antennes émettrices/réceptrices.

En examinant les différents résultats présentés ci-dessous, on constate que :

- Pour un $M_t = M_r = 8$ et $M_t = M_r = 16$, le BER diminue remarquablement pour un SNR= [-15,5], jusqu'à atteindre un BER= 0.01, et à partir de 5dB on remarque une légère augmentation jusqu'à 0.14.
- Pour un $M_t = M_r = 2$ et $M_t = M_r = 4$, on remarque que la valeur du BER diminue lorsque le nombre d'antennes émettrices/réceptrice est élevés.

- Evaluation de la capacité en fonction du SNR

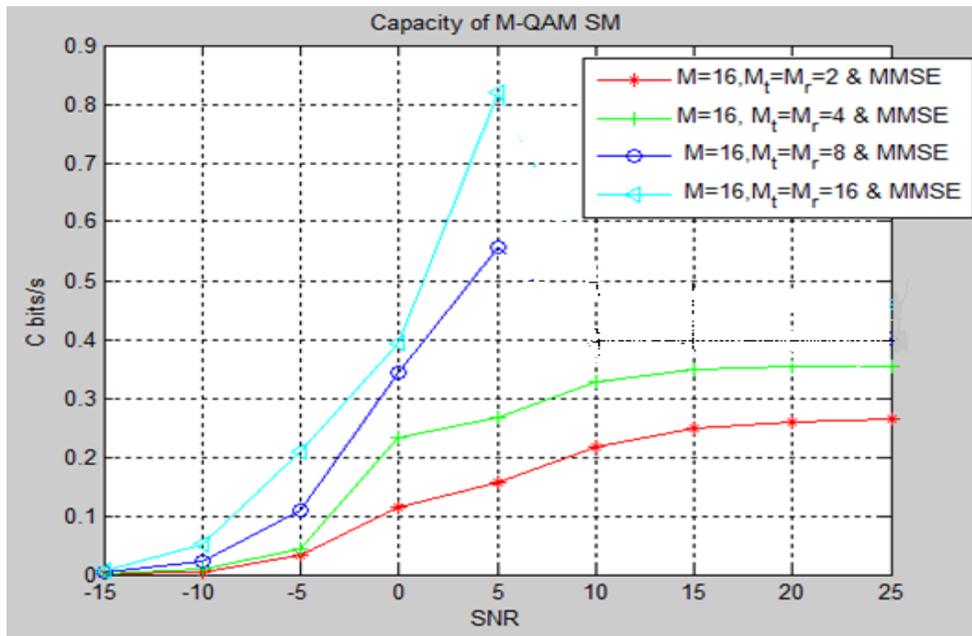


Figure III.10 : Comparaison des capacités en fonction de nombre d'antenne émettrices/réceptrices

Ces courbes montrent clairement que la capacité (C) croit proportionnellement pour des SNR élevés et s'améliore considérablement lorsque le nombre d'antennes émettrices/réceptrices augmente.

- Evaluation de l'efficacité spectrale en fonction du SNR

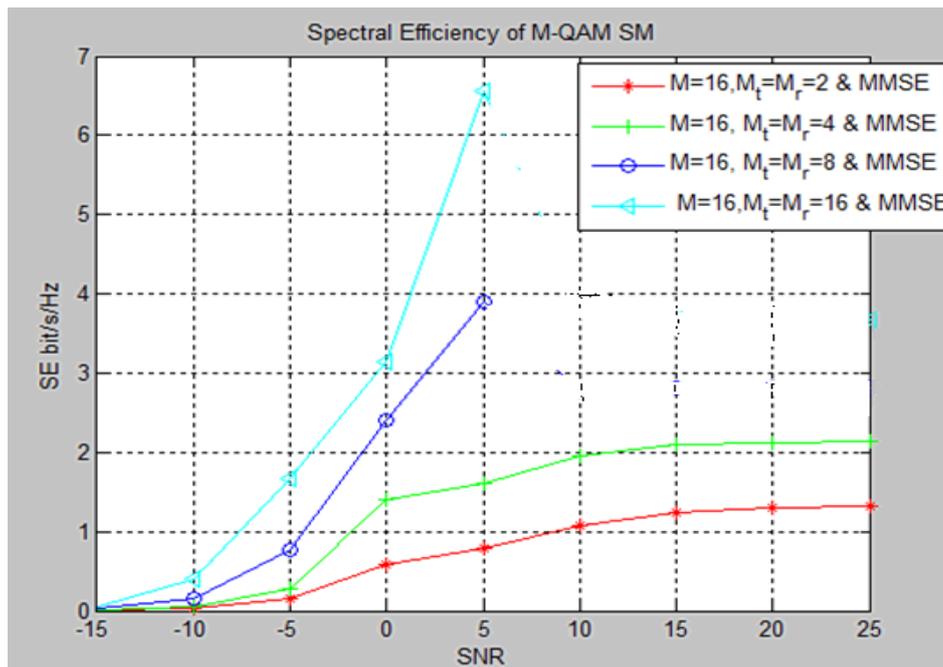


Figure III.11 : Comparaison de SE en fonction de nombre d'antenne émettrices/réceptrices

Ces courbes montrent clairement que l'efficacité spectrale croît proportionnellement avec le nombre d'antenne émettrices/réceptrice et peut atteindre des valeurs élevées.

III.8 Conclusion

Dans ce présent chapitre, nous avons analysé et évalué les performances d'un système MIMO à modulation spatiale en utilisant un égalisateur de type MMSE au niveau de la réception. Nous avons également évalué l'influence de certains paramètres sur les performances du système tels que : l'ordre de modulation et le nombre d'antenne émettrices/réceptrices. A travers les résultats obtenus, nous avons déduit que les performances d'un système de transmission sont évaluées par son aptitude à résister aux perturbations, c'est à dire à assurer un BER aussi faible que possible, et à acheminer le plus d'information utile ; ce qui revient à maximiser sa capacité, ou son efficacité spectrale.

Nous avons montré également que la modulation PSK exhibe de meilleures performances en termes de BER, capacité et efficacité spectrale par rapport à la QAM. Nous avons également étudié l'impact de nombre d'antennes émettrices/réceptrices sur les performances du système considéré. Il est a noté que la diversité spatiale permet de maintenir une qualité de transmission remarquable.

***CHAPITRE IV : Reconnaissance
automatique des types de
modulations***

IV.1 Introduction

La reconnaissance automatique de modulation AMR est une application cruciale dans diverses applications. Que ce soit dans un contexte militaire pour la surveillance de spectres, comme dans un domaine civil, pour réaliser un récepteur capable de s'adapter automatiquement au signal reçu, il est nécessaire de déterminer automatiquement tous les paramètres du signal.

Dans ce présent chapitre, nous terminons notre étude des système SM-MIMO par la classification et la reconnaissance à la réception des types de modulations utilisée à l'émission.

Nos investigations sont réalisées par divers simulations sous le logiciel MATLAB.

IV.2 Métriques des performances des classifieurs

Les performances de classification sont d'un grand intérêt pour le choix, la comparaison et la validation des algorithmes de classification. La lisibilité des résultats et la réduction du cout d'échec total de la classification sont d'une importance cruciale pour l'amélioration de la performance des classifieurs. En effet de nombreuses mesures sont utilisées pour évaluer un classificateur afin de renforcer le jugement sur la qualité de la classification. Il est judicieux de noter que la plupart de ceux-ci sont construits à partir de la matrice de confusion.

IV.2.1 Matrice de confusion

Confusion matrix ou tableau de contingence est un outil permettant de mesurer les performances et la qualité d'un système de classification. Chaque ligne correspond à une classe réelle et chaque colonne correspond à une classe estimée (prédite). Le tableau III.1 illustre une matrice de confusion à deux classes [10].

		Classe réelle	
		-	+
Classe prédite	-	True Negatives <i>(vrais négatifs)</i>	False Negatives <i>(faux négatifs)</i>
	+	False Positives <i>(faux positifs)</i>	True Positives <i>(vrais positifs)</i>

Tableau IV.1 : Matrice de confusion à deux classes.

- Vrais négatifs (V_N) : le nombre d'exemple négatifs que le modèle a correctement classés comme négatifs.
- Faux négatifs (F_N) : le nombre d'exemple positifs que le modèle a incorrectement classés comme négatifs.
- Faux positive (F_P) : le nombre d'exemple négatifs que le modèle a incorrectement classés comme positifs.
- Vrais positifs (V_P) : le nombre d'exemple positifs que le modèle a correctement classés comme positifs.

En particulier, si la matrice de confusion est diagonale (i.e., $F_N = F_P = 0$), le classifieur est dit parfait.

IV.2.2 Métriques d'évaluation

A partir de la matrice de confusion présenté ci-dessus, nous pouvons extraire divers métriques et indicateurs d'évaluations pour caractériser la criticité des différents classifieurs. Nous en résumons certains dans le tableau III.2, à savoir l'exactitude (accuracy), le rappel (recall), la précision ainsi que la spécificité [10].

Métriques d'évaluation	Définition
Exactitude (Θ)	$\frac{V_P + V_N}{V_P + F_P + V_N + F_N}$
Rappel (Ψ)	$\frac{V_P}{V_P + F_N}$
Précision (δ)	$\frac{V_P}{V_P + F_P}$
Taux du faux négatif	$\frac{F_N}{V_P + F_N}$
Taux de faux positif	$\frac{F_P}{V_N + F_P}$
Spécificité (Φ)	$\frac{V_N}{V_N + F_P}$

Tableau IV.2: Métriques d'évaluation calculées à partir de la matrice de confusion.

IV.2.3 La courbe ROC

Les courbes ROC (de l'anglais Receiver Operating Characteristic) furent inventées pendant la seconde guerre mondiale pour la mise au point de moyens efficaces de détection des avions japonais ainsi que la séparation entre les signaux radars et le bruit. Ces courbes mesurent les performances d'un classificateur binaire. Autrement dit, le système vise à diviser les éléments en deux groupes différents en fonction d'une ou plusieurs caractéristiques de chaque élément [36]. La courbe ROC se définit par une représentation du taux des vrais positifs en fonction du taux des faux positifs. Cette représentation met en évidence un autre indicateur d'évaluation pertinent déployé pour mesurer la performance d'un classificateur, appelé l'aire sous la courbe (AUC). Plus cette région se rapproche de 1, plus le classifieur est performant. La figure III.3 illustre l'interprétation de la courbe ROC pour une modulation \mathcal{M} [10].

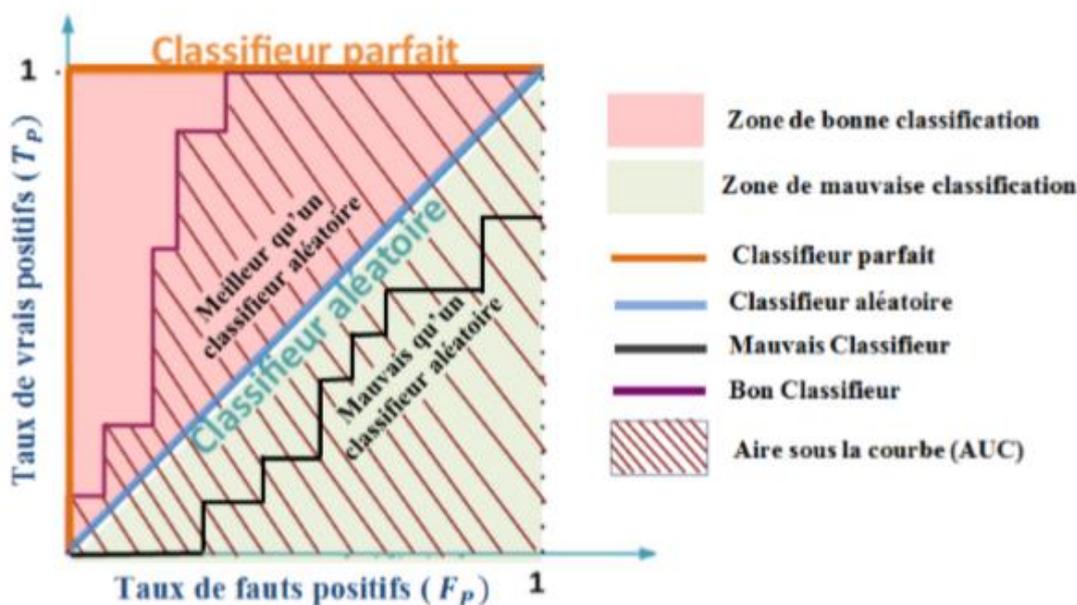


Figure IV.1 : Interprétation de la courbe ROC [10].

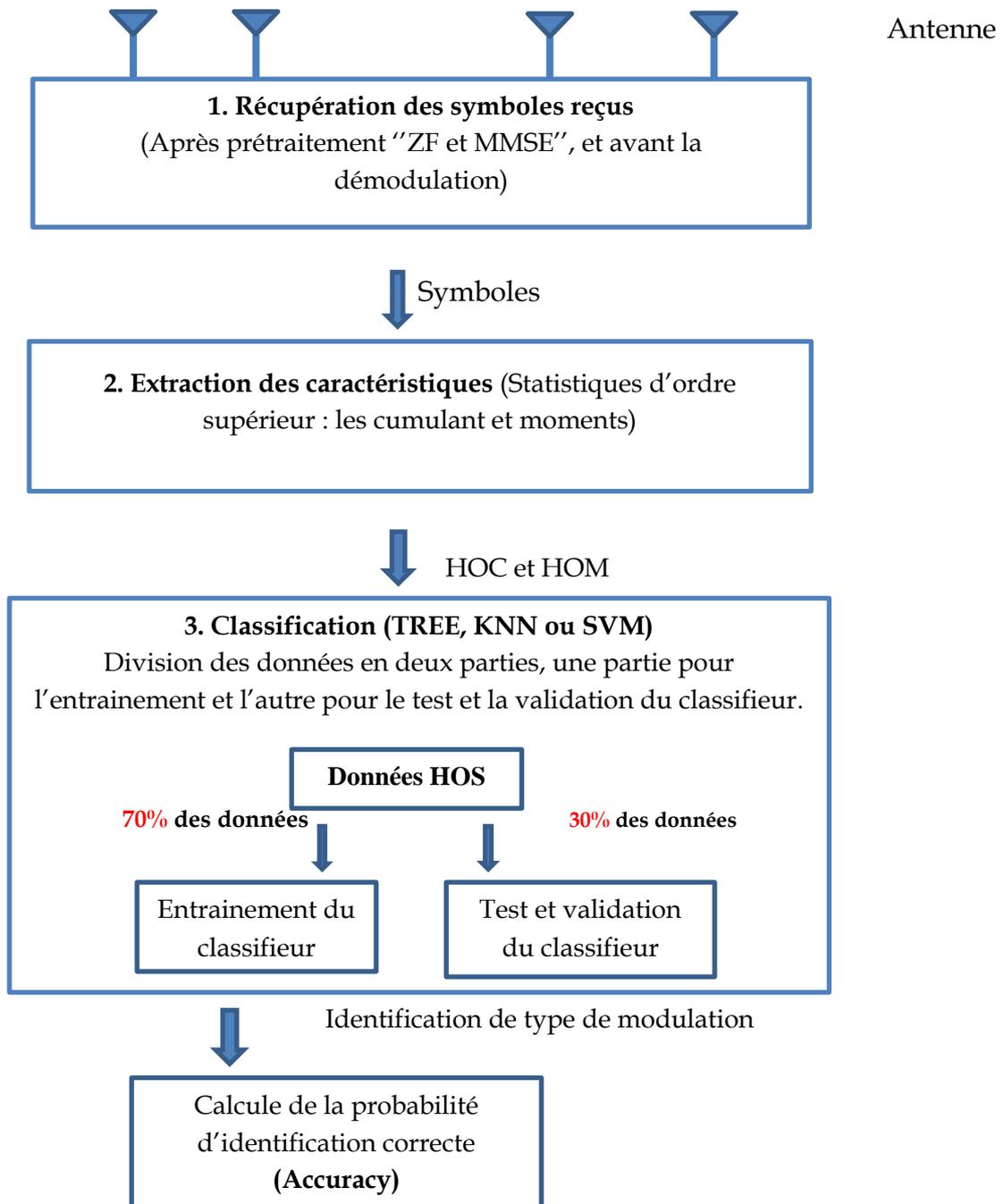
IV.3 Méthodologie des simulations

Dans cette section, nous allons évaluer les performances de différents algorithmes de classification automatique de type de modulation dans un système à modulation spatiale.

Pour commencer, nous devons tout d'abord récupérer les données à classifier, qui sont les symboles reçus avant la démodulation avec un égalisateur linéaire bien choisi. Dans notre cas nous allons utiliser un détecteur de type zéro forcing (ZF). Par la suite, nous allons générer les

données qui doivent contenir les statistiques d'ordre supérieurs (HOS) afin de les classer dans l'une des classes de modulations choisies (BPSK, QPSK, 64QAM, 128QAM). Afin d'effectuer le procédé, nous allons diviser les données générées en deux parties, une partie pour l'entraînement (70%) et l'autre pour le test et la validation du classifieur (30%).

Les trois étapes énoncées précédemment sont résumées dans le schéma synoptique ci-dessous



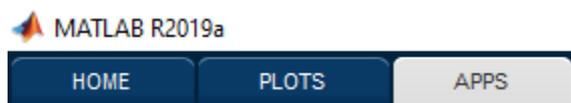
L'ensemble des résultats numériques que nous présentons sont basés sur un ensemble d'intérêt des modulations $\theta = \{2\text{-PSK}, 4\text{-PSK}, 64\text{-QAM}, 128\text{-QAM}\}$, et l'exécution de 1000 simulations de type Monte Carlo (MC) pour chaque type de modulation appartenant à θ (soit 4000 simulations au total) et pour chaque valeur de SNR ($\text{SNR}_{dB} \in \{-15, 30\}$) avec un pas de 5 dB. Chaque simulation MC est basée sur $L = 1024$ symboles spatiales. Les algorithmes de classification que nous étudierons sont ceux que nous avons présenté précédemment, à savoir la méthode des K plus proches voisins, les machines à vecteurs de support et les arbres de décision. Nous précisons que tous ces classificateurs sont soumis aux mêmes conditions d'apprentissage et de test.

Nous soulignons que cette étude repose également sur deux type d'égalisateur à savoir le ZF et le MMSE. Ainsi, pour chaque égalisateur le nombre d'antenne émettrice et réceptrice sont générés d'une manière aléatoire.

On renforcera notre étude par d'autres métrique d'évaluation tel que les matrices de confusion et les courbes ROC.

Afin de classifier les données régénérer, nous faisons appel à une application hébergée sous le logiciel de programmation MATLAB appelé « *classification learner* ». Cette application permet de former les modèles à la classification des données, évaluer les résultats et spécifier des schémas de validation.

Pour faire appel à cette application :

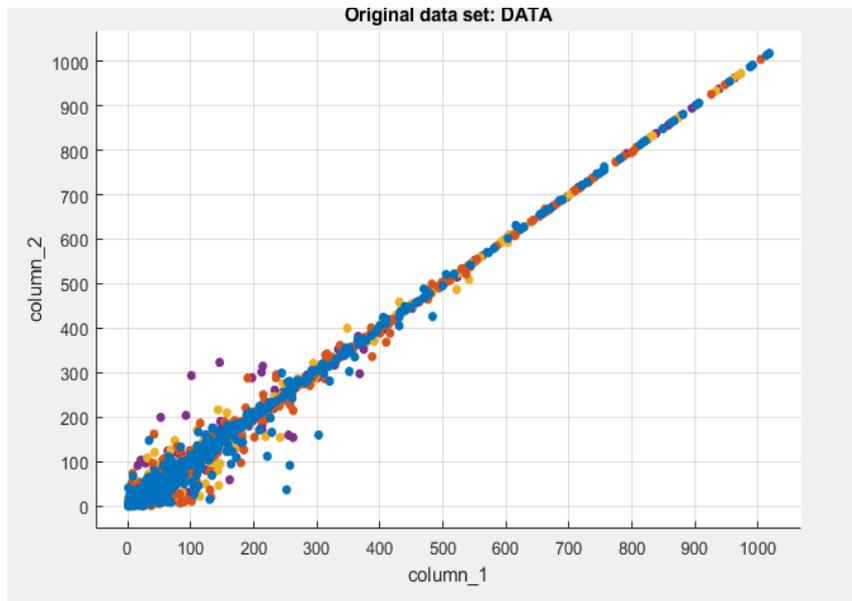


1. Dans l'onglet *Apps*, dans le groupe *machine Learning and deep Learning*, on clique sur *classification learner*.
2. On clique sur *Nouvelle session* et on sélectionne les données dans l'espace de travail ou dans le fichier. On Spécifie une variable de réponse et des variables à utiliser comme prédicteurs.
3. Ensuite, on extrait le vecteur des données générées qui est comme suite :

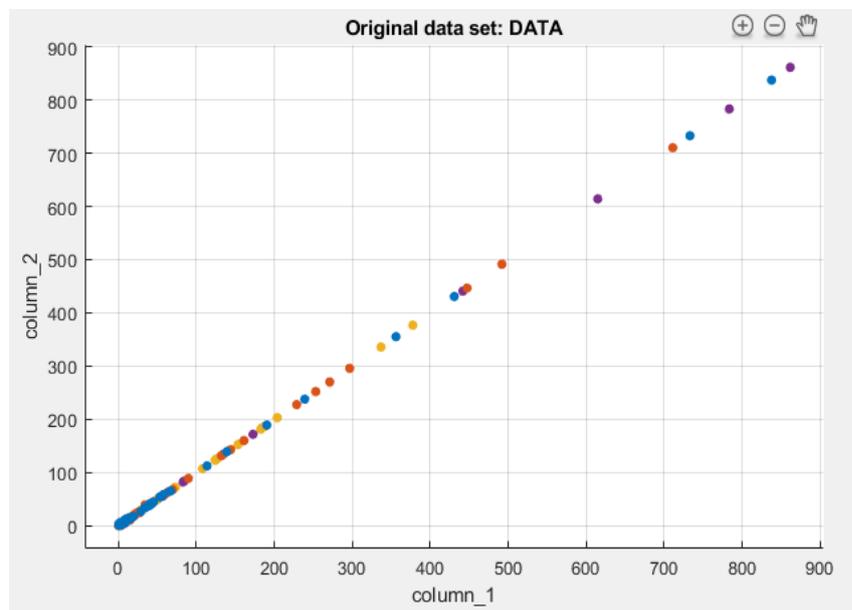
Predictors			
	Name	Type	Range
<input checked="" type="checkbox"/>	column_1	double	0.0962405 .. 1017.75
<input checked="" type="checkbox"/>	column_2	double	0.116287 .. 1017.75
<input checked="" type="checkbox"/>	column_3	double	2.49207 .. 1017.74
<input checked="" type="checkbox"/>	column_4	double	4.96109 .. 1.02832e+06
<input checked="" type="checkbox"/>	column_5	double	2.4761 .. 1.02831e+06
<input checked="" type="checkbox"/>	column_6	double	1.1594 .. 1.0283e+06
<input type="checkbox"/>	column_7	double	1 .. 4

Avec : les 6 premières colonnes représentent les données HOS (Moments + Cumulants), et la 7ème colonne indique les étiquettes de modulation.

- On appuis sur *No validation*. On obtient le schéma de nuage qui représente les données HOS générées (les schémas de nuages sont différents les uns des autres. La différence est par rapport aux valeurs de SNR).

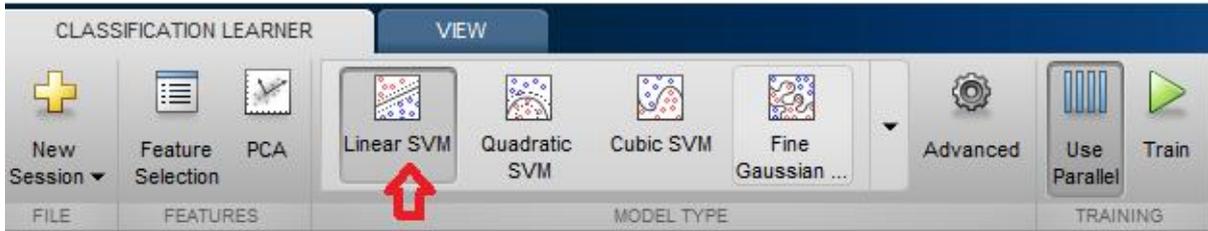


Pour un SNR = -15 dB.

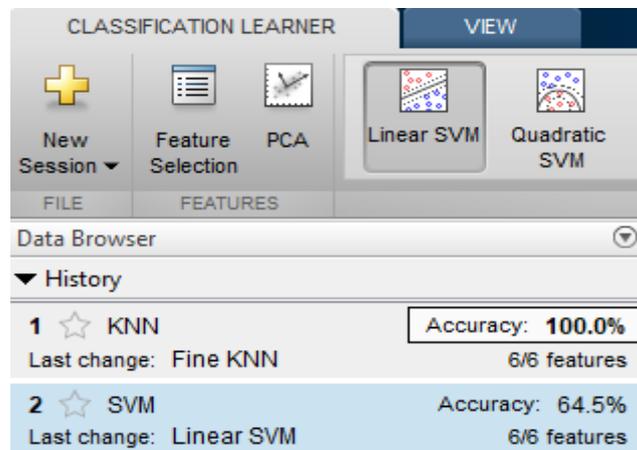


Pour un SNR=30dB.

- Sur l'onglet *Classification Learner*, dans la section Model Type, on clique sur un modèle de classifieur (Linear SVM par exemple).



6. On clique sur *Train*
7. Une sélection de types de modèles apparaît dans la liste de l'historique. Lorsqu'ils terminent leur formation, le meilleur pourcentage de précision (Accuracy) est mis en évidence dans un encadré



IV.4 Evaluation des probabilités d'identification correcte

Dans cette section, nous avons utilisé deux type d'égalisateur qui sont le détecteur de forçage à zéro (ZF) ainsi que détection par la minimisation d'erreur quadratique moyenne (MMSE).

Le récepteur ZF a fourni de meilleurs résultats, tandis que la MMSE nous a conduit à des résultats non promettants.

Pour commencer, nous allons d'abord évaluer les performances des trois modèles de classificateurs choisis (TREE, SVM, KNN), avec la configuration indiquée en **HOS_ZF_n_Txn_R**. Ou HOS définit les données générées, ZF indique le type de détection choisi. L'évaluation des classificateurs est basée sur la probabilité d'identification correcte (Accuracy) en fonction de SNR (dB).

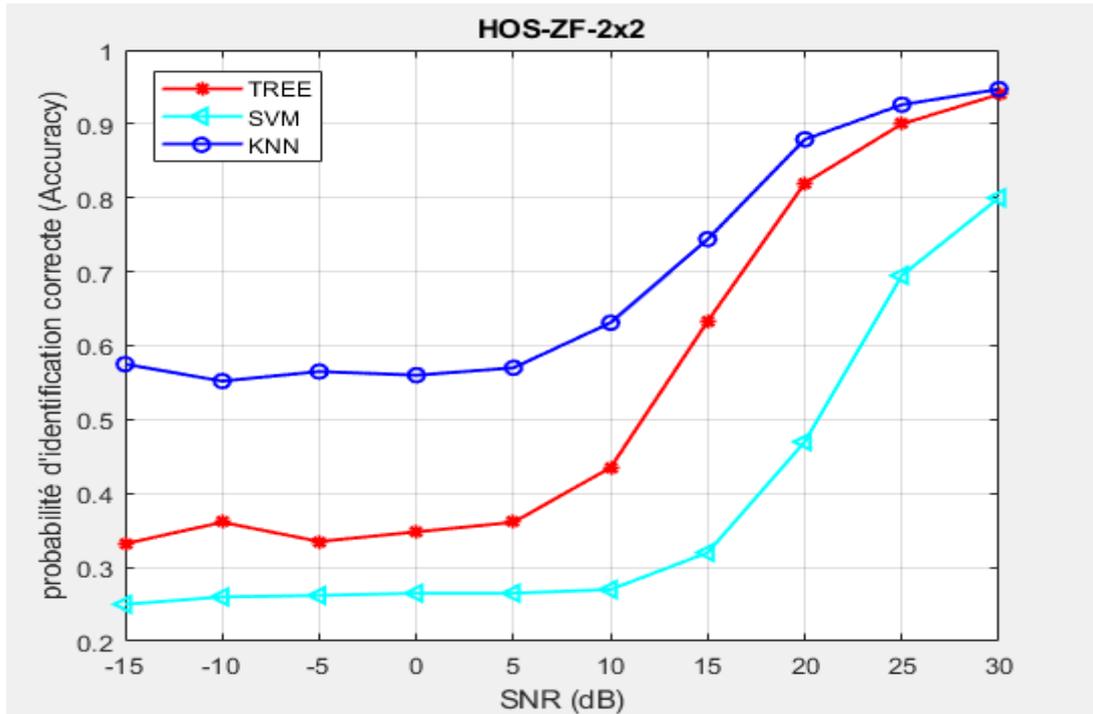


Figure IV.2 : Performances des classifieurs sur l'ensemble de validation (HOS_ZF_2X2)

D'après les figures résultantes, il ressort que les performances des trois classifieurs sont limitées en termes de probabilité moyenne d'identification pour des niveaux faibles de SNR, car elles ne sont évaluées qu'à 36.1 % pour le TREE, et 26.1 % pour le SVM, et 57% (pour SNR = 5Db). Cependant les performances de ces 2 classifieurs croit proportionnellement avec le SNR (98.6 % pour un SNR=10dB).

D'après les résultats expérimentaux présentés nous pouvons conclure que :

- ✓ Que tous les classifieurs présentent globalement des performances comparables pour chacune des configurations. Ceci peut être expliqué par le fait qu'ils sont adaptés à un déploiement approprié afin de les conduire à leurs meilleures performances.

Remarque : durant nos simulations, nous avons remarquer que le KNN et le TREE nous fournissent des résultats rapidement par rapport aux SVMs qui mettaient du temps pour calculer les probabilités d'identification correcte.

- **Impact de la configuration antennaires sur les classifieurs TREE**

Cette partie de simulation s'intéresse à l'étude de l'impact du nombre d'antennes sur les valeurs d'Accuracy pour chaque classifieur à savoir : TREE, SVM et KNN. Pour cela nous

allons représenter graphiquement les configurations HOS_ZF_2x4, HOS_ZF_2x8, HOS_ZF_4x4, HOS_ZF_4x8, HOS_ZF_8x8 de chaque classifieur. L'évaluation des performances est basée sur la probabilité d'identification correcte (Accuracy) en fonction de SNR (dB).

- Effet de la configuration antennaires sur le classifieur TREE

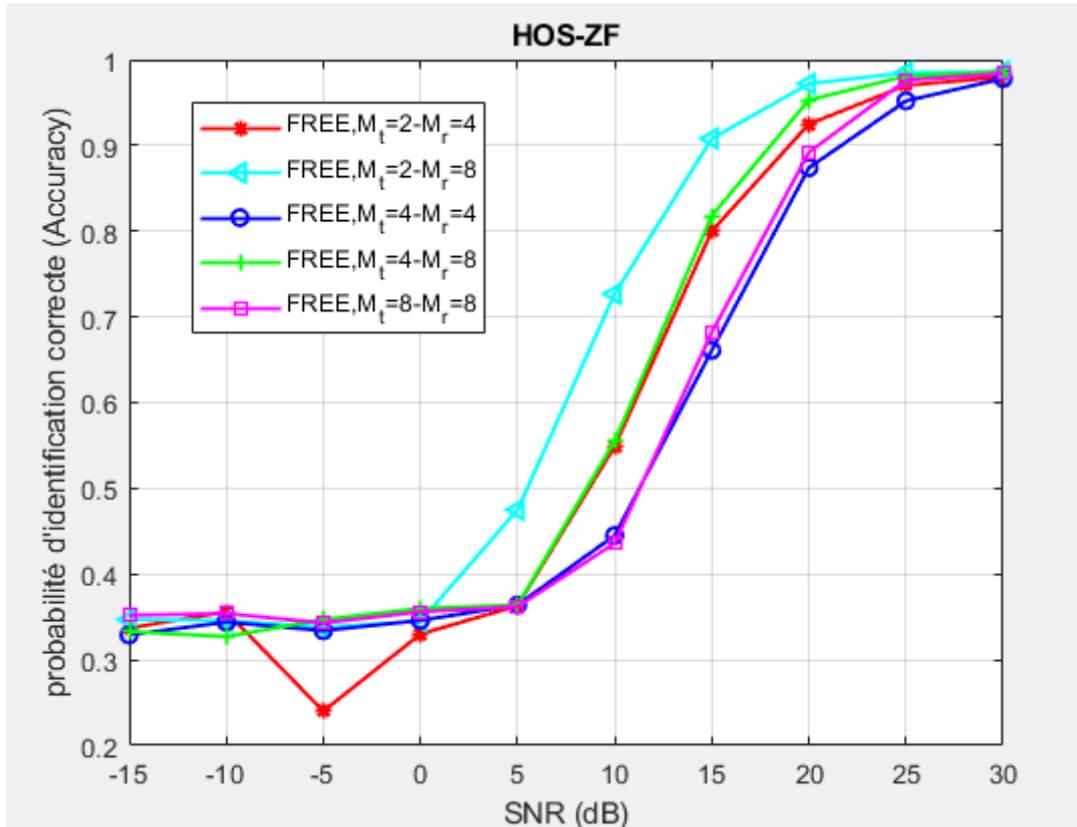


Figure IV.3 : Performances du classifieur TREE sur l'ensemble de validation

Nous remarquons à travers cette figure que les performances du classifieur TREE croit proportionnellement avec le SNR et atteignent des valeur élevée (98% de probabilité correcte) pour un SNR=30 dB lorsqu'on augmente le nombre d'antennes réceptrices.

- Effet de la configuration antennaires sur le classifieur KNN

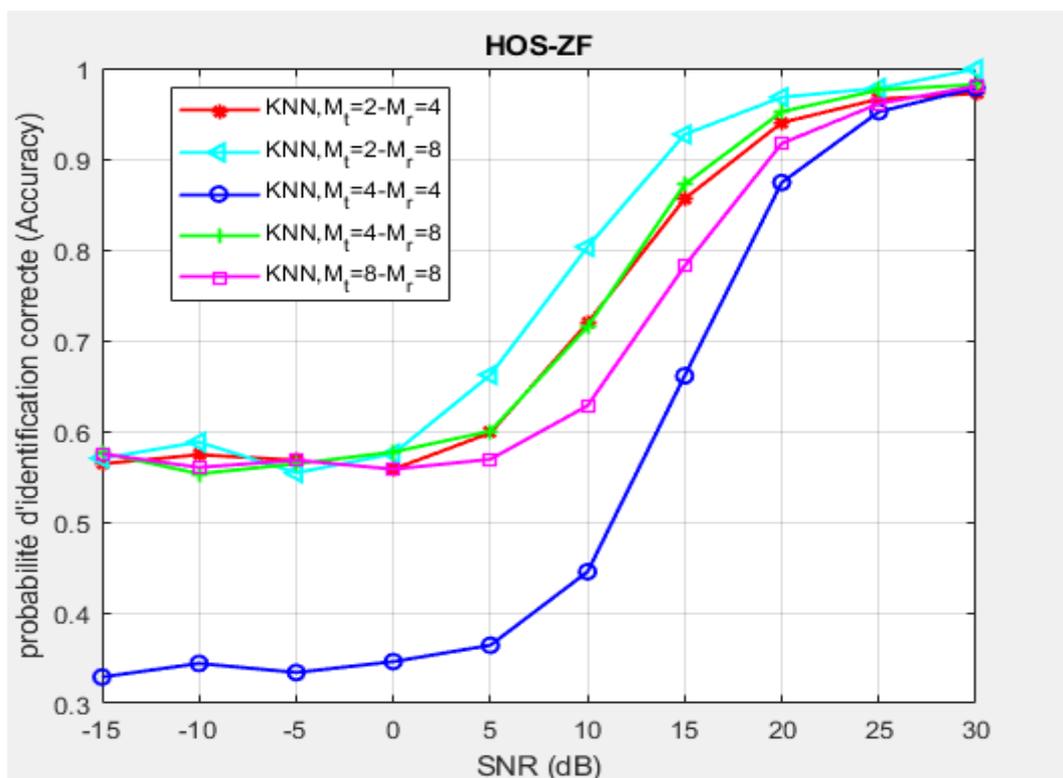


Figure IV.4 : Performances du classifieur KNN sur l'ensemble de validation

Il ressort clairement de cette figure que les performances du classifieur KNN offre de meilleur résultat par rapport à TREE et pour un nombre d'antennes réceptrices élevés il peut atteindre jusqu'à 100% de probabilité correcte pour un SNR=30dB.

- Effet de la configuration antennaires sur le classifieur KNN

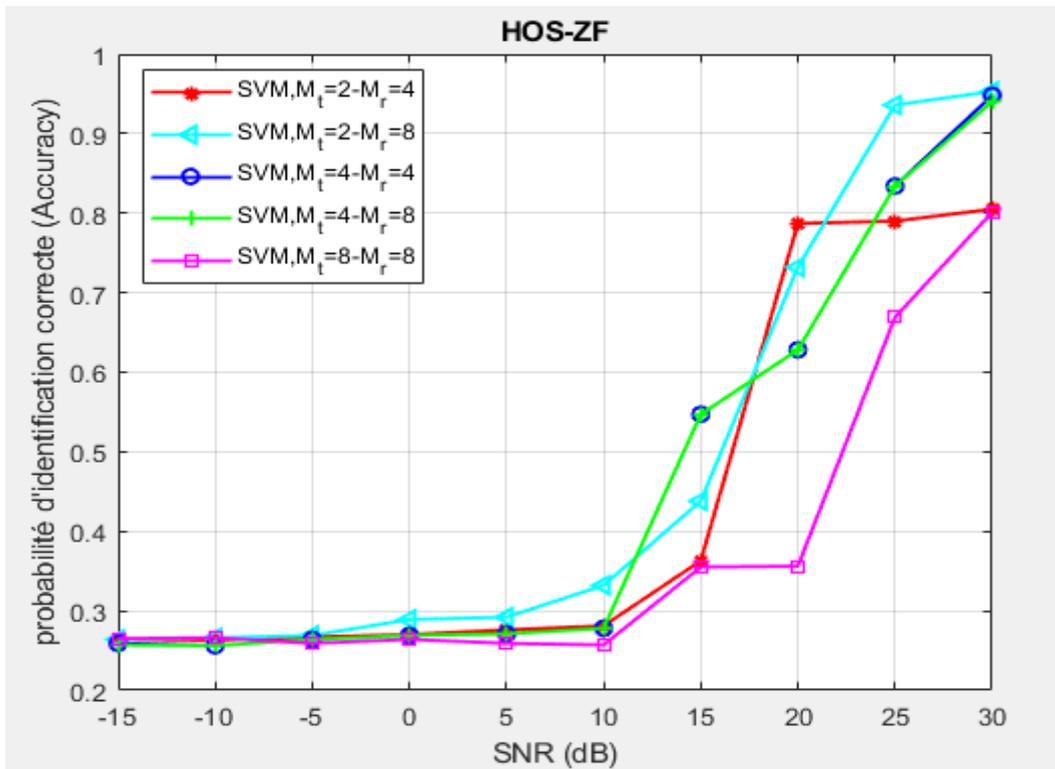


Figure IV.5 : Performances du classifieur SVM sur l'ensemble de validation

Nous avons constaté que les performances atteintes par ces classifieurs en terme d'Accuracy sont supérieures et plus que satisfaisantes lorsque le nombre d'antenne réceptrices est élevés (dans le cas ou $M_t=2$ et $M_r=8$). Il est noté également que les classifieurs TREE et KNN fournissent de meilleurs Accuracy, par rapport aux Accuracy de SVM, et ce quelle que soit la configuration considérée.

IV.5 Evaluation en utilisant la matrice de confusion :

Afin de caractériser et d'évaluer précisément les performances du système, il est judicieux de renforcer notre jugement décrit précédemment par des métriques d'évaluation, il faut bien noter que la plupart de ceux-ci sont construit à partir de la matrice de confusion.

Dans ce qui suit, les matrices de confusions des trois classifieurs dans le cas ou SNR=30 dB pour 2type de configuration pour ($M_t=2, M_r=4$) et ($M_t=8, M_r=8$)

Remarque : les matrice de confusion des autres configurations se trouvent au niveau de l'annexe B.

- Configuration des statistiques d'ordres supérieurs avec type de détection ZF et $M_t=2, M_r=4$

Classes Prédites	Classes réelles				
		BPSK	QPSK	64 QAM	128 QAM
BPSK	991(99%)	7(0.7%)	1(0.1%)	1(0.1%)	
QPSK	7(0.7%)	982(98%)	6(0.6%)	5(0.5%)	
64 QAM	7(0.7%)	7(0.7%)	965(96%)	21(2.1%)	
128QAM	2(0.2%)	9(0.9%)	18(1.8%)	971(97%)	

Tableau IV.3 : Matrice de confusion du classifieur TREE.

Classes Prédites	Classes réelles				
		BPSK	QPSK	64 QAM	128 QAM
BPSK	974(97%)	0	0	2(0.2%)	
QPSK	60(6%)	908(90%)	1(0.1%)	31(3.1%)	
64 QAM	102(10%)	34(3.4%)	861(86%)	3(0.3%)	
128QAM	108(10%)	3(0.3%)	3(0.3%)	886(88%)	

Tableau IV.4 : Matrice de confusion du classifieur SVM.

Classes Prédites	Classes réelles				
		BPSK	QPSK	64 QAM	128 QAM
BPSK	989(98%)	5(0.5%)	3(0.3%)	3(0.3%)	
QPSK	6(0.6%)	986(98%)	6(0.6%)	2(0.2%)	
64 QAM	9(0.9%)	9(0.9%)	950(95%)	32(3.2%)	
128QAM	9(0.9%)	9(0.9%)	19(1.9%)	963(96%)	

Tableau IV.5 : Matrice de confusion du classifieur KNN.

D'après ces matrices de confusion, nous constatons clairement que les 2modulations BPSK et QPSK fournissent de meilleurs résultats par rapport a la 64 et la 128 QAM, en effet pour BPSK nous avons sur 1000 observations ,991 observations correcte pour un classifieur TREE et que 9observations qui sont erronée. Nous prenons exemple de 64 QAM, 965 observations correcte sur 1000 observations.

Nous constatons aussi que le classifieur KNN fournit de meilleure performance en terme de probabilité correcte par rapport à SVM.

- **Configuration des statistiques d'ordres supérieurs avec type de détection ZF et $M_t=8, M_r=8$**

Classes Prédites	Classes réelles			
	BPSK	QPSK	64 QAM	128 QAM
BPSK	992(99)	3(0.3)	2(0.2%)	3(0.3%)
QPSK	1(0.1%)	989(98%)	2(0.2%)	8(0.8%)
64 QAM	0	11(1.1%)	970(97%)	19(1.9%)
128QAM	2(0.2%)	6(0.6%)	6(0.6%)	986

Tableau IV.6 : Matrice de confusion du classifieur TREE.

Classes Prédites	Classes réelles			
	BPSK	QPSK	64 QAM	128 QAM
BPSK	986(98%)	12(1.2%)	2(0.2%)	0
QPSK	45(4.5%)	921(92%)	20(2%)	14(1.4%)
64 QAM	61(6.1%)	9(0.9%)	380(3.8%)	550(5.5%)
128QAM	91(9.1%)	8(0.8%)	1(0.1%)	900(90%)

Tableau IV.7 : Matrice de confusion du classifieur SVM.

Classes Prédites	Classes réelles			
	BPSK	QPSK	64 QAM	128 QAM
BPSK	990(99%)	4(0.4%)	1(0.1%)	0
QPSK	12(1.2%)	983(98%)	1(0.1%)	4(0.4%)
64 QAM	6(0.6%)	8(0.8%)	969(96%)	17(1.7%)
128QAM	11(1.1%)	6(0.6%)	4(0.4%)	979(97%)

Tableau IV.8 : Matrice de confusion du classifieur KNN.

Dans cette partie, il est question de comparer les matrices de confusion des différents classifieurs en fonction de leur classification correcte.

Il ressort de ces matrices de confusion que les résultats obtenus pour les 4 types de modulations sont très prometteurs, mais les meilleures performances sont obtenues par la configuration $N_t=N_r=8$. Ce qui signifie que la diversité spatiale a un rôle crucial et primordiale

pour assurer de meilleures performances. Il ressort également des résultats de la classification, que les modulations *BPSK* et *QPSK* sont relativement faciles à classifier par rapport aux modulations *64-QAM* et *128-QAM* ou les différents classifieurs commettent quelques erreurs.

- ✓ Ces résultats nous permettent de mettre en évidence que les caractéristiques utilisées fournissent assez d'informations pour identifier efficacement et soigneusement les modulations M-PSK et M-QAM.

IV.6 Détermination des courbe ROC

Dans cette étude, nous avons mis en évidence un autre indicateur d'évaluation pertinent déployé pour mesurer la performance d'un classificateur, appelé l'aire sous la courbe (AUC).

- **Classifieur TREE**

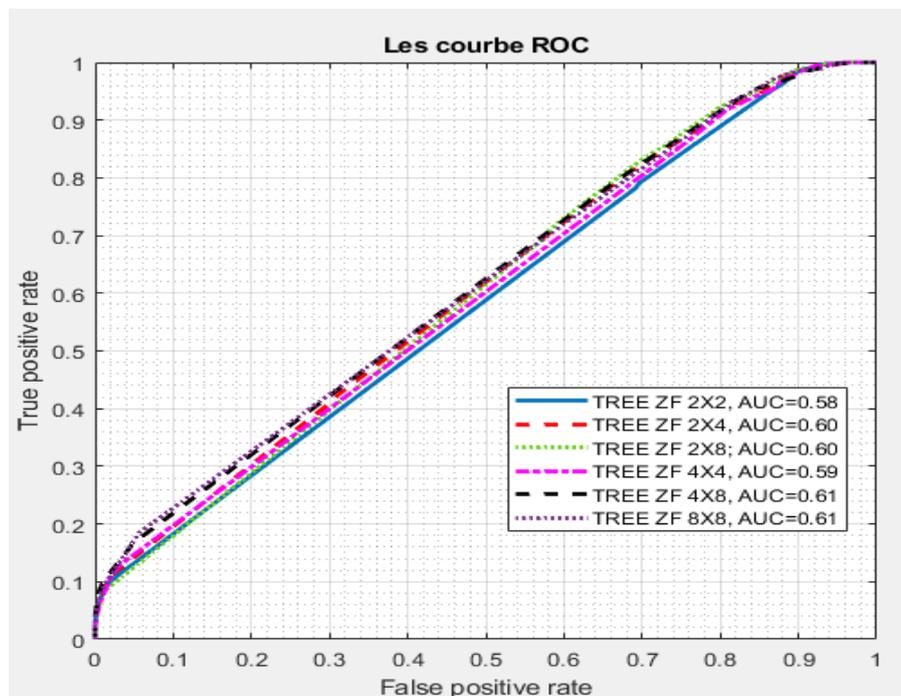


Figure IV.6 : Courbe ROC pour le classifieur TREE avec un SNR = -15 dB.

Nous constatons qu'en augmentant le nombre d'antennes, le AUC augmente légèrement comme le montre la figure, et l'allure des courbes obtenues montre clairement que TREE est un classifieur aléatoire lorsque les données sont noyées dans le bruit (SNR = -15dB).

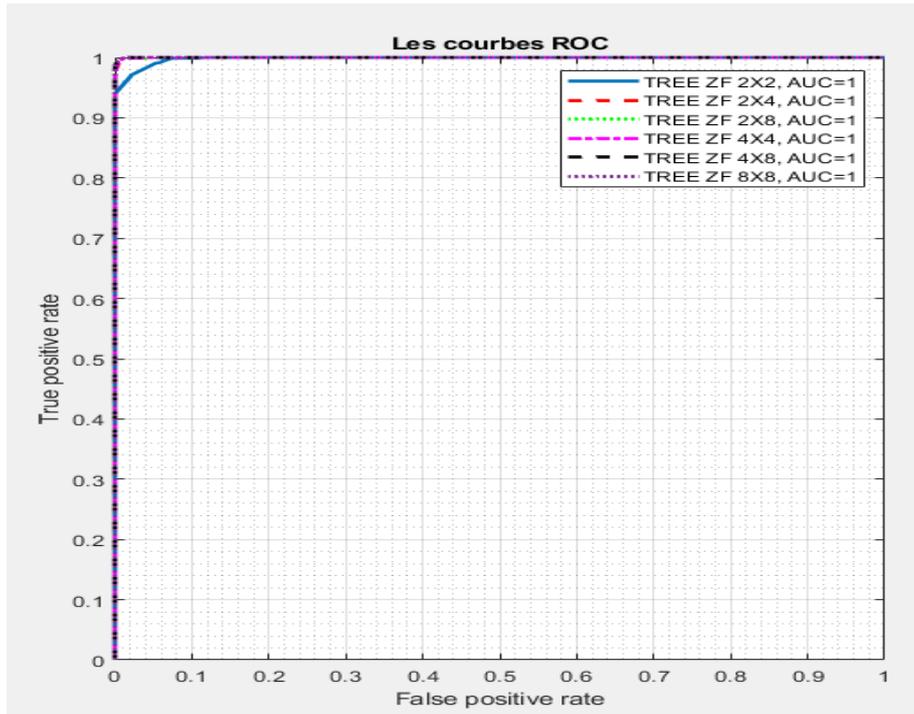


Figure IV.7 : Courbe ROC pour le classifieur TREE avec un SNR=30dB.

Pour un SNR=30dB, les AUC des différents scénarios égale à 1. Ainsi les performances du classifieur TREE s'améliore d'une manière plus significative et l'allure des résultats indique que c'est un classifieur parfait.

- Classifieur KNN

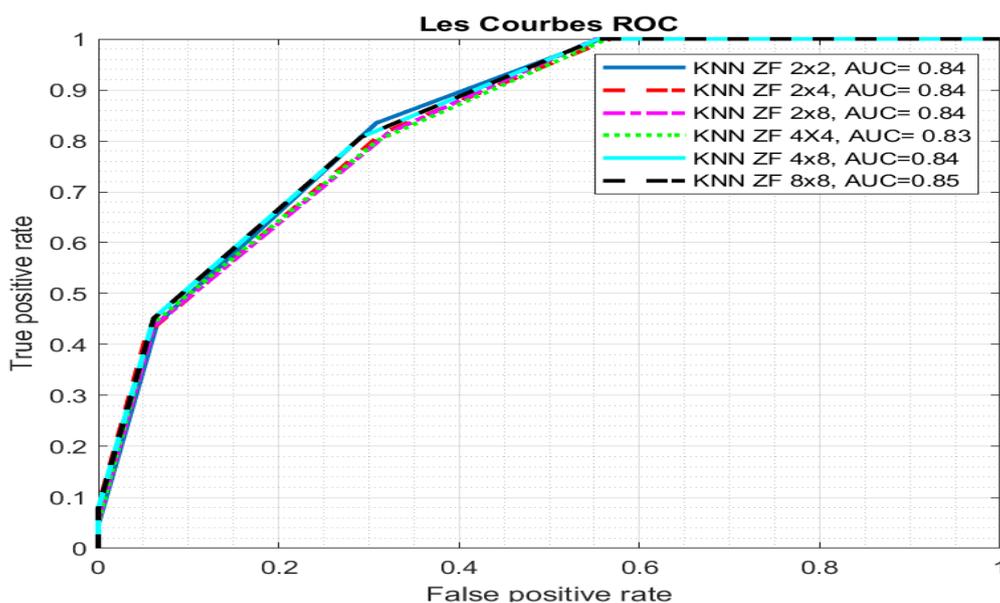


Figure IV.8 : Courbe ROC pour le classifieur KNN avec un SNR= -15 dB.

A partir de ses résultats nous remarquons que le classifieur KNN fournit de meilleurs résultats par rapport aux autres classifieurs même pour des SNR à faibles valeurs.

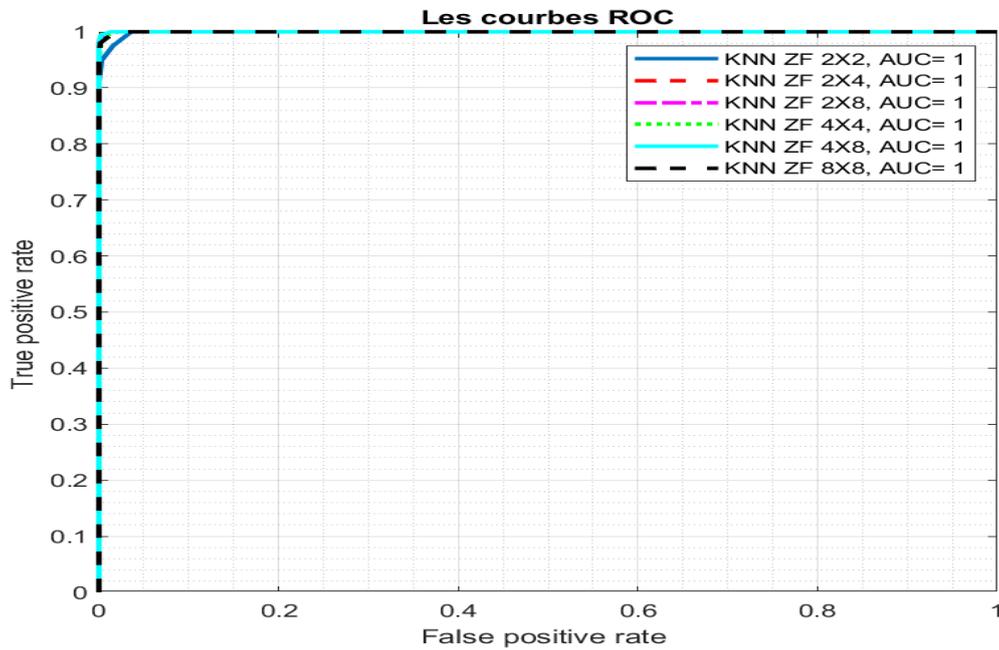


Figure IV.9 : Courbe ROC pour le classifieur KNN avec un SNR= 30dB.

Pour un SNR=30dB, nous remarquons que tous les AUC sont égaux (AUC=1), quelque soit le scénario considéré. L'allure des graphes indique clairement que le KNN jouie d'une robustesse supérieure, et atteint des performances objectives plus élevées.

- Classifieur SVM

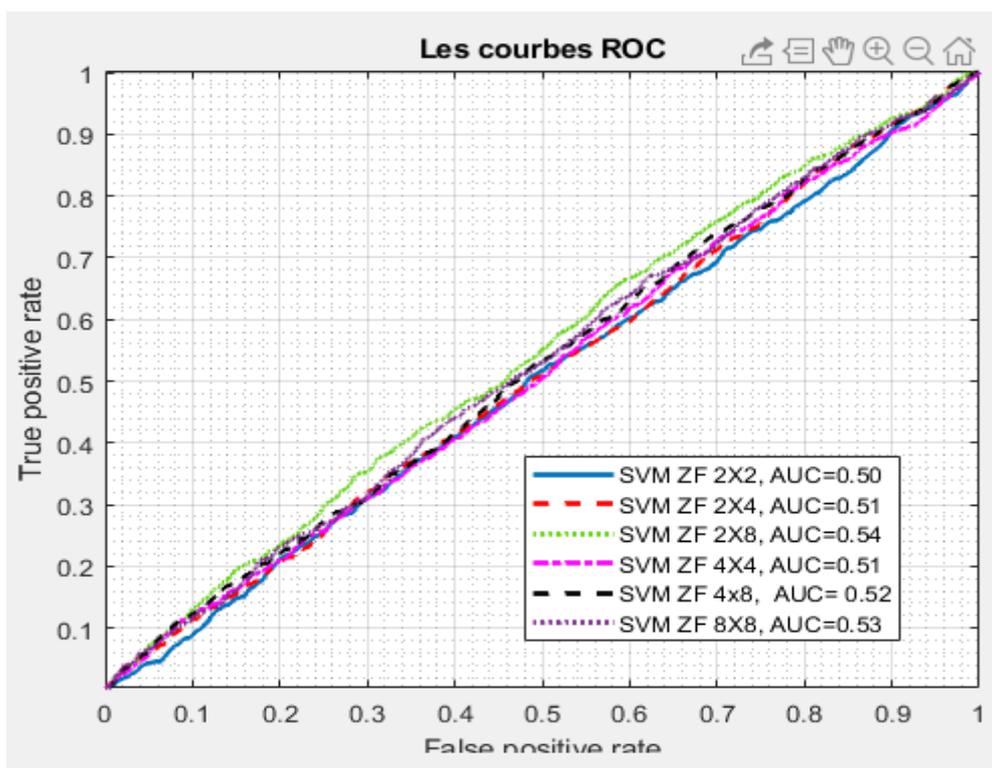


Figure IV.10 : Courbe ROC pour le classifieur SVM avec un SNR= -15dB.

D'après la figure résultante, nous remarquons que les AUC s'améliore légèrement lorsque le nombre antennes émettrices/réceptrices augmente. L'allure des courbe obtenus montre clairement que SVM est un classifieur aléatoire car les données sont noyées dans le bruit.

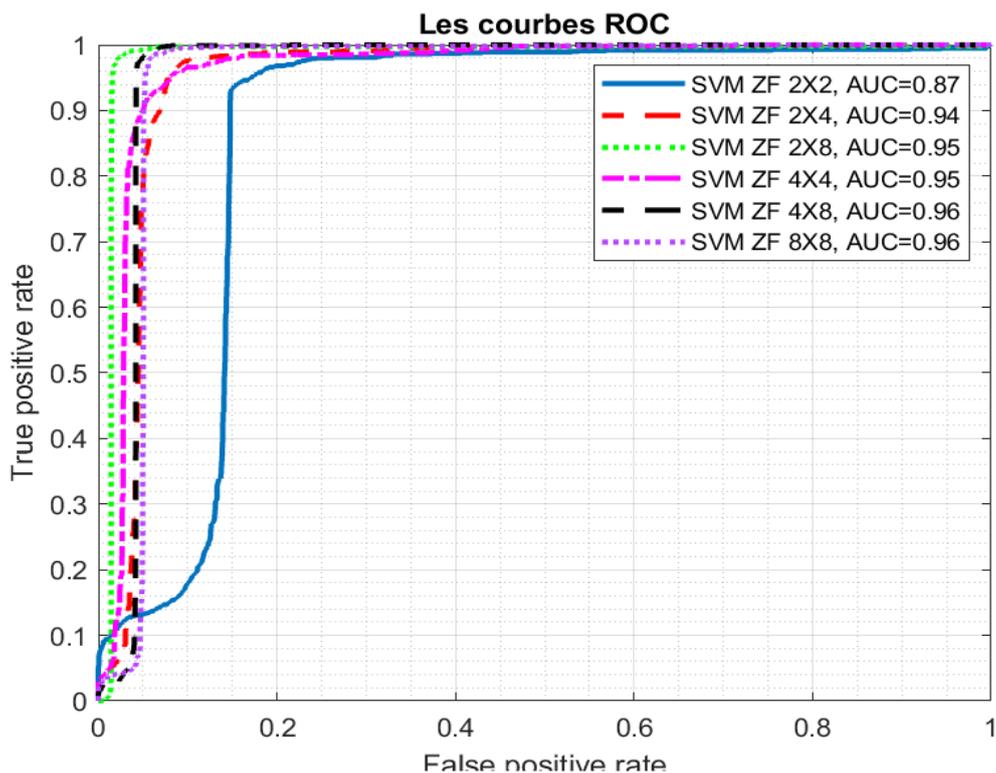


Figure IV.11 : Courbe ROC pour le classifieur SVM avec un SNR= 30dB.

Il ressort clairement de cette figure qu'en augmentant le nombre d'antennes émettrices/réceptrices les AUC des courbes ROC se développe progressivement jusqu'à atteindre des valeurs élevées pour $M_t=2, M_r=8$.

Les valeurs d'AUC des configurations dans le cas où SNR= -15 et 30 dB sont répertoriées dans les deux tableaux suivants :

AUC	HOS_ZF_2X2			HOS_ZF_2X4			HOS_ZF_2X8		
	TREE	KNN	SVM	TREE	KNN	SVM	TREE	KNN	SVM
-15	0,58	0.84	0.5	0.60	0.84	0.51	0.60	0.84	0.54
30	1	1	0.87	1	1	0.94	1	1	0.95

AUC	HOS_ZF_4X4			HOS_ZF_4X8			HOS_ZF_8X8		
	TREE	KNN	SVM	TREE	KNN	SVM	TREE	KNN	SVM
-15	0,59	0.83	0.51	0.61	0.84	0.52	0.61	0.85	0.52
30	1	1	0.95	1	1	0.96	1	1	0.96

Tableau IV.10 : les AUC des différents classifieurs.

Les AUCs correspondants aux courbes ROC sont données, respectivement, dans le tableau IV.10. Il ressort clairement des résultats illustrés que les AUC fournie par le KNN est la plus

élevées, par rapport aux autres AUC des autres classifieurs, et offre une meilleure robustesse face aux erreurs d'estimation du canal. En effet, comme nous pouvons le remarquer à partir des tableaux, les AUCs fournis sont 0.96,1 dans le cas d'un SNR =30dB. Nous constatons que pour un SNR=30 dB, tous les classifieurs offrent un AUC=1. On peut clairement dire sur eux qu'ils sont parfaits.

IV.7 Conclusion

Nous avons présenté au cours du présent chapitre, les métriques d'évaluations des différents classifieurs dans le but de tester leurs robustesses. Par la suite nous avons effectué diverses simulations dans le but de reconnaître les types de modulation.

Les résultats des simulations ont révélé que, les classifieurs KNN, FREE et SVM jouissent d'une précision et d'une robustesse supérieure, et atteignent des performances objectives plus élevées lorsque les valeurs de SNR augmentent, confirmant ainsi leur supériorité dans la discrimination entre les différents types de modulation.

L'évolution des systèmes sans fil mène au constat de la nécessité de la recherche de nouvelles solutions résistantes à la mobilité, aux interférences et aux multi-trajets présents pendant la transmission.

Ce mémoire apporte, dans une première phase, une solution d'amélioration d'avantage les performances des systèmes MIMO en y intégrant justement la technique de modulation spatiale. Nos simulations démontrent que les systèmes SM-MIMO sont performants en termes de capacité de transmission, de taux d'erreur binaire et d'efficacité spectrale. Dans une seconde phase, nous exploitons la souplesse de la RC pour une détection automatique du type de modulation utilisée dans un système SM-MIMO. Nos études ont démontré qu'un récepteur radio peut bénéficier de l'apport des techniques de classification artificielle pour une meilleure caractérisation et reconnaissance des signaux inconnus qu'il reçoit. Cette application revêt une importance capitale dans des domaines stratégiques.

Les résultats des simulations ont révélé que, le classifieurs KNN jouie d'une précision et d'une robustesse plus accrues, et atteint des performances objectives plus élevées, confirmant ainsi leur supériorité dans la discrimination entre les différents types de modulation. Nous avons également remarqué que, globalement, tous les classifieurs ont des performances proches dans le cas d'un rapport signal/bruit élevés.

Ce travail nous a permis d'approfondir nos connaissances en télécommunications, particulièrement dans la qualification des systèmes MIMO, dans le domaine de la radio cognitive et en apprentissage automatique.

Nous espérons que notre travail puisse inspirer de nouvelles études sur les systèmes MIMO à modulation spatiale (SM-MIMO) pour proposer par exemple, des techniques robustes pour la reconnaissance automatique d'autres paramètres de communication tels que le type de codage, le réseau d'antennes utilisé etc....

- [1] J. Mitola. Cognitive Radio An Integrated Agent Architecture for Software Defined Radio. PhD thesis, Royal Institute of Technology (KTH), May 2000.
- [2] 3GPP TS 38.101-1 V15.0.0 (2017-12) Spécification technique du réseau d'accès radio-électrique NR ; Transmission et réception radio des équipements utilisateur (UE), 2017
- [3] E. Hossain, D. Niyam, Zhu Han, "Dynamic Spectrum Access and management in cognitive radio networks", Cambridge University Press 2009.
- [4] R. Kamath, « Spectrum sensing in cognitive radio networks,» International Conference on Control, Communication and Computing, 2010.
- [5] Mahmood A. Abdulsattar and Zahir A. Hussain, « Energy Detection for spectrum sensing in cognitive radio: survey», September 2012, in International Journal of Computer Networks & Communications (IJCNC) vol 4.
- [6] W. Ejaz, N. ul Hasan, S. Lee, H-S. Kim, "IS : Intelligent spectrum sensing scheme for cognitive radio networks, Eurasip Journal on Wireless Communications and networking, 2013
- [7] Abdessamad, El Rharras & Rachid, Saadane & Wahbi, Mohammed & Hamdoun, A. « Signal Detection and Automatic Modulation Classification Based Spectrum Sensing Using PCA-ANN with Real World Signals », 2014. Applied Mathematical Sciences. 8. 7959-7977. 10.12988/ams.2014.49736.
- [8] C. Yang, Z. He, Y. Peng, Y. Wang and J. Yang, "Deep Learning Aided Method for Automatic Modulation Recognition," in IEEE Access, vol. 7, pp. 109063-109068, 2019.
- [9] N. Geisinger, « Classification of digital modulation schemes using linear and nonlinear classifiers, » Master's thesis, Naval Postgraduate School, California, 2010.
- [10] Hakim TAYAKOUT, « Détection itérative par Turbo codage combinant différentes techniques à base de systèmes MIMO », Thèse de doctorat en Electronique, Ecole Nationale Polytechnique, 2019
- [11] S. Theodoridis and K. Koutroumbas, « Pattern Recognition, » 4th ed., Academic Press, 2009
- [12] Mobien, Mohammed. (2013). An Overview of Feature-Based Methods for Digital Modulation Classification. 2013 1st International Conference on Communications, Signal Processing and Their Applications, ICCSPA 2013. 10.1109/ICCSPA.2013.6487244.

- [13] A. K. Nandi, and E. E Azzouz, « Algorithms for Automatic Modulation Recognition of Communication Signals, » IEEE Trans. Commun., vol. 46, pp. 431-436, 1998.
- [14] HAROUS Walid, MRRAIN Zakaria, « Reconnaissance automatique de type de modulation dans les réseaux MIMO coopératifs » mémoire pour l'obtention du diplôme d'ingénieur d'état en électronique, encadrés par Dr Hicham BOUSBIA-SALAH/Dr Hakim TAYAKOUT, ENP/Alger 2019.
- [15] M. BENYAROU, F. T. BENDIMERAD, F. DEBBAT, « Multi-User Detection for Multibeam-MIMO-Multi-Carrier-CDMA systems with MMSE adaptive algorithm » International Journal of Computer Science Issues IJCSI, Volume 10, 2013.
- [16] S. A. DJENNAS, F. T. BENDIMERAD “Proposition of an Unexploited Multiple Access Technique”, International Journal of Computer Science Issues, Vol. 9, No. 3, pp. 346-353, 2012.
- [17] Kaïs MABROUK. Conception et réalisation d'un système de Télécommunications MIMO avec formation numérique de Faisceaux en réception ; Calibrage aveugle du Démodulateur triphasé Zéro IF et comparaison au démodulateur classique à 2 voies I et Q. Thèse de doctorat, Ecole nationale supérieur des télécommunications, Décembre 2008.
- [18] A. BENAMAR, N. BELKHATIR, 'Performance Evaluation of a Generic Deployment Infrastructure for Component-based S/W Engineering', Proceeding of 6th International Conference on Software Engineering Advances (ICSEA 2011), October 23-29, Barcelona, Spain, pp. 380-385, ISBN : 978-1-61208-165-6.
- [19] Ali Jemmali. Modélisation et émulation des canaux de propagation des systèmes MIMO. PhD thesis, 'Ecole de technologie supérieure, 2004.
- [20] Mendes Simões Luís Miguel. OPTIMAL DATA TRANSMISSION ON MIMO OFDM CHANNELS. Master memory, Monterey California. Naval Postgraduate School, December 2008.
- [21] B. Hassibi et H. Vikalo. On the Sphere-Decoding Algorithm I. Expected complexity. IEEE Trans. Signal Process., vol. 53, pages 2806–2818, 2005.
- [22] K. Lee et J. Chun. ML Symbol Detection Based on the Shortest Path Algorithm for MIMO Systems. IEEE Trans. Signal Process., vol. 55, pages 5477–5484, 2007.

- [23] David Gesbert, Mansoor Shafi, Da-shan Shiu, Peter J Smith, and Ayman Naguib. From theory to practice : An overview of mimo space-time coded wireless systems. *IEEE Journal on selected areas in Communications*, 21(3) :281–302, 2003.
- [24] H. Haas, E. Costa, and E. Schultz, “Increasing spectral efficiency by data multiplexing using antennas arrays,” *IEEE Int. Symp. Personal, Indoor, Mobile Radio Commun.*, pp. 610–613, Sep. 2002.
- [25] S. Song, Y. L. Yang, Q. Xiong, K. Xie, B.-J. Jeong, and B. L. Jiao, “A channel hopping technique I : Theoretical studies on band efficiency and capacity,” *IEEE Int. Conf. Commun., Circuits and Systems*, pp. 229–233, June 2004.
- [26] Z. Boudia, H. El-Sallabi, A. Ghrayeb, and K. A. Qaraqe, “Reconfigurable Antenna-based Space-Shift Keying (SSK) for MIMO Channels,” *IEEE Trans. Commun.*, vol. 15, no. 1, pp. 446–457, January 2016.
- [27] M. Di Renzo, H. Haas, and P. M. Grant, “Spatial modulation for multiple-antenna wireless system : A survey,” *IEEE Commun. Mag.*, vol. 49, no. 12, pp. 182–191, Dec. 2011.
- [28] R. Mesleh, H. Haas, Y. Lee et S. Yun, « Évitement des interférences entre canaux dans la transmission MIMO en exploitant l’information spatiale », *Proc. IEEE 16th Int. Symp. Pers. Radio mobile intérieure Commun.* , vol. 1, pp. 141-145, sept. 2005.
- [29] S. Ganesan, R. Y. Mesleh, H. Haas, C. W. Ahn, and S. Yun, “On the performance of spatial modulation OFDM,” *Asilomar Conf. Signals, Systems Computers*, pp. 1825–1829, Oct. 2006.
- [30] Y. Yang and B. Jiao, “Information-guided channel-hopping for high data rate wireless communication,” *IEEE Commun. Lett.*, vol. 12, no. 4, pp. 225–227, Apr. 2008.
- [31] V. Tarokh, H. Jafarkhani, and R. Calderbank, “Space-time block codes from orthogonal designs,” *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol. 45, no. 5, pp. 1456–1467, Jul. 1999.
- [32] G. J. Foschini and M. J. Gans, “On limits of wireless communications in a fading environment when using multiple antennas,” *Wireless Pers. Commun.*, vol. 6, pp. 311–335, 1998.
- [33] S. U. Hwang, S. Jeon, S. Lee, and J. Seo, “Soft-output ML detector for spatial modulation OFDM systems,” *IEICE Electron. Exp.*, vol. 6, no. 19, pp. 1426–1431, Sep. 2009.

- [34] Robert W. Chang. Synthesis of band-limited orthogonal signals for multichannel data transmission. *The Bell System Technical Journal*, 45(10) :1775-1796, 1966.
- [35] X. Cheng, B. Yu, L. Yang, J. Zhang, G. Liu, Y. Wu, et al., "Communiquer dans le monde réel : 3D MIMO", *IEEE Wirel. Commun. Mag.*, vol. 21, non. 4, pp. 136-144, août 2014.
- [36] T. O'Shea and J. Hoydis, An introduction to deep learning for the physical layer, *IEEE Trans. Cognit. Commun. Netw.*, vol. 3, no. 4, pp. 563575, Dec. 2017.
- [37] Baptiste Vrigneau. Systèmes MIMO préécodés optimisant la distance minimale : étude des performances et extension du nombre de voies. PhD thesis, Université de Bretagne occidentale-Brest, 2006.
- [38] C.Ronan : 'conception d'un sondeur de canal MIMO caractérisation du canal de propagation d'un point de vue directionnel', institut national des sciences Appliqués de Rennes, chapitre1, page 14, 2004.
- [39] Messaoud Ahmed OUAMEUR, Modélisation et estimation de canaux pour les communications sans l, mémoire pour l'obtention du diplôme de maitrise en Génie Electrique, Université du Quebec à trois-rivillères, Avril 2002
- [40] FAZEL, Khaled et KAISER, Stefan. Multi-carrier and spread spectrum systems : from OFDM and MC-CDMA to LTE and WiMAX. John Wiley & Sons, 2008.

Annexes

Annexe A : Les évanouissements dans les systèmes de communications sans fil

A.1 L'évanouissement à petite échelle (multi-path fading)

Les évanouissements à petite échelle représentent la fluctuation rapide du signal reçu en espace, temps et fréquence. Ils sont dus aux obstacles situés entre l'émetteur et le récepteur. Les différentes interactions que peut subir une onde sur un récepteur sont [37] :

- **La réflexion/réfraction** apparaît lorsque l'onde atteint un obstacle dont la longueur est grande et les irrégularités de la surface petites par rapport à la longueur d'onde. Suivant la composition du réflecteur (plus ou moins conducteur), l'énergie est réfléchie, dans le cas où le réflecteur est parfaitement conducteur, ou bien réfractée. Lors de la réfraction, une partie de l'énergie est transmise à travers l'objet et une partie est réfléchie.
- **La diffraction** se produit lorsque l'onde rencontre un objet ayant des dimensions petites par rapport à la longueur d'onde et dont les caractéristiques physiques le rendent imperméable aux ondes électriques ou lorsque l'objet a des arêtes vives. Alors chaque lieu de diffraction se comporte comme une source secondaire de rayonnement de l'onde.
- **La diffusion** intervient lorsque l'onde rentre dans une zone contenant un nombre important d'éléments de dimensions proches de la longueur d'onde ou inférieures. La diffusion apparaît aussi lorsque la surface d'un objet a des irrégularités suffisamment grandes par rapport à la longueur d'onde et en grand nombre.

A.2 L'évanouissement à grande échelle (path loss)

Les évanouissements à grande échelle représentent les atténuations de la puissance moyenne du signal résultant du mouvement sur de grands espaces. Ce type est nuancé par les contours arrondis et les éléments du relief en l'occurrence des montagnes, des pâtés de maisons, etc. Le signal propagé subit des réflexions, des réfractions, et des diffusions sur des objets présents dans l'environnement de propagation.

Dans un cas idéal de propagation libre, la puissance du signal reçu est inversement proportionnelle au carré de la distance, elle est donnée par :

$$P_r = P_t \left(\frac{\lambda c}{4\pi d} \right)^2 G_r G_t \quad (\text{A.1})$$

Où :

- P_t : est la puissance rayonnée émise.
- P_r : est la puissance reçue.
- λc : est la longueur d'onde de la fréquence porteuse.
- $G_t G_r$: sont les gains d'antennes de l'émetteur et du récepteur respectivement.
- d : est la distance entre les deux antennes d'émission et de réception.

Cette équation donne l'affaiblissement moyen du signal pour une liaison dégagée.

Annexe B : Modèles du canal hertzien

La conception d'un système de communication performant dépend en grande partie une précision de la représentation du canal réel. Selon les différents types d'environnements indoor (intérieur) et outdoor (extérieur), il est utile de modéliser le canal par différentes techniques. Plusieurs méthodes de classification de modèles de canaux sont proposées [38]. Une classification possible est celle de la figure I.3 ou on distingue les modèles déterministes, les modèles statistiques.

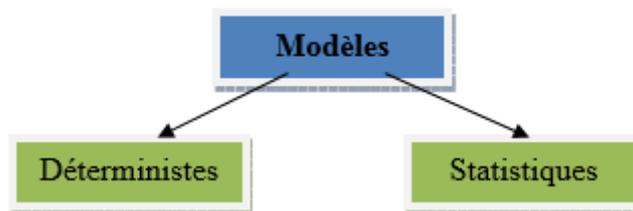


Figure 1 : Techniques de modélisations.

B.1 Modèle déterministe

Les modèles déterministes sont basés sur une description précise de l'environnement de propagation, comme les propriétés diélectriques de l'environnement à travers lequel se propage le signal. Ces modèles ne sont valables que pour des sites où le canal est invariant dans le temps, sauf si le mouvement perturbateur est parfaitement connu, de ce fait le modèle déterministe n'est pas privilégié.

B.2 Modèle statistique (stochastique)

Les modèles statistiques sont obtenus à partir des mesures de réponses de canal. Ils visent à décrire l'évolution des paramètres du canal par des lois statistiques pour obtenir la

représentation la plus réaliste possible. On peut extraire quelques paramètres caractéristiques, pour ensuite, déterminer les lois statistiques qui caractérisent au mieux la variation de ces paramètres.

Plusieurs modèles de canaux ont été élaborés afin de définir les comportements statistiques selon l'environnement radio (intérieur, extérieur, obstrué, aéré, etc.). Nous citons les plus utilisés :

- **Canal à bruit additif**

Le modèle le plus simple à générer et à analyser est le canal à bruit additif. Physiquement ce bruit modélise à la fois le bruit d'origine interne (bruit thermique dû aux composantes électroniques et les amplificateurs) et le bruit d'origine externe (antenne, etc.). Habituellement, ce bruit est statistiquement caractérisé comme un processus gaussien. Quand le signal subit une atténuation par le canal, le signal reçu devient :

$$Y(t) = h * x(t) + n(t) \quad (\text{B.1})$$

Où h dénote le facteur d'atténuation et $n(t)$ le bruit additif caractérisé par un processus aléatoire gaussien de moyenne nulle, de variance σ^2 .

- **Canal de Rayleigh**

Un canal Rayleigh est un modèle adopté pour modéliser des évanouissements dus aux multi-trajets incohérents lorsque plusieurs objets (obstacles) diffusent le signal (scattering). Ce modèle est souvent déployé dans les milieux urbains [39]. L'évanouissement de Rayleigh peut être caractérisé par une variable aléatoire dite de Rayleigh, qui dispose d'une densité de probabilité $P\alpha(\alpha)$ suivante :

$$P\alpha(\alpha) = \frac{\alpha}{\sigma^2 \sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{1}{2} \left(\frac{\alpha}{\sigma}\right)^2\right), \alpha \geq 0 \quad (\text{B.2})$$

- **Canal de Rice**

La distribution de Rice se produit quand un trajet puissant existe en plus des trajets dispersés de puissance plus faible [40]. Cette distribution utilise deux paramètres :

- K appelé facteur de Rice (ou paramètre d'évanouissement) qui correspond au rapport entre la puissance du trajet et la puissance moyenne des trajets multiples, il varie entre 0 et $+\infty$.
- Ω est la puissance totale des deux composantes LOS et NLOS. Ce paramètre est utilisé comme un facteur de normalisation.

La densité de probabilité de α suit une loi Rice :

$$P\alpha(\alpha) = \frac{2(1+K)e^{-k\alpha}}{\Omega} \exp - \frac{(1+K)\alpha^2}{\Omega} I_0 \left(2\alpha \sqrt{\frac{K(1+K)}{\Omega}} \right), \alpha \geq 0 \quad (\text{B.3})$$

Où I_0 est la fonction de Bessel modifiée de première espèce d'ordre 0.

On note que lorsque $K = 0$ la distribution de Rice devient une distribution de Rayleigh, ce cas correspond à une domination de la composante NLOS.

Dans le cas où K tend vers $+\infty$, le canal devient sans évanouissement et seul le bruit gaussien intervient durant la transmission.

- **Canal de Nakagami-m**

Un canal de Nakagami-m s'appuie sur une loi de Nakagami-m qui englobe plusieurs distributions. Il est généralement utilisé pour modéliser l'évanouissement sur plusieurs chemins. Cette distribution utilise le paramètre Ω cité ci-dessus et un autre paramètre m appelé paramètre d'évanouissement.

La densité de probabilité de α qui suit la loi de Nakagami-m est donnée par :

$$P\alpha(\alpha) = \frac{2m^m \alpha^{2m-1}}{\Omega \Gamma(m)} \exp - \frac{m\alpha^2}{\Omega}, \alpha \geq 0 \quad (\text{B.4})$$

Où $\Gamma(m)$ est la fonction Gamma définie par :

$$\Gamma(x) = \int_0^{+\infty} e^{-t} t^{x-1} dt \quad (\text{B.5})$$

Le paramètre d'évanouissement m varie entre $\frac{1}{2}$ et $+\infty$.

Il s'agit d'un canal à évanouissement gaussien mono-latéral lorsque $m = \frac{1}{2}$, et d'un canal Rayleigh lorsque $m = 1$, si m tend vers $+\infty$ donc c'est un canal sans évanouissement.

Annexe C

C.1 Matrice de confusion

Dans cette section, nous présentons quelques matrices de confusion des trois meilleurs classifieurs étudiés à savoir le SVM, KNN et TREE,

HOS représente les données générées, ZF est le type de détecteur déployer et 2x2 renvoie au nombre antennes émettrices/réceptrices.

Configuration des statistiques d'ordre supérieur avec type de détection ZF et Mt=Mr=2

Classes Prédites	Classes réelles				
		BPSK	QPSK	64 QAM	128 QAM
BPSK	971(97%)	5(0.5%)	2(0.2%)	22(2.2%)	
QPSK	21(2.1%)	939(93%)	6(0.6%)	34(3.4%)	
64 QAM	26(2.6%)	15(1.5%)	908(90%)	51(5.1%)	
128QAM	6(0.6%)	6(0.6%)	13(1.3%)	963(96%)	

Tableau 1 : Matrice de confusion du classifieur TREE.

Classes Prédites	Classes réelles				
		BPSK	QPSK	64 QAM	128 QAM
BPSK	968(96%)	20(2%)	0	4(0.4%)	
QPSK	150(15%)	720(72%)	0	153(15.3%)	
64 QAM	0	26(2.6%)	220(22%)	754(75.4%)	
128QAM	249(24.9%)	10(1%)	0	741(74%)	

Tableau 2 : Matrice de confusion du classifieur SVM.

Classes Prédites	Classes réelles				
		BPSK	QPSK	64 QAM	128 QAM
BPSK	975(97.5%)	12(1.2%)	4(0.4%)	9(0.9%)	
QPSK	15(1.5%)	947(94.7%)	20(2%)	18(1.8%)	
64 QAM	19(1.9%)	24(2.4%)	912(91%)	45(4.5%)	
128QAM	13(1.3%)	8(0.8%)	26(2.6%)	953(95%)	

Tableau 3 : Matrice de confusion du classifieur KNN.

Configuration des statistiques d'ordre supérieur avec type de détection ZF et

Mt=2,Mr=8

Classes Prédites	Classes réelles				
		BPSK	QPSK	64 QAM	128 QAM
BPSK	990(99%)	4(0.4%)	3(0.3%)	3(0.3%)	
QPSK	2(0.2%)	984(98%)	8(0.8%)	6(0.6%)	
64 QAM	1(0.1%)	5(0.5%)	979(97%)	15(1.5%)	
128QAM	2(0.2%)	0	10(1%)	988(98.9%)	

Tableau 4 : Matrice de confusion du classifieur TREE.

Classes Prédites	Classes réelles				
		BPSK	QPSK	64 QAM	128 QAM
BPSK		976(97.6%)	9(0.9%)	7(0.7%)	8(0.8%)
QPSK		14(1.4%)	940(94%)	32(3.2%)	14(1.4%)
64 QAM		27(2.7%)	8(0.8%)	939(93%)	26(2.6%)
128QAM		26(2.6%)	3(0.3%)	19(1.9%)	955(95%)

Tableau 5 : Matrice de confusion du classifieur SVM.

Classes Prédites	Classes réelles				
		BPSK	QPSK	64 QAM	128 QAM
BPSK		991(99%)	5(0.5%)	3(0.3%)	1(0.1%)
QPSK		0	994(99%)	3(0.3%)	3(0.3%)
64 QAM		2(0.2%)	8(0.8%)	979(97.9%)	11(1.1%)
128QAM		6(0.6%)	5(0.5%)	6(0.6%)	984(98.4%)

Tableau 6 : Matrice de confusion du classifieur KNN**Configuration des statistiques d'ordre supérieur avec type de détection ZF et****Mt=Mr=4**

Classes Prédites	Classes réelles				
		BPSK	QPSK	64 QAM	128 QAM
BPSK		991(99%)	6(0.6%)	1(0.1%)	2(0.2%)
QPSK		3(0.3%)	979(97.9%)	5(0.5%)	13(1.3%)
64 QAM		4(0.4%)	9(0.9%)	959(95.9%)	28(2.8%)
128QAM		7(0.7%)	8(0.8%)	2(0.2%)	983(98.3%)

Tableau 7 : Matrice de confusion du classifieur TREE.

Classes Prédites	Classes réelles				
		BPSK	QPSK	64 QAM	128 QAM
BPSK		986(98.6%)	12(1.2%)	2(0.2%)	0
QPSK		45(4.5%)	921(92%)	20(2%)	14(1.4%)
64 QAM		61(6.1%)	9(0.9%)	380(38%)	550(55%)
128QAM		91(9.1%)	8(0.8%)	1(0.1%)	979(97.9%)

Tableau 8 : Matrice de confusion du classifieur SVM.

Classes Prédites	Classes réelles				
		BPSK	QPSK	64 QAM	128 QAM
BPSK	994(99%)	3(0.3%)	2(0.2%)	1(0.1%)	
QPSK	7(0.7%)	981(98%)	8(0.8%)	4(0.4%)	
64 QAM	7(0.7%)	12(1.2%)	947(94.7%)	34(3.4%)	
128QAM	8(0.8%)	13(1.3%)	17(1.7%)	962(96%)	

Tableau 9 : Matrice de confusion du classifieur KNN.

Configuration des statistiques d'ordre supérieur avec type de détection ZF et $M_t=4$, $M_r=8$

Classes Prédites	Classes réelles				
		BPSK	QPSK	64 QAM	128 QAM
BPSK	992(99%)	8(0.8%)	0	0	
QPSK	2(0.2%)	996(99%)	1(0.1%)	1(0.1%)	
64 QAM	3(0.3%)	8(0.8%)	982(98%)	7(0.7%)	
128QAM	3(0.3%)	10(1%)	14(1.4%)	973(97%)	

Tableau 10 : Matrice de confusion du classifieur TREE.

Classes Prédites	Classes réelles				
		BPSK	QPSK	64 QAM	128 QAM
BPSK	991(99%)	9(0.9%)	0	0	
QPSK	39(3.9%)	933(93%)	27(2.7%)	1(0.1%)	
64 QAM	61(6.1%)	4(0.4%)	928(92%)	7(0.7%)	
128QAM	72(7.2%)	0	1(0.1%)	927(92%)	

Tableau IV.11 : Matrice de confusion du classifieur SVM.

Classes Prédites	Classes réelles				
		BPSK	QPSK	64 QAM	128 QAM
BPSK	994(99%)	3(0.3%)	2(0.2%)	1(0.1%)	
QPSK	3(0.3%)	988(98.8%)	5(0.5%)	4(0.4%)	
64 QAM	3(0.3%)	12(1.2%)	968(96.8%)	17(1.7%)	
128QAM	1(0.1%)	12(1.2%)	10(1%)	977(97.7%)	

Tableau IV.12 : Matrice de confusion du classifieur KNN.

Il ressort clairement des résultats de la classification, que les modulations *BPSK* et *QPSK* sont relativement faciles à classifier par rapport aux modulations *64-QAM* et *128-QAM* ou les différents classifieurs commettent quelques erreurs.

C.2 Les AUC

Les résultats des AUCs sont répertoriés dans les tableaux suivants.

AUC	HOS_ZF_2X2			HOS_ZF_2X4			HOS_ZF_2X8		
SNR_{dB}	TREE	KNN	SVM	TREE	KNN	SVM	TREE	KNN	SVM
-10	0.64	0.82	0.52	0.61	0.84	0.52	0.65	0.83	0.52
-5	0.6	0.84	0.52	0.62	0.84	0.53	0.60	0.84	0.51
0	0.61	0.84	0.52	0.58	0.84	0.52	0.63	0.84	0.51
5	0.64	0.84	0.53	0.66	0.88	0.54	0.85	0.94	0.53
10	0.8	0.91	0.59	0.90	0.96	0.60	0.97	0.99	0.61
15	0.94	0.98	0.74	0.99	0.99	0.64	1	1	0.89
20	0.99	1	0.80	1	1	0.87	1	1	0.94
25	1	1	0.83	1	1	0.91	1	1	0.94

AUC	HOS_ZF_4X4			HOS_ZF_4X8			HOS_ZF_8X8		
SNR_{dB}	TREE	KNN	SVM	TREE	KNN	SVM	TREE	KNN	SVM
-10	0.63	0.85	0.51	0.59	0.83	0.50	0.60	0.83	0.52
-5	0.6	0.84	0.52	0.62	0.83	0.52	0.63	0.85	0.51
0	0.61	0.84	0.51	0.62	0.86	0.51	0.59	0.83	0.52
5	0.62	0.83	0.50	0.66	0.88	0.53	0.59	0.84	0.52
10	0.79	0.92	0.61	0.90	0.97	0.72	0.79	0.92	0.58
15	0.95	0.98	0.75	0.98	0.99	0.81	0.96	0.98	0.73
20	0.99	1	0.81	1	1	0.88	0.99	1	0.83
25	1	1	0.91	1	1	0.95	1	1	0.92

Tableau C.1 : les AUC des différents classifieurs.

Abstract

The work presented in this thesis concerns the cooperative diversity with which we have combined three techniques widely used in the field of wireless communications, namely: the MIMO system, the space modulation MIMO system (SM-MIMO) and intelligent radio, with the aim of further improving the performance and quality of transmissions. Automatic Modulation Type Recognition (AMC) is an important component of Cognitive Radio (CR), allowing CR users to listen to the spectrum and detect existing white spaces. This project focuses on the study of the performance of an automatic modulation type classification system. The simulation results obtained have demonstrated better performance of the proposed solutions and a high robustness against channel estimation errors.

Keywords :

Cooperative diversity, MIMO system, space modulation MIMO system, intelligent radio, Automatic Modulation Type Recognition, Cognitive Radio

Résumé

Le travail présenté dans le cadre de ce mémoire concerne la diversité coopérative avec laquelle nous avons combiné trois techniques très utilisées dans le domaine des communications sans fil à savoir : le système MIMO, le système MIMO à modulation spatiale (SM-MIMO) et radio intelligente, et ce dans le but d'améliorer d'avantage les performances et la qualité des transmissions. La reconnaissance automatique de type de modulation (AMC) est un composant important des radios cognitives (CR), elle permet aux utilisateurs CR d'écouter le spectre et de y détecter les espaces blancs existants. Ce projet porte sur l'étude des performances d'un système de classification automatique de type de modulation. Les résultats de simulations obtenus ont démontré de meilleures performances des solutions proposées et une grande robustesse face aux erreurs d'estimation des canaux.

Mot Clés :

Diversité coopérative, système MIMO, SM-MIMO, radio intelligente, La reconnaissance automatique de type de modulation, Radio Cognitive.