

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Ecole Nationale Polytechnique



Ecole Nationale Polytechnique
Département d'Electronique
Centre de développement des technologies avancées



Département d'Electronique

Mémoire de projet de fin d'études
pour l'obtention du diplôme d'ingénieur d'état en électronique

Reconnaissance automatique de type de modulation dans les réseaux MIMO coopératifs

HAROUS Walid
MRAIN Zakaria

Sous la direction de **M. Hicham BOUSBIA-SALAH Dr.**

Présenté et soutenu publiquement le (29/06/2019)

Composition du jury :

Président	Mme. Rachida TOUHAMI	Pr.	ENP
Promoteur	M. Hicham BOUSBIA-SALAH	Dr.	ENP
Co-promoteur	M. Hakim TAYAKOUT	AR.	CDTA
Examineur	M. Rachid ZERGUI	MA.	ENP

ENP 2019

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Ecole Nationale Polytechnique



Ecole Nationale Polytechnique
Département d'Electronique
Centre de développement des technologies avancées



Département d'Electronique

Mémoire de projet de fin d'études
pour l'obtention du diplôme d'ingénieur d'état en électronique

Reconnaissance automatique de type de modulation dans les réseaux MIMO coopératifs

HAROUS Walid
MRAIN Zakaria

Sous la direction de **M. Hicham BOUSBIA-SALAH Dr.**

Présenté et soutenu publiquement le (29/06/2019)

Composition du jury :

Président	Mme. Rachida TOUHAMI	Pr.	ENP
Promoteur	M. Hicham BOUSBIA-SALAH	Dr.	ENP
Co-promoteur	M. Hakim TAYAKOUT	AR.	CDTA
Examineur	M. Rachid ZERGUI	MA.	ENP

ENP 2019

Dédicace

*On dédie ce travail à nos chers parents et grands parents,
A nos familles,
A nos frères et soeurs,
A nos amis
Et à tous ceux qui ont fait confiance à Nos Capacités pendant
notre parcours.*

Remerciements

On remercie Dieu le Tout Puissant de nous avoir donné le courage, la santé, et Nous a accordé son soutien durant les périodes les plus difficiles.

On remercie vivement nos encadreurs, Monsieur **Hakim TAYAKOU** et Monsieur **Hichem BOUSBIA-SALAH** de nous avoir aidé dans notre travail, et surtout d'avoir cru à nos compétences.

Nos vifs remerciements vont également aux membres du jury, **Mme. Rachida TOUHAMI** et **M. Rachid ZERGUI** pour l'intérêt qu'ils ont porté à notre travail en acceptant d'examiner notre travail et de l'enrichir par leurs propositions.

On remercie chaleureusement nos familles et tous nos amis pour leur soutien et leurs encouragements.

Enfin, nous tenons également à remercier toute personne ayant participé de près ou de loin à la réalisation de ce travail.

ملخص:

يعد تصنيف التعديل الأوتوماتيكي AMC مكونا مهما في الراديو المعرفي (CR)، فهو يمكن مستخدمي CR من استشعار الطيف و اكتشاف الفراغات الموجودة فيه. في نموذج AMC التعاوني، تتعاون محطات الربط مع مصدر الإشارة لنقل هاته الأخيرة الى الوجهة، بهدف تحسين موثوقية الارسال وهذا عن طريق استغلال التنوع الذي تم الحصول عليه. يتعلق هذا المشروع بدراسة أداء نظام التصنيف الأوتوماتيكي لنوع التشكيل في سياق الاتصالات التعاونية.

الكلمات المفتاحية :

تصنيف التعديل الأوتوماتيكي، الراديو المعرفي، الاتصالات التعاونية.

Abstract :

Automatic Modulation Classification (AMC) is an important component of Cognitive Radio (CR), it enables CR users to sense the spectrum and detect existing white space. In a cooperative AMC model, the relays cooperate with the source to transmit the signals to the destination, with the aim of improving the reliability of the transmission by exploiting the diversity gain obtained.

This project concern the study of the performances of an automatic modulation classification system, in the context of cooperative communications.

Keywords :

Automatic Modulation Classification, Cognitive Radio, Cooperative Communication.

Résumé :

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. Dans un modèle AMC coopératif, les relais coopèrent conjointement avec la source pour transmettre les signaux vers la destination, dans le but d'améliorer la fiabilité de la transmission en exploitant le gain de diversité obtenu.

Ce projet porte sur l'étude des performances d'un système de classification automatique de type de modulation, dans le contexte des communications coopératives.

Mot Clés :

Détection Automatique de type de Modulation, Radio Cognitive, Communication Coopérative.

Table des matières

Liste des tableaux

Liste des figures

Liste des abréviations

Introduction générale	13
I Systèmes de transmission sans-fil	15
I.1 Introduction	16
I.2 Chaîne de communication numérique :	16
I.3 Modulation	17
I.3.1 Modulation d'amplitude (M-PAM)	18
I.3.2 Modulation par déplacement de phase (M-PSK)	18
I.3.2.1 La modulation BPSK	20
I.3.2.2 La modulation QPSK	21
I.3.3 Modulation d'amplitude en quadrature (M-QAM)	21
I.4 Canal de transmission	22
I.4.1 Modèle du canal	25
I.4.1.1 Canal de Rayleigh	25
I.4.1.2 Canal de Rice	26
I.4.1.3 Canal de Nakagami-m	26
I.5 La Radio Cognitive	27
I.5.1 Contexte	27
I.5.2 Le problème de la détection de spectre	29
I.5.3 Les techniques de la détection de spectre	29
I.5.4 La détection de spectre en utilisant l'AMC	30
I.5.5 La Communication Coopérative dans la Radio Cognitive	33
I.6 Conclusion	34
II Système de communication coopérative	35
II.1 Introduction	36
II.2 Principe de fonctionnement :	36
II.2.1 Mode I	38
II.2.2 Mode II	38
II.2.3 Mode III	39

II.3	Protocole de transmission	40
II.3.1	Protocole de transmission AAF	40
II.3.2	Le protocole DAF	42
II.4	Méthode de combinaison	43
II.4.1	Méthode de combinaison ERC :	43
II.4.2	Méthode de combinaison FRC :	44
II.4.3	Méthode de combinaison SNRC :	44
II.4.4	Méthode de combinaison ESNRC :	45
II.4.5	Méthode de combinaison MRC :	46
II.5	Conclusion	47
III	La Classification Automatique de type de Modulation (AMC)	48
III.1	Introduction	49
III.2	Cadre général	50
III.3	Principales approches de la reconnaissance de modulation	51
III.3.1	Les classifieurs basés sur la vraisemblance	52
III.3.1.1	Tests de ratio de vraisemblance moyenne (ALRT)	52
III.3.1.2	Test de ratio de vraisemblance généralisé (GLRT)	52
III.3.1.3	Test de ratio de vraisemblance hybride (HLRT)	53
III.3.2	Les classifieurs basés sur l'extraction des caractéristiques	53
III.3.2.1	Caractéristiques spectrales	54
III.3.2.2	La transformée en ondelettes	54
III.3.2.3	Caractéristiques cyclo-stationnaires	56
III.3.2.4	Les statistiques d'ordre supérieur	57
III.4	Apprentissage automatique pour la classification de modulation	59
III.4.1	La méthode des k plus proches voisins	60
III.4.2	Les machines à vecteurs de support	62
III.4.2.1	Cas multi-classe	65
III.4.3	Les arbres de décision	66
III.4.3.1	Apprentissage avec les arbres de décision	66
III.5	Conclusion	68
IV	Simulations et résultats	69
IV.1	Simulation d'un système de communication coopérative	70
IV.1.1	Comparaison entre les systèmes coopératifs et non coopératif :	71
IV.1.2	Protocole AAF	73
IV.1.3	Protocole DAF	75
IV.1.4	Effet de l'emplacement du relais :	77
IV.1.4.1	Forme linéaire :	79
IV.1.4.2	Forme triangulaire (triangle isocèle) :	79
IV.2	La détection automatique de type de modulation dans un système co-opératif	81
IV.2.1	Description du modèle	81
IV.2.2	Extraction des caractéristiques	82
IV.2.3	Les classifieurs	83
IV.2.4	Simulations	83
IV.2.4.1	Performances des classifieurs	84

IV.2.4.2 Cas d'une liaison directe défavorable	87
IV.3 Conclusion	89
Conclusion générale	90
Bibliographie	93

Liste des tableaux

I.1	Densité de probabilité des canaux à évanouissements	27
I.2	Avantages et inconvénients des techniques de détection de spectre conventionnelles [23]	31
II.1	Les modes de transmission TDMA	39
III.1	Caractéristiques spectrales proposées dans [37]	55
III.2	Cumulants théorique les modulations M-PAM,M-PSK et M-QAM . . .	58
IV.1	Matrice de confusion du SVM	86
IV.2	Matrice de confusion du KNN	86
IV.3	Matrice de confusion de l'Arbre de décision	86

Table des figures

I.1	Chaîne de communication numérique	16
I.2	Constellation de la modulation 4-PAM (M=4)	19
I.3	Constellation de la modulation 8-PAM (M=8)	19
I.4	Constellation de la modulation BPSK (M=2)	20
I.5	Constellation de la modulation QPSK (M=4)	21
I.6	Constellation de la modulation 16-QAM	22
I.7	Effet des trajets multiples dans la radio télécommunication	24
I.8	Pertes de parcours, effet de masquage et trajets multiples [4]	24
II.1	Système coopératif avec un seul relais	37
II.2	Système coopératif avec N relais	37
II.3	Mode I : (a) premier Time-Slot (b) deuxième Time-Slot	38
II.4	Mode II : (a) premier Time-Slot (b) deuxième Time-Slot	38
II.5	Mode III : (a) premier Time-Slot (b) deuxième Time-Slot	39
II.6	Le protocole AAF	41
II.7	Le protocole DAF	42
III.1	Modèle générique d'un système AMC	50
III.2	Système de reconnaissance de formes	60
III.3	classifieur KNN	63
III.4	Classifieur SVM	64
IV.1	Arrangement équidistant	70
IV.2	Schéma synoptique de la simulation	71
IV.3	Comparaison entre le lien directe et le système avec relais	72
IV.4	Comparaison des différents ratios de la FRC - protocole AAF	74
IV.5	Performances des différentes méthodes de combinaison pour le protocole AAF	75
IV.6	Comparaison des différents ratios de la FRC - protocole DAF	76
IV.7	Performances des différentes méthodes de combinaison pour le protocole DAF	77
IV.8	Configuration linéaire (relais entre les deux stations)	78
IV.9	Configuration triangulaire (triangle isocèle)	78
IV.10	Impact de déplacement du relais dans une configuration linéaire	79
IV.11	Impact de déplacement du relais dans une configuration triangulaire isocèle	80

IV.12	Schéma synoptique de la simulation pour l'AMC	81
IV.13	Performances des classifieurs sur l'ensemble de validation	84
IV.14	Performances des classifieurs sur l'ensemble de nouvelles données . . .	85
IV.15	Nuages des données représentant les classes BPSK et QPSK dans dif- férents plans de caractéristiques	87
IV.16	Impact de l'augmentation du nombre de relais sur les performances dans le cas NLOS	88

Liste des abréviations

AAF : Amplify And Forward
ALRT : Average Likelihood Rate Test
AMC : Automatic Modulation Classification
BER : Bit Error Rate
BBGA : Bruit Blanc Additif Gaussien
BPSK : Binary Phase Shift Keying
COMINT : Communications Intelligence
CSI : Channel State Information
DAF : Decode And Forward
ERC : Equal Ratio Combine
ESNRC : Enhanced Signal to Noise Ratio Combine
FB : Feature Based
FCC : Federal Communications Commission
FRC : Fixed Ratio Combine
FSK : Frequency Shift Keying
GLRT : Generalized Likelihood Ratio Test
HLRT : Hybrid Likelihood Ratio Test
HOC : High Order Cumulant
HOM : High Order Moments
HOS : High Order Statistics
HSPA+ : High Speed Packet Access +
ISM : Industrial, Scientific and Medical radio bands
K-NN : K-Nearest Neighbors algorithm
LB : Likelihood Based

LOS : Line Of Sight propagation
LTE : Long Term Evolution
MES : Measure of Electronic Support
MLE : Maximum Likelihood Estimate
MIMO : Multiple Input Multiple Output
MRC : Maximal Ratio Combine
NLOS : Non Line Of Sight propagation
PAM : Pulse Amplitude Modulation
PDF : Probability Density Function
PSK : Phase Shift Keying
PU : Primary User
QAM : Quadrature Amplitude Modulation
QPSK : Quadrature Phase Shift Keying
RC : Radio Cognitive
SCF : Spectral Correlation Function
SDR : Software-Defined Radio
SISO : Single Input Single Output
SNR : Signal to Noise Ratio
SNRC : Signal to Noise Ratio Combine
SU : Secondary User
SVM : Support Vector Machine
TDMA : Time Division Multiple Access
WT : Wavelet Transform

Introduction générale

L'intégration de l'Internet et des applications multimédia dans les communications sans-fil implique non seulement une augmentation des débits mais aussi une garantie de la qualité de service. Théoriquement, l'utilisation des antennes multiples à l'émission et à la réception (MIMO – Multiple Input Multiple Output) pour ces types d'applications permet d'améliorer les performances.

Cependant, souvent l'intégration d'antennes multiples au niveau de l'émetteur ou du récepteur est coûteuse. Comme alternative, dans les réseaux sans-fil, la diversité coopérative garantit des gains de diversité spatiale en exploitant les techniques MIMO traditionnelles sans avoir besoin d'antennes multiples. En outre, la diversité coopérative fournit au réseau : un débit important, une énergie réduite et une couverture d'accès améliorée. Dans les systèmes à diversité coopérative, les noeuds peuvent coopérer les uns avec les autres en fournissant un gain de diversité spatial au niveau du noeud destination. Dans ce cas, à tout instant donné, tout noeud peut être une source, un relais, ou une destination. La fonction du noeud relais est d'acheminer l'information (aider la transmission) du noeud source au noeud destination. Pour assurer des gains de diversité, le relais doit être choisi de telle manière que son lien à la destination soit indépendant de celui de la source.

La Radio Cognitive (RC) est un concept permettant aux terminaux radiofréquence d'être dotés de capacités d'intelligence, telles que la flexibilité, la reconfigurable, l'apprentissage, et l'adaptation. L'identification automatique du type de modulation (AMC) est l'une des composantes cruciales du concept de la RC pour des applications civiles et militaires. En effet, la RC prend en charge l'approvisionnement du terminal en informations sur son environnement, afin qu'il puisse effectuer les meilleurs choix en termes de modulation, fréquence porteuse, codage canal,...etc. Pour ce faire, les

paramètres de transmission d'un système de communication doivent être détectés. L'AMC est une caractéristique importante d'un système RC qui accentue la capacité de celui-ci d'enrichir sa connaissance de l'environnement de transmission. En effet, elle lui permet de sélectionner le processus de démodulation approprié, au niveau du récepteur, pour le signal détecté, assurant ainsi une communication sécurisée et fiable tout en améliorant les performances globales des systèmes de radiocommunication cognitifs.

Dans le cadre de ce travail, nous visons la problématique de détection du type de modulation dans les réseaux MIMO coopératifs. L'objectif est d'étudier les systèmes de reconnaissance du type de modulation, dans un environnement de communications coopératives.

Ce travail se divise en quatre chapitres :

- Dans le premier chapitre, nous commençons par un bref rappel théorique sur la chaîne de communication numérique. La suite du chapitre est consacrée à la présentation de la radio cognitive et du problème de la détection du spectre. La détection automatique de type de modulation est proposée comme solution à ce problème.
- Le deuxième chapitre est consacré à la communication coopérative. Les différents protocoles de transmission y sont présentés, ainsi que plusieurs méthodes de combinaisons à la destination.
- Le troisième chapitre traite le problème de la détection automatique de type de modulation, nous présentons les différentes techniques permettant de classifier les modulations.
- Le quatrième chapitre porte sur les résultats obtenus et les performances des classifieurs dans un système coopératif.

Chapitre I

Systemes de transmission sans-fil

I.1 Introduction

Dans un premier temps, ce chapitre introduit les notions de bases concernant les systèmes de communication sans-fil.

Ensuite, nous citons quelques unes des technologies les plus avancées dans le domaine des transmission sans-fil, tels que la radio cognitive, la détection automatique de type de modulation et la technique de communication coopérative.

I.2 Chaîne de communication numérique :

Les systèmes de communication sont conçus pour transmettre l'information d'une source vers une ou plusieurs destinations. En général, une chaîne de communication numérique est représentée par le schéma bloc illustré sur la figure I.1.

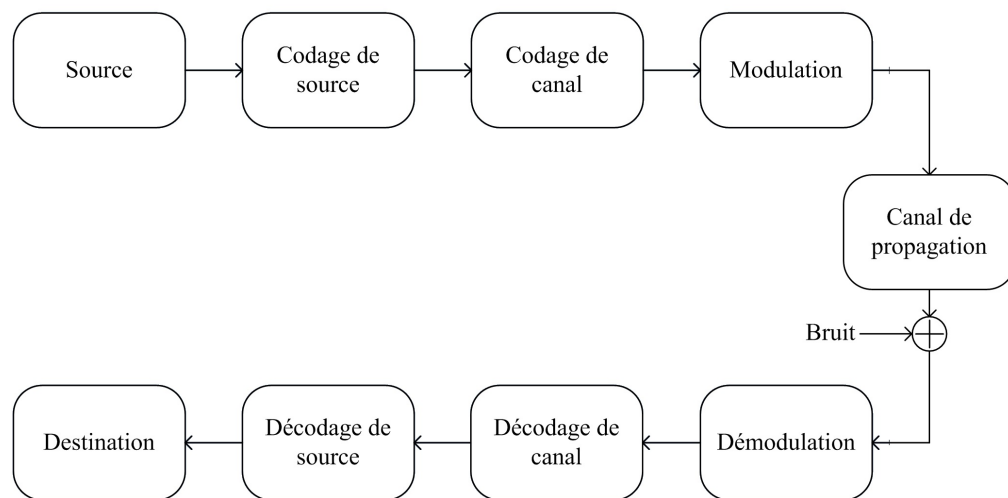


FIGURE I.1: Chaîne de communication numérique

L'information générée par la source peut prendre plusieurs formes (voix, image ou texte). Une caractéristique essentielle de n'importe quelle source est la nature probabiliste de l'information qu'elle génère ; la sortie de la source est non-déterministe. Autrement il serait inutile de transmettre l'information [1].

Les messages produits par la source sont généralement convertis en séquences de bits.

Cette séquence passe ensuite par le bloc codage de source qui sert à fournir une représentation efficace de ces données tout en préservant l'information essentielle qu'elles portent [2].

La séquence d'information à la sortie du bloc codage de source passe ensuite par le bloc codage de canal.

Le codeur canal introduit, d'une manière contrôlée, une redondance dans la séquence d'information transmise. Cette redondance peut être utilisée pour surmonter les effets du bruit et interférences rencontrés lors de la transmission du signal informatif à travers le canal [3].

Au niveau du récepteur, le décodeur de canal sert à reconstruire la séquence d'information sachant le code de canal utilisé et les redondances introduites par le codeur de canal. De même pour le décodeur de source, il prend la séquence d'information de la sortie du décodeur canal pour reconstruire la séquence des bits originale de la source. Les blocs modulation et canal sont présentés avec plus de détails dans les deux sections suivantes en se contraignant au cas de chaîne de communication sans-fil.

I.3 Modulation

La modulation peut être définie comme le processus par lequel le signal est transformé de sa forme originale en une forme adaptée au canal de transmission, par exemple en faisant varier les paramètres d'amplitude et d'argument (phase/fréquence) d'une onde sinusoïdale appelée porteuse [1]. Le dispositif qui effectue cette modulation, en général électronique, est un modulateur. L'opération inverse permettant d'extraire le signal de la porteuse est la démodulation.

La modulation d'amplitude et de phase consiste à coder l'information à transmettre dans l'amplitude et/ou la phase de la porteuse [4]. Le signal transmis est donné par :

$$s_i(t) = s_I(t) \cos(2\pi f_c t) - s_Q(t) \sin(2\pi f_c t) \quad (\text{I.1})$$

Où $s_I(t) = s_{i,1} \cdot g(t)$ et $s_Q(t) = s_{i,2} \cdot g(t)$ sont appelées les composantes en phase et en quadrature de phase respectivement [4].

Les constellations du signal dans le cas de modulation d'amplitude et de phase sont

définies par les points $(s_{i,1}, s_{i,2})$ avec $i = 1, \dots, M$.

Il existent trois principaux types de modulation de phase et d'amplitude :

- M-PAM : *Pulse Amplitude Modulation*.
- M-PSK : *Phase Shift Keying*.
- M-QAM : *Quadrature Amplitude Modulation*.

I.3.1 Modulation d'amplitude (M-PAM)

La modulation d'amplitude M-PAM est uni-dimensionnelle, elle est considérée comme la forme la plus simple des modulations linéaire. Cette modulation n'a pas de composante en quadrature ($s_{i,2} = 0$); toute l'information est codée dans l'amplitude de la porteuse A_i [4]. Le signal transmis d'un symbole est donné par l'équation suivante :

$$s_i(t) = A_i g(t) \cos(2\pi f_c t) \quad (\text{I.2})$$

Où $A_i = (2i - 1 - M)d$, $i = 1, 2, \dots, M$ définit la constellation du signal ($s_{i,1} = A_i$) et d est la distance qui est fonction de l'énergie du signal, $g(t)$ la forme d'onde en bande de base.

La distance minimale entre deux points de constellation est :

$$d_{min} = \min_{i,j} |A_i - A_j| = 2d$$

Les figures I.2 et I.3 montrent les constellations des modulations 4-PAM et 8-PAM respectivement.

I.3.2 Modulation par déplacement de phase (M-PSK)

La modulation par déplacement de phase (ou M-PSK), est une modulation numérique qui module la phase de la porteuse par le symbole binaire à transmettre [4].

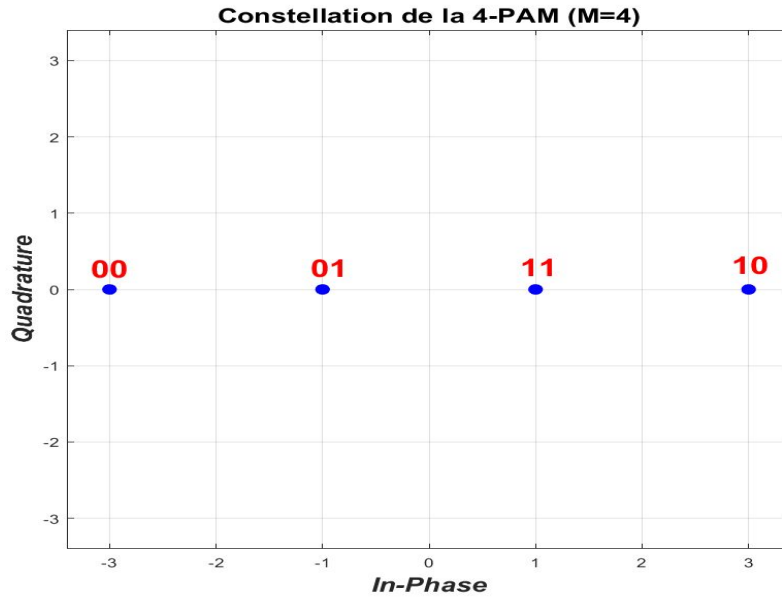


FIGURE I.2: Constellation de la modulation 4-PAM (M=4)

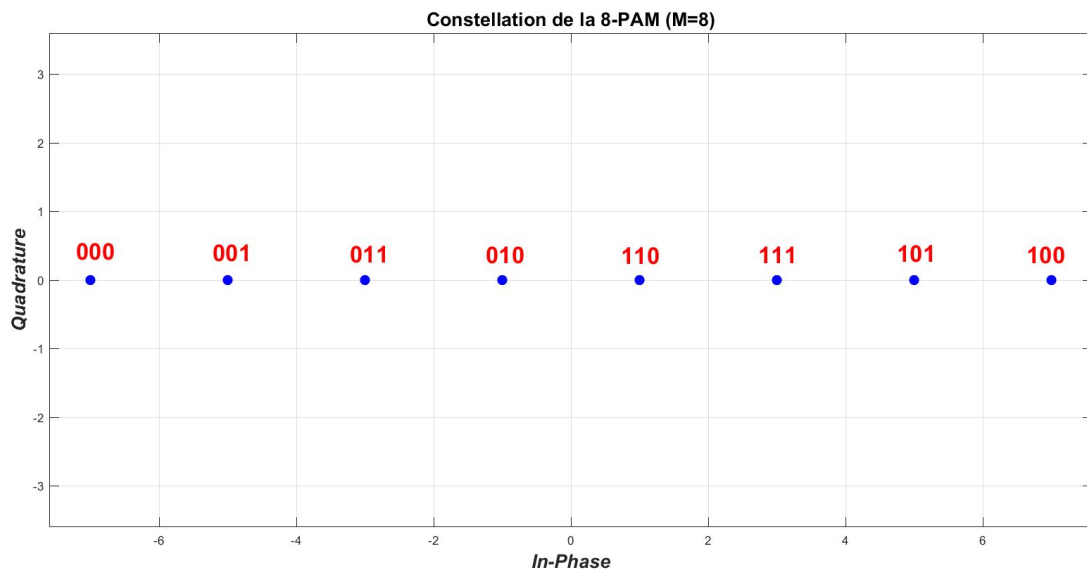


FIGURE I.3: Constellation de la modulation 8-PAM (M=8)

Les symboles transmis d'une modulation M-PSK sont décrits comme suit :

$$s_i(t) = Ag(t) \cos\left[2\pi f_c t + \frac{2\pi b_k}{M}\right] \quad (\text{I.3})$$

$$= Ag(t) \cos\left(\frac{2\pi b_k}{M}\right) \cos(2\pi f_c t) - Ag(t) \sin\left(\frac{2\pi b_k}{M}\right) \sin(2\pi f_c t) \quad (\text{I.4})$$

Où $b_k \in [0, \dots, M-1]$ est le symbole à transmettre, $g(t)$ est la forme d'onde du signal en bande de base et $\theta_i = \frac{2\pi b_k}{M}$ représente les phases possibles de la porteuse.

Ainsi, les constellations ou symboles $(s_{i,1}, s_{i,2})$ de la M-PSK sont données par $s_{i,1} = A \cdot \cos(\theta_i)$ et $s_{i,2} = A \cdot \sin(\theta_i)$.

Les formes les plus utilisées de la modulation PSK sont la BPSK (2-PSK : deux valeurs possibles) et la QPSK (4-PSK : quatre valeurs possibles).

I.3.2.1 La modulation BPSK

La BPSK qui correspond à la 2-PSK est la plus simple forme de la M-PSK vu que la composante en quadrature est nulle ($s_{i,2} = 0$), et les deux symboles en phase sont séparés de 180° . Ce déphasage entre les deux symboles rend cette modulation très résistante aux détériorations du signal à travers le canal (bruit, distorsion ...) et elle est considérée comme la plus robuste de toutes les M-PSK [5]. La figure I.4 montre la constellation de la modulation BPSK .

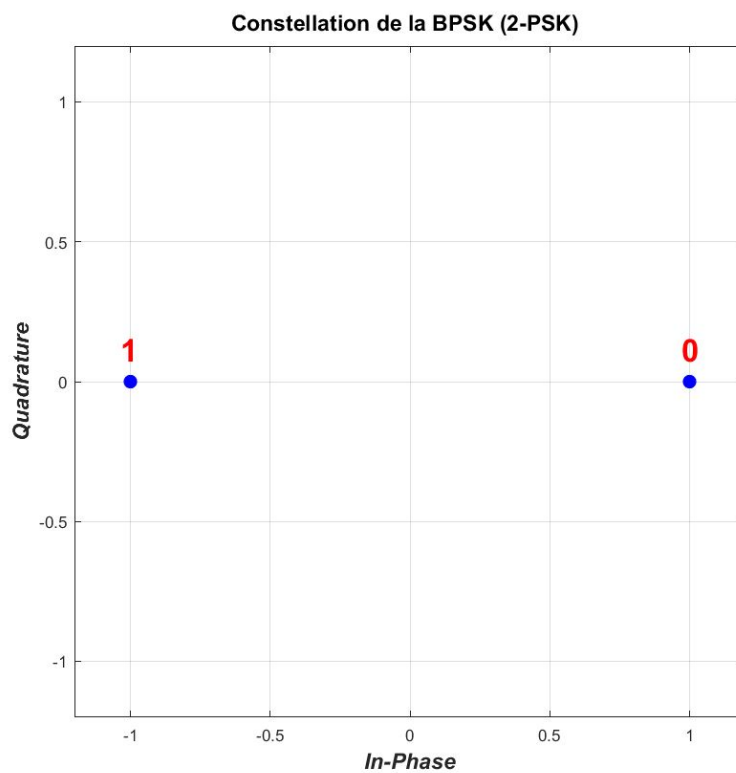


FIGURE I.4: Constellation de la modulation BPSK (M=2)

I.3.2.2 La modulation QPSK

La modulation QPSK ou la 4-PSK a un diagramme de constellation à 4 symboles où chaque symbole code 2 bits. Cela permet de doubler le débit par rapport à la BPSK pour la même bande passante [5].

La QPSK utilise les deux composantes en phase et en quadrature ($s_{i,1}$ et $s_{i,2}$) mais elle peut être considérée comme deux modulations indépendantes où les bits pairs sont codés dans la composante en phase et les bits impairs par la composante en quadrature. La figure I.5 montre la constellation de la modulation QPSK.

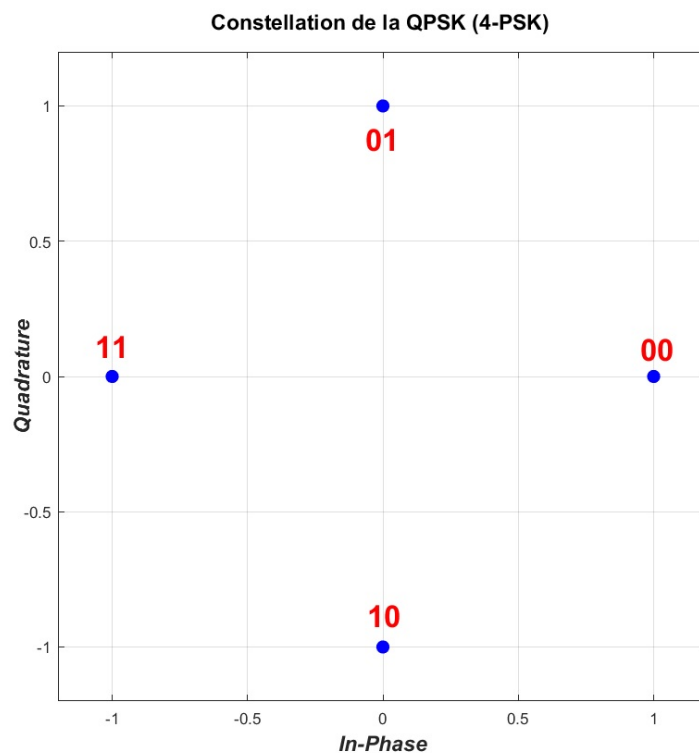


FIGURE I.5: Constellation de la modulation QPSK ($M=4$)

I.3.3 Modulation d'amplitude en quadrature (M-QAM)

La modulation d'amplitude en quadrature (ou M-QAM) est une modulation bi-dimensionnelle où l'information est codée dans l'amplitude et la phase de la porteuse contrairement aux deux précédentes où l'information est codée sur un seul support

(amplitude ou phase) [4]. En conséquent, la modulation M-QAM permet des transmissions d'efficacité spectrale élevée [1]. Le signal transmis est donné comme suit :

$$s_i(t) = A_i \cos(\theta_i)g(t) \cos(2\pi f_c t) - A_i \sin(\theta_i)g(t) \sin(2\pi f_c t) \quad (\text{I.5})$$

A partir de l'équation (I.5), les constellations $(s_{i,1}, s_{i,2})$ sont données par $s_{i,1} = A_i \cdot \cos(\theta_i)$ et $s_{i,2} = A_i \cdot \sin(\theta_i)$.

Pour les constellations rectangulaires ($M = 2^{2k}$), la modulation QAM est équivalente à une modulation PAM ayant $\sqrt{M} = 2^k$ points pour chacune des composantes en-phase et en-quadrature du signal. La figure I.6 illustre la constellation rectangulaire de la modulation 16-QAM [4].

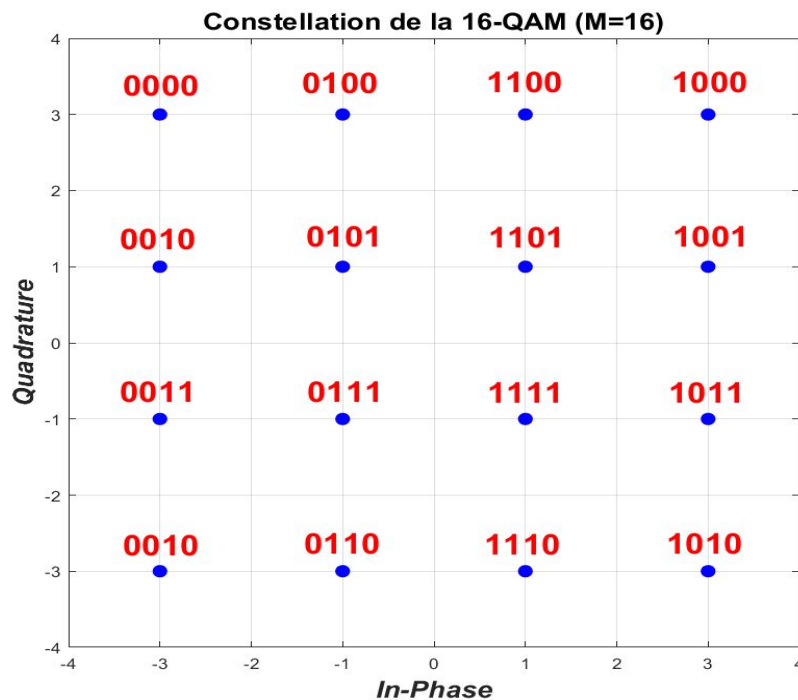


FIGURE I.6: Constellation de la modulation 16-QAM

I.4 Canal de transmission

Le canal de communication ou de transmission est un support physique (câble, fibre optique, l'air, etc) sur lequel l'information est transmise de la source vers la destination. Quelque soit le canal utilisé durant la transmission, le signal transmis est altéré

d'une façon aléatoire par plusieurs phénomènes comme le bruit, l'évanouissement, etc [1].

Dans les systèmes de télécommunications sans-fil, l'information est transportée par une onde électromagnétique. Le canal sans-fil radio-mobile est caractérisé par une multitude de phénomènes physiques (bruit, interférences, etc) qui posent un vrai défi car ces derniers changent d'une façon aléatoire durant le temps [4]. Parmi ces phénomènes nous citons :

- **Les pertes de parcours (Path Loss)** : Elles sont causées par la dissipation de la puissance rayonnée par l'émetteur le long du trajet. Ces pertes sont considérées uniformes pour une distance identique entre l'émetteur et le récepteur [4].

Dans un canal sans-fil radio-mobile, où l'émetteur et le récepteur ne sont pas en vision directe (NLOS), la puissance à la réception est proportionnelle à $\frac{1}{R^k}$ avec $3 \leq k \leq 5$.

- **Effet des trajets multiples (Multipath)** : Cet effet est dû à la présence d'objets dans l'environnement qui engendrent plusieurs répliques du signal transmis. Les mécanismes principaux qui engendrent ce phénomène sont la réflexion, la diffraction et la diffusion (scattering) du signal transmis [6]. Ces répliques arrivent au niveau du récepteur de différentes directions et s'additionnent de manière constructive ou destructive au niveau du récepteur, ce qui engendre une variation d'amplitude et de phase du signal reçu [7]. La figure I.7 illustre cet effet de trajets multiples.

- **Effet de masquage (Shadowing)** : Ce phénomène est causé par les obstacles, par exemple : les collines, bâtiments, murs, etc, entre l'émetteur et le récepteur. Pour les fréquences utilisées dans les systèmes de télécommunications, l'onde électromagnétique traverse ces obstacles, mais subit une perte de puissance à cause d'absorption, réflexion, diffraction et diffusion (scattering) [4]. Cette atténuation varie en fonction de la nature des matériaux traversés. L'atténuation due au shadowing est appelée *Slow Fading* ; elle est significative lorsque la distance traversée par le signal émis est suffisamment importante et peut être décrite par une distribution *log-normale* [7].

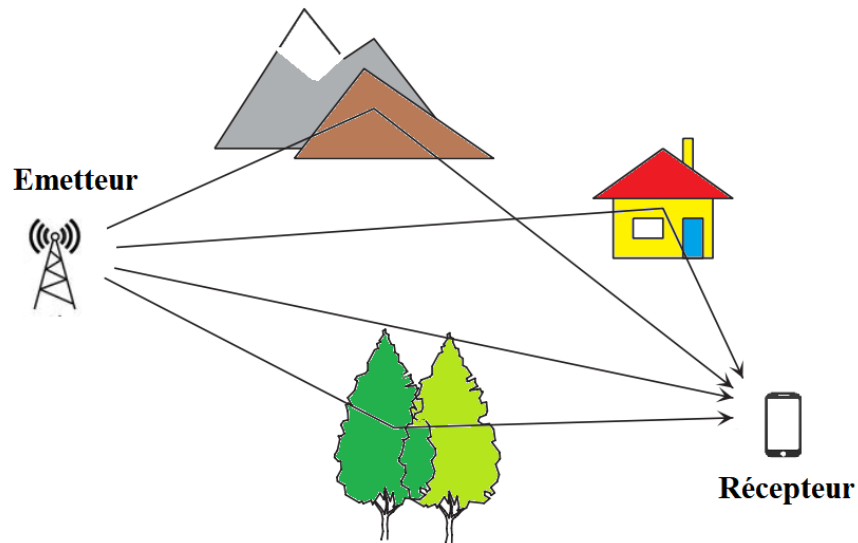


FIGURE I.7: Effet des trajets multiples dans la radio télécommunication

La figure I.8 montre le rapport des puissances du signal transmis et le signal reçu en fonction du logarithme décimal de la distance parcourue en tenant compte des trois effets cités ci-dessus.

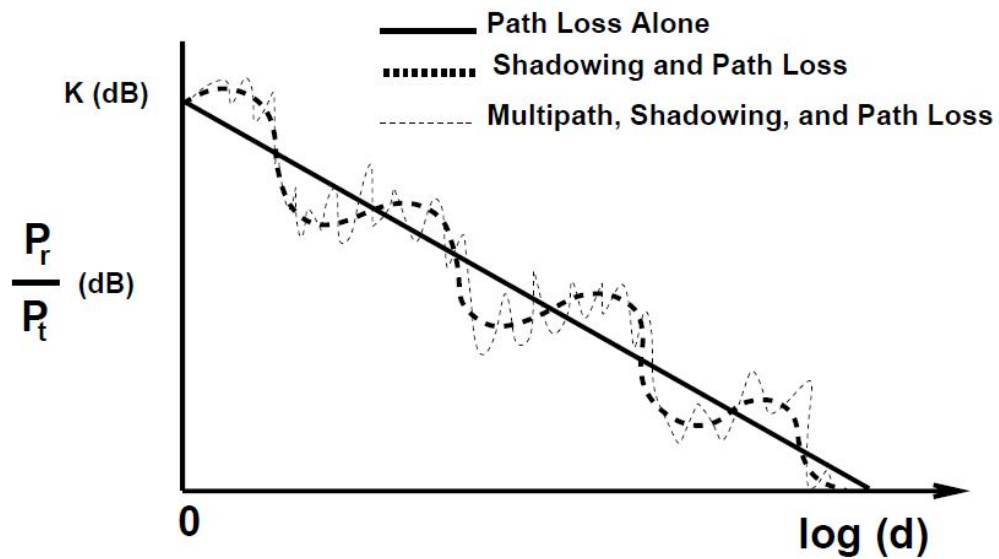


FIGURE I.8: Pertes de parcours, effet de masquage et trajets multiples [4]

I.4.1 Modèle du canal

Les modèles des canaux sont utilisés afin de pouvoir étudier et simuler les caractéristiques d'un médium de transmission. Le modèle du canal prend en compte les phénomènes physiques réels les plus importants de ce médium, comme les distorsions, les bruits, etc.

D'après la représentation en bande de base des signaux et du canal, le canal est modélisé par un coefficient complexe h [4]. Le signal en bande de base discret au temps symbole équivalent d'une transmission est donné par :

$$y(k) = h(k)x(k) + n(k) \quad (\text{I.6})$$

Où n est le bruit additif thermique, blanc gaussien de densité spectrale monolatérale N_0 [8], k est l'indice qui correspond au temps symbole. Le coefficient $h = \alpha e^{j\phi}$ inclue les effets de la partie radio-fréquence. La phase ϕ a une distribution uniforme dans $[0, 2\pi]$. Le module α représente l'évanouissement qui est une variable aléatoire de densité de probabilité $P_\alpha(\alpha)$ qui dépend du canal de transmission.

Il existe plusieurs modèles des canaux qui décrivent le comportement statistique de α selon l'environnement radio (intérieur, extérieur, obstrué, aéré, etc). Parmi lesquels nous citons les trois les plus utilisés : Canal de Rayleigh, canal de Rice et le canal de Nakagami (voir le tableau I.1).

I.4.1.1 Canal de Rayleigh

Le canal Rayleigh est le modèle utilisé pour modéliser les évanouissements dus aux multi-trajets incohérents lorsque plusieurs objets (obstacles) diffusent le signal (scattering) . Ce modèle est souvent utilisé dans les milieux urbains denses [6].

L'évanouissement de Rayleigh peut être modélisé par une variable aléatoire dite de Rayleigh et qui a la densité de probabilité $P_\alpha(\alpha)$ suivante :

$$P_\alpha(\alpha) = \frac{\alpha}{\sigma^2 \sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{\alpha}{\sigma}\right)^2\right) \quad \alpha \geq 0 \quad (\text{I.7})$$

I.4.1.2 Canal de Rice

La distribution de Rice se produit quand un trajet puissant existe en plus des trajets dispersés de puissance plus faible [9] [10]. Cette distribution utilise deux paramètres :

- K appelé facteur de Rice (ou paramètre d'évanouissement) qui correspond au rapport entre la puissance du trajet LOS et la puissance moyenne des trajets multiples (NLOS), il varie entre 0 et $+\infty$ [6].
- 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 [9] :

$$P_\alpha(\alpha) = \frac{2(1+K)e^{-K}\alpha}{\Omega} \exp\left[-\frac{(1+K)\alpha^2}{\Omega}\right] I_0\left(2\alpha\sqrt{\frac{K(1+K)}{\Omega}}\right), \alpha \geq 0, \quad (\text{I.8})$$

Où I_0 est la fonction de Bessel modifiée de première espèce d'ordre 0 [11].

Il faut noter 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 BBGA intervient durant la transmission.

I.4.1.3 Canal de Nakagami-m

Le canal de Nakagami-m utilise la loi de Nakagami-m qui englobe plusieurs distributions. Elle utilise le paramètre Ω cité ci-dessus et un autre paramètre m appelé paramètre d'évanouissement [6]. La densité de probabilité de α qui suit la loi de Nakagami-m est donnée par :

$$P_\alpha(\alpha) = \frac{2m^m \alpha^{2m-1}}{\Omega \Gamma(m)} \exp\left[-\frac{m\alpha^2}{\Omega}\right], \alpha \geq 0, \quad (\text{I.9})$$

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

$$\Gamma(x) = \int_0^{+\infty} e^{-t} t^{x-1} dt \quad (\text{I.10})$$

Le paramètre d'évanouissement m varie entre $\frac{1}{2}$ et $+\infty$. Il correspond à un canal à évanouissement gaussien mono-latéral lorsque $m = \frac{1}{2}$, un canal de Rayleigh lorsque $m = 1$ et un canal sans évanouissement quand m tend vers $+\infty$.

TABLE I.1: Densité de probabilité des canaux à évanouissements

Modèle du canal	Paramètre d'évanouissement	Densité de probabilité
Rayleigh		$P_\alpha(\alpha) = \frac{\alpha}{\sigma^2\sqrt{2\pi}} \exp(-\frac{1}{2}(\frac{\alpha}{\sigma})^2)$
Rice	$K \geq 0$	$P_\alpha(\alpha) = \frac{2(1+K)e^{-K}\alpha}{\Omega} \exp(-\frac{(1+K)\alpha^2}{\Omega}) I_0(2\alpha\sqrt{\frac{K(1+K)}{\Omega}})$
Nakagami-m	$m \geq \frac{1}{2}$	$P_\alpha(\alpha) = \frac{2m^m\alpha^{2m-1}}{\Omega\Gamma(m)} \exp(-\frac{m\alpha^2}{\Omega})$

I.5 La Radio Cognitive

I.5.1 Contexte

La récente évolution de la technologie sans-fil est marquée par l'apparition de nouveaux appareils intelligents capables d'offrir des débits plus élevés et des services innovants pour une variété d'applications de communication. L'augmentation exponentielle de ces appareils sans-fil et de leur utilisation entraîne une forte demande en termes de ressources spectrales qui sont devenus de plus en plus rares. Ces ressources spectrales peuvent être licenciées ou non licenciées, le spectre licencié est utilisé pour des services spécifiques tandis que le spectre sans licence tel que les bandes ISM (Industrielles, Scientifiques et Médicales) est disponible gratuitement pour les services sans-fil et les besoins de la recherche.

Selon une étude faite par la commission fédérale des communications (FCC) en 2002, l'utilisation du spectre n'est pas uniforme : les bandes sous licence sont sous-exploitées pendant que les bandes ISM sont surchargées. Ce rapport indique également que l'utilisation moyenne des bandes sous licence est de 15-85 % [12]. La partie non utilisée du spectre sous licence est connue comme un espace blanc. Cette utilisation inefficace du spectre est due à la politique statique de l'allocation du spectre adoptée par les gouvernements à travers le monde, où le spectre sans-fil est attribué aux utilisateurs licenciés à long terme pour des grandes régions géographiques.

Pour résoudre ce problème, la radio cognitive (RC) est apparue comme une nouvelle technologie qui allie le domaine des télécommunications et l'intelligence artificielle et qui permet d'exploiter le spectre existant de manière opportuniste et efficace. En effet, il est possible de profiter des espaces blancs existants dans le spectre en permettant aux utilisateurs sans licence, également appelés utilisateurs secondaires (SU) ou utilisateurs de radios cognitives, d'utiliser de manière opportuniste des bandes sous licence non occupées par des utilisateurs sous licence, également appelées utilisateurs primaires (PU). Cela peut considérablement améliorer l'utilisation globale du spectre.

L'une des exigences les plus fondamentales des systèmes de radiocommunication cognitifs consiste à éviter les interférences pour les utilisateurs primaires potentiels se trouvant à proximité. Pour garantir que les utilisateurs secondaires n'interféreront pas avec les utilisateurs primaires, ils doivent détecter l'existence du signal de l'utilisateur primaire dans les environnements sans-fil. Ce processus de détection est réalisé en écoutant l'environnement sans-fil, et il est connu sous le nom de «détection du spectre».

Puisque le concept principal de la radio cognitive repose sur la détection de l'activité des utilisateurs primaires, la détection du spectre est la procédure la plus importante pour le fonctionnement des systèmes de radio cognitifs. Toutefois, il s'avère très difficile de détecter la présence de l'utilisateur primaire avec un haut niveau de fiabilité et de rapidité. En effet, les signaux des utilisateurs primaires subissent souvent des dégradations importantes avant d'atteindre les radios cognitives. De plus, la capacité de calcul des radios cognitives est très limitée. Par conséquent, la détection de spectre fiable et rapide est une tâche ardue pour les systèmes de radiocommunication cognitifs, en particulier dans les environnements à faible rapport signal sur bruit (SNR).

Diverses techniques conventionnelles d'écoute de spectre ont été proposées jusqu'à présent. Ces techniques présentent divers inconvénients qui peuvent fortement entraver leur utilisation pratique dans des environnements radio cognitifs. Pour remédier à ces inconvénients, une attention considérable a été récemment accordée à l'utilisation de la

classification automatique de type de modulation (AMC) pour la détection du spectre [13] [14]. Cette technique permet aux dispositifs radio cognitifs de détecter de manière fiable toutes les formes de signaux radio primaires dans l'environnement spectral et d'améliorer les performances globales des systèmes radio cognitifs.

I.5.2 Le problème de la détection de spectre

Comme mentionné précédemment, dans les systèmes de radiocommunication cognitifs, les utilisateurs secondaires doivent pouvoir détecter de manière fiable la présence du signal de l'utilisateur primaire dans les environnements radio. Ceci peut être réalisé grâce à la détection de spectre.

Les utilisateurs secondaires doivent balayer une large gamme de fréquences afin de trouver les espaces blancs disponibles du spectre, également appelés trous, qui sont spatialement et temporairement hors service. En pratique, ce processus peut être généralement formulé comme un problème de détection binaire, l'objectif étant de décider entre les deux hypothèses binaires suivantes :

- H_0 : $r(t) = n(t)$ (PU est absent)
- H_1 : $r(t) = h.s(t) + n(t)$ (PU est présent)

Où H_0 désigne l'hypothèse selon laquelle l'utilisateur primaire est absent du canal de fréquence considéré, H_1 dénote l'hypothèse selon laquelle l'utilisateur primaire est présent dans le canal de fréquence considéré, $r(t)$ est le signal reçu par l'utilisateur secondaire, $s(t)$ est le signal transmis par l'utilisateur primaire, $n(t)$ est le bruit de fond additif et h le gain de canal entre l'utilisateur primaire et l'utilisateur secondaire.

I.5.3 Les techniques de la détection de spectre

En raison de l'importance considérable de la détection du spectre dans la technologie de la radio cognitive, elle est devenue un sujet de recherche très actif au cours des dernières années . Diverses techniques de détection du spectre ont été proposées [15] [16] [17] [18] [19], parmi lesquelles on peut citer :

- La détection d'énergie (*Energie Detection*)

- La détection par filtrage adapté (*Matched-filter Detection*)
- La détection de caractéristique cyclostationnaire (*Cyclostationary Feature Detection*)
- La détection à base de covariance (*Covariance-Based Detection*)
- La détection à base d'ondelettes (*Wavelet-Based Detection*)
- La détection par acquisition comprimée (*Compressed Sensing Detection*)

Les avantages et inconvénients de ces techniques sont énumérés dans le tableau I.2, qui montre que l'utilisation de la détection d'énergie pour la détection du spectre est limitée en raison de ses mauvaises performances dans les environnements à faible SNR. De même, l'utilisation de la détection par filtrage adapté peut également être très limitée, car elle nécessite des informations a priori sur les signaux de l'utilisateur primaire, qui peuvent ne pas être disponibles du côté de la radio cognitive dans des scénarios de communication sans-fil réels. De plus, comme la détection de caractéristiques cyclostationnaires nécessite une grande complexité de calcul et des informations a priori sur les signaux de l'utilisateur primaire, son utilisation pratique est également limitée. Les autres méthodes de détection du spectre présentent également divers inconvénients qui peuvent limiter considérablement leurs applications pratiques dans les environnements radio cognitifs.

I.5.4 La détection de spectre en utilisant l'AMC

En raison des inconvénients importants des techniques classiques de détection du spectre pour les systèmes de radiocommunication cognitifs, l'attention des chercheurs au cours des dernières années a été attirée sur l'utilisation de l'AMC [21] [22].

Cette technique permet aux dispositifs radio cognitifs de détecter les signaux radio primaires de manière à surmonter les inconvénients des méthodes conventionnelles et à améliorer les performances globales du système radio cognitif. Elle est basée sur le fait que tous les utilisateurs primaires utilisent un type de modulation ou un autre pour la transmission sur le canal de fréquence. Par conséquent, la détection de tout

TABLE I.2: Avantages et inconvénients des techniques de détection de spectre conventionnelles [23]

Techniques	Avantages	Inconvénients
Détection d'Énergie (ED)	<ul style="list-style-type: none"> -Ne nécessite aucune information a priori sur le signau des PUs. -Nécessite une faible complexité de calcul. - Peut être utilisé pour détecter des signaux à large bande. 	<ul style="list-style-type: none"> -Mauvaise performances dans les environnements à faible SNR.
Détection par Filtrage Adapté (MFD)	<ul style="list-style-type: none"> -Il s'agit de la méthode optimale de détection du spectre optimise le SNR du signal reçu. -Nécessite un temps de détection plus court pour obtenir une performance donnée par rapport à d'autres méthodes de détection. 	<ul style="list-style-type: none"> -Nécessite des informations a priori sur les signaux des PUs pour bien fonctionner, telles que le type de modulation et la forme des impulsions.
Détection des Caractéristiques Cyclostationnaires (CFD)	<ul style="list-style-type: none"> -Peut faire la distinction entre l'utilisateur et le bruit. -Bonnes performances dans les environnements à faible SNR. -Capable d'estimer avec précision la fréquence porteuse et le débit de symboles. 	<ul style="list-style-type: none"> -Nécessite une grande complexité de calcul. -Nécessite des informations a priori sur les signaux des PUs pour bien fonctionner, telle que la fréquence cyclique des signaux des PUs.
Détection à Base de Covariance (CBD)	<ul style="list-style-type: none"> -Ne nécessite aucune information a priori sur les signaux des PUs. -Technique efficace pour détecter les signaux à large bande. 	<ul style="list-style-type: none"> -Nécessite une grande complexité de calcul. -Des taux d'échantillonnage élevés peuvent être nécessaire pour caractériser la totalité de la bande passante.
Détection par Acquisition Comprimée (CSD)	<ul style="list-style-type: none"> -Complexité de calcul raisonabl. -Technique efficace pour détecter les signaux à large bande. 	<ul style="list-style-type: none"> -Il peut ne pas être en mesure de détecter correctement les signaux. PUs faibles.

type de modulation serait suffisante pour garantir l'existence du signal de l'utilisateur primaire dans le canal de fréquence [23]. Ainsi, s'il y a détection d'un schéma de modulation lors de l'application de cette technique, le canal de fréquence sera noté en tant que canal occupé et par conséquent non sécurisé pour être utilisé par un utilisateur secondaire ; sinon, il sera noté comme canal libre et, par conséquent, sans danger pour un utilisateur secondaire.

En utilisant la classification de type de modulation pour détecter et identifier le spectre, de nombreux autres avantages peuvent également être obtenus, tels que [24] [25] :

- Les utilisateurs secondaires pourront régler leurs paramètres de transmission en fonction des types de modulation utilisés pour la transmission sur les canaux adjacents, de sorte que le brouillage puisse être maintenu à des niveaux non préjudiciables.
- Les réseaux de radio cognitifs peuvent être protégés contre d'éventuelles attaques contre la sécurité susceptibles d'affecter gravement leurs performances. En raison du manque d'informations globales sur l'utilisation du spectre, les réseaux de radiocommunication cognitifs sont susceptibles de faire l'objet de diverses attaques contre la sécurité. Cependant, lorsque l'utilisateur radio cognitif analyse les caractéristiques des signaux primaires pour la détection du spectre, son identité peut être vérifiée et les effets de ces attaques de sécurité peuvent être fortement atténués.

Pour évaluer les performances des méthodes de détection de spectre utilisant la classification de type de modulation, la probabilité moyenne d'une classification correcte P_{CC} est généralement mesurée. Soit $P(m_i|m_i)$ la probabilité de classification correcte pour le schéma de modulation m_i ; P_{CC} peut être donnée par :

$$P_{cc} = \sum_{i=1}^m P(m_i|m_i)P(m_i) \quad (\text{I.11})$$

Où m est le nombre total de types de modulation considérés, et $P(m_i)$ est la probabilité de transmission du schéma de modulation m_i .

Une méthode de détection du spectre souhaitable pour les systèmes de radiocommunication cognitifs utilisant la classification de modulation devrait pouvoir donner une probabilité élevée de classification correcte, en particulier dans les régions à faible SNR, tout en présentant une faible complexité de calcul.

I.5.5 La Communication Coopérative dans la Radio Cognitive

Les performances de la détection du spectre sont limitées par l'incertitude liée au bruit, l'effet de masquage et à l'évanouissement dû aux trajets multiples. En effet, l'un des problèmes les plus difficiles en matière de détection du spectre est le problème du terminal caché, qui se produit lorsque le l'utilisateur secondaire est masqué ou dans un évanouissement important par trajets multiples. Dans ce cas, il ne peut détecter de manière fiable la présence de l'utilisateur principal en raison du très faible SNR du signal reçu. L'utilisateur secondaire peut alors supposer que la bande de fréquence observée est vacante et commence à accéder à cette bande sans s'apercevoir de la présence de l'utilisateur primaire.

La communication coopérative est une solution émergente et puissante capable de surmonter les limites des systèmes sans-fil. L'idée de base de la transmission coopérative repose sur l'observation selon laquelle, dans un environnement sans-fil, le signal transmis ou diffusé par un nœud source vers un nœud de destination utilisant chacun une seule antenne est également reçu par d'autres terminaux. Ces terminaux peuvent jouer le rôle de relais en traitant et en retransmettant les signaux qu'ils reçoivent. La destination combine ensuite les signaux provenant de la source et des partenaires, créant ainsi une diversité spatiale en tirant parti des multiples réceptions des mêmes données aux différents terminaux et voies de transmission. En permettant à plusieurs utilisateurs de radios cognitives de coopérer dans la détection du spectre, le problème de terminal caché peut être résolu et les performances de détection du système radio cognitif seront améliorées.

I.6 Conclusion

Dans la première partie de ce chapitre, nous avons introduit le schéma fondamental d'une communication numérique, en expliquant brièvement chacune de ses parties. Ensuite, nous avons présenté quelques notions fondamentales sur les techniques de modulation numérique, suivies des modèles mathématiques des canaux sans-fil les plus couramment utilisés.

La deuxième partie de ce chapitre a été consacré à la radio cognitive, le problème de la détection de spectre a été formulé et diverses techniques de détection ont été énumérées en présentant leurs avantages et inconvénients. Pour palier à ces problèmes, la détection automatique de type de modulation a été présentée comme une nouvelle technique permettant d'améliorer les performances des réseaux cognitifs. Enfin, nous avons parlé de l'utilité de la diversité coopérative pour faire face aux effets indésirables des canaux sans-fil.

Dans ce qui suit, nous nous intéresserons plus particulièrement aux systèmes de communication coopératifs, et aux techniques de détection automatique de type de modulation.

Chapitre II

Systeme de communication coopérative

II.1 Introduction

Les systèmes MIMO (Multiple Input Multiple Output) sont devenus essentiels dans les standards de la communication sans fil voir IEEE 802.11n et IEEE 802.11ac (Wi-Fi), HSPA+ (3G), WiMAX et Long Term Evolution (4G) [26] [27]. Les systèmes de communication MIMO ordinaire aussi connu par Point-to-point MIMO nécessite que l'émetteur et le récepteur soient équipés de plusieurs antennes [26], ceci représente une contrainte pour la plupart des appareils sans fil à cause du coût et des limitations dans le matériel, par exemple la séparation entre les antennes sur les appareils mobiles est insuffisante pour obtenir une amélioration significative des performances [27].

Pour pallier à ce problème, la communication coopérative est introduite. Cette technologie utilise plusieurs antennes distribuées sur différentes stations radios qui coopèrent entre elles pour former un réseau d'antennes virtuel [26] [28]. En utilisant la coopération, il est possible d'exploiter la diversité spatiale des systèmes MIMO ordinaires et d'effectuer un gain proche du gain théorique de ces derniers [29]. Les systèmes de communications coopératives présentent d'autres avantages comme l'amélioration des capacités et de l'étendue de la couverture du réseau sans-fil [26] [29].

II.2 Principe de fonctionnement :

Un système de communication coopérative est composé principalement de trois types de station : une source, une destination et d'un ou plusieurs relais [26]. Ces derniers coopèrent conjointement avec la source pour transmettre le signal vers la destination comme le montrent les figures II.1 et II.2.

Le principe de la communication coopérative est d'envoyer le même signal vers la destination mais selon différents chemins à travers des relais.

Nous supposons que toutes les stations sont équipées d'une seule antenne pour la transmission et la réception et qu'elles fonctionnent en Half-duplex, c'est-à-dire les stations ne peuvent pas transmettre et recevoir simultanément.

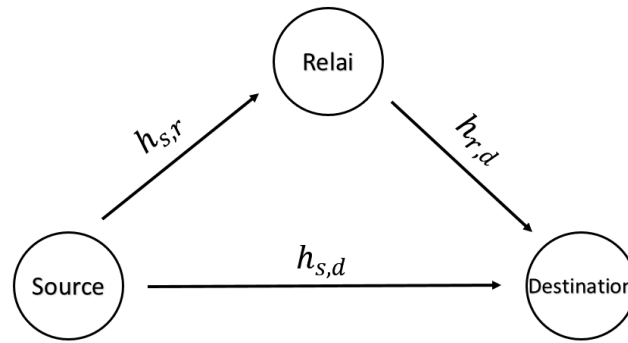


FIGURE II.1: Système coopératif avec un seul relais

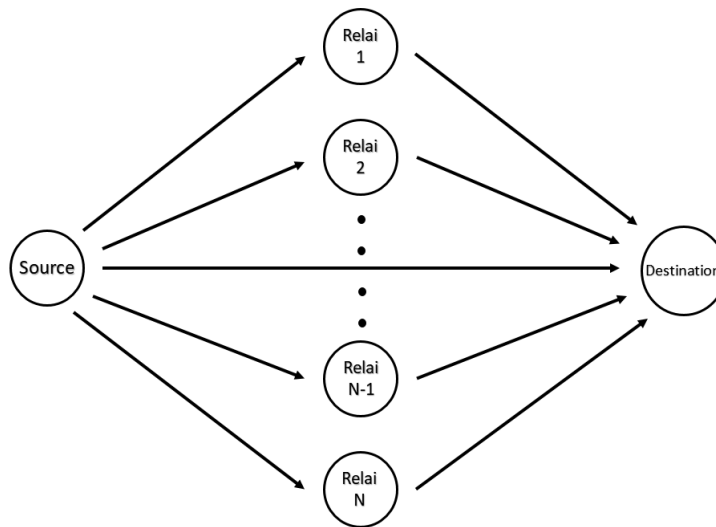


FIGURE II.2: Système coopératif avec N relais

Il existe plusieurs modes de transmission pour les systèmes de communication coopérative parmi lesquelles nous citons les trois modes les plus considérés dans les travaux effectués dans ce domaine fondés sur la technique TDMA [30] [31].

Afin d'évaluer ces trois modes TDMA, nous introduisons les deux notions suivantes [30] :

- **Degré de transmission (Broadcasting degree)** : est donné par le nombre de stations qui écoutent la source simultanément (durant le même Time-Slot). Il vaut 2 quand la destination et le relais écoutent la source durant le même Time-Slot, 1 quand seule la destination (ou D) écoute la source.
- **Collision à la réception (Receive collision)** : Est maximum quand la destination reçoit des informations de la source et du relais simultanément.

II.2.1 Mode I

Les étapes de transmission de ce mode sont illustré dans la figure II.3. Durant le premier Time-Slot, la station source transmet le signal vers la destination et les relais simultanément, ensuite les relais et la station transmettent le signal vers la destination pendant le deuxième Time-Slot. Ce mode réalise le maximum de degré de transmission et de collision à la réception.

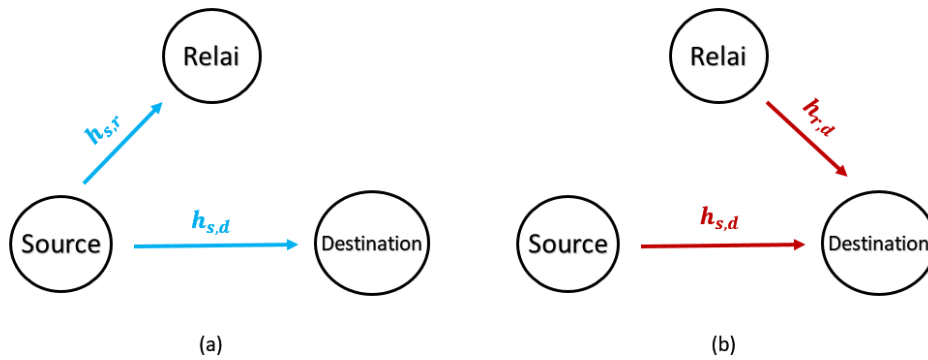


FIGURE II.3: Mode I : (a) premier Time-Slot (b) deuxième Time-Slot

II.2.2 Mode II

La figure II.4 illustre les étapes de transmission de ce mode. La source transmet simultanément le signal vers la destination et les relais durant le premier Time-Slot, et au deuxième Time-Slot, seuls les relais transmettent le signal vers la destination. Le mode II réalise le maximum de degré de transmission et aucune collision à la réception.

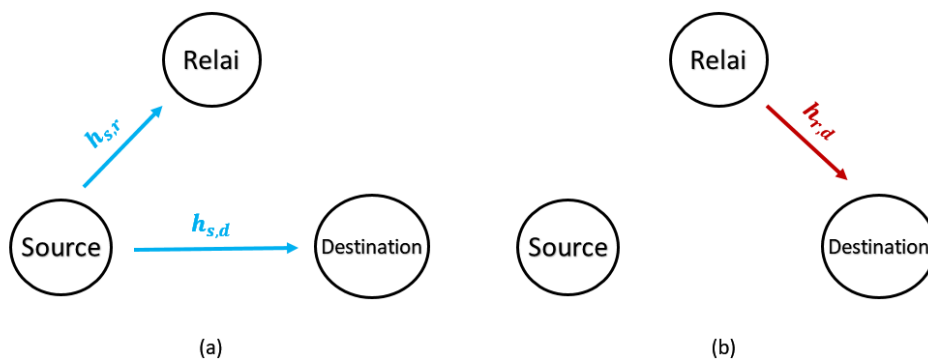


FIGURE II.4: Mode II : (a) premier Time-Slot (b) deuxième Time-Slot

II.2.3 Mode III

Dans ce mode III illustré dans la figure II.5, le premier Time-Slot est utilisé par la source pour transmettre le signal vers les relais seulement, ensuite les relais et la source transmettent le signal vers la destination durant le deuxième Time-Slot. Ce mode a 1 comme degré de transmission et réalise une collision à la réception.

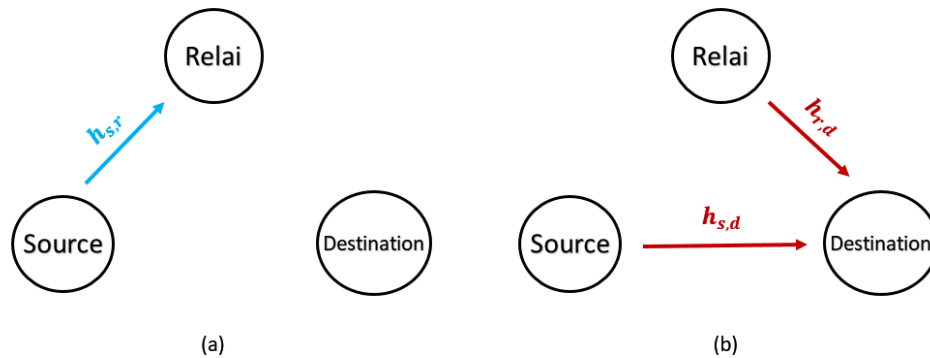


FIGURE II.5: Mode III : (a) premier Time-Slot (b) deuxième Time-Slot

Le tableau II.1 résume les trois modes TDMA que nous avons cité ci-dessus.

TABLE II.1: Les modes de transmission TDMA

Time-slot / Mode	Mode I	Mode II	Mode III
1	$S \rightarrow D,R$	$S \rightarrow D,R$	$S \rightarrow R$
2	$S \rightarrow D,R \rightarrow D$	$R \rightarrow D$	$S \rightarrow D,R \rightarrow D$
Degré de transmission	2	2	1
Receive Collision	Max	-	Max

Il faut noter que seulement dans le mode II, la source transmet pendant un seul Time-Slot (le premier), ce qui rend ce mode le meilleur en terme de consommation d'énergie.

Un des majeurs avantages de l'utilisation des systèmes coopératifs dans les communications sans-fil est la présence permanente de la communication entre la source et la destination même dans le cas où la liaison directe est défavorable. Par exemple, dans le cas où la distance entre ces deux derniers est très grande, ceci engendra une absorption du signal à cause de l'atténuation ou dans le cas d'une présence d'un obstacle entre la source et la destination aussi connu par NLOS.

II.3 Protocole de transmission

Dans les systèmes de communication coopérative, il existe plusieurs protocoles de transmission au niveau des relais. Ces protocoles décrivent le traitement appliqué sur les données reçues de la source avant transmission vers la destination.

Nous considérons dans notre travail les deux protocoles de transmission les plus utilisés dans la littérature et qui sont le *Amplify and Forward* (AAF) et le *Decode and Forward* (DAF) [29] [32] [28].

Nous précisons que nous avons opté pour le mode II afin de présenter ces deux protocoles [30]. Nous donnons les expressions (II.1) et (II.2) des signaux reçus au niveau de la source et des relais respectivement après le premier Time-Slot [32].

$$y_{s,r}[n] = \sqrt{P_s} \cdot h_{s,r} \cdot x_s[n] + n_{s,r} \quad (\text{II.1})$$

$$y_{s,d}[n] = \sqrt{P_s} \cdot h_{s,d} \cdot x_s[n] + n_{s,d} \quad (\text{II.2})$$

Où P_s représente la puissance de transmission de la source, $x_s[n]$ est le symbole transmis par la source, les coefficients $h_{s,d}$ et $h_{s,r}$ représentent les effets des canaux source-destination et source-relais respectivement et $n_{s,d}$ et $n_{s,r}$ sont des bruits additifs de moyenne nulle et une variance σ^2 .

II.3.1 Protocole de transmission AAF

Ce protocole consiste à amplifier le signal reçu au niveau du relais à cause des atténuations qu'il a subi durant sa propagation, ensuite le signal est retransmis vers la destination comme la figure II.6 le montre [30].

Durant la première phase : le signal est transmis par la source vers les relais et la destination. Cette opération est déjà donnée par les équations (II.1) (II.2).

En supposant que nous arrivons à avoir une estimation complète des paramètres du canal source-relais au niveau du relais (CSI) [29]. Le signal reçu sera amplifié bloc par bloc, et le facteur d'amplification β est calculé pour chaque bloc comme suit :

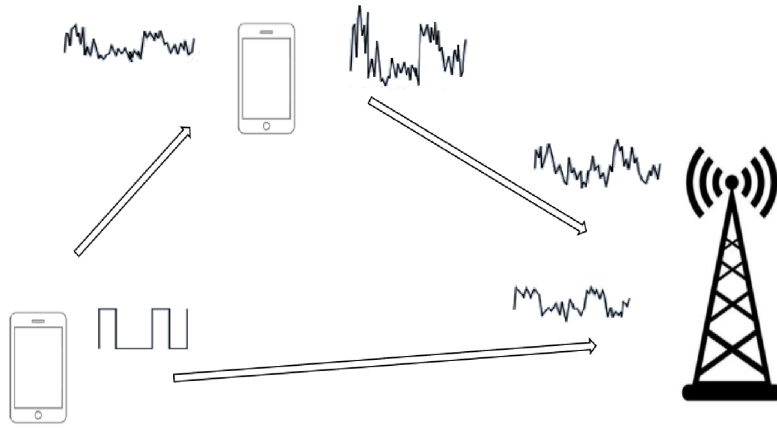


FIGURE II.6: Le protocole AAF

D'abord nous précisons que la puissance du signal reçu est donnée par :

$$E(|y_r|^2) = E(P_s |h_{s,r}|^2) \cdot E(|x_s|^2) + E(|n_{s,r}|^2) = |h_{s,r}|^2 \cdot P_s + 2\sigma_{s,r}^2 \quad (\text{II.3})$$

Pour transmettre le signal vers la destination avec la même puissance que la source, le facteur d'amplification du relais doit être :

$$\beta = \sqrt{\frac{P_r}{|h_{s,r}|^2 \cdot P_s + 2\sigma_{s,r}^2}} \quad (\text{II.4})$$

Le signal reçu au niveau de la destination provenant d'un relais est donné par :

$$y_{r,d}[n] = \beta \cdot h_{r,d} \cdot y_{s,r}[n] + n_{r,d} \quad (\text{II.5})$$

En remplaçant (II.2) dans (II.5), nous obtenons :

$$\begin{aligned} y_{r,d}[n] &= \beta \cdot h_{r,d} \cdot \left(\sqrt{P_s} \cdot h_{s,r} \cdot x_s[n] + n_{s,r} \right) \\ &= \beta \cdot \sqrt{P_s} \cdot h_{r,d} \cdot h_{s,r} \cdot x_s[n] + \beta \cdot h_{r,d} \cdot n_{s,r} + n_{r,d} \end{aligned} \quad (\text{II.6})$$

Où P_r représente la puissance de transmission du relais, le coefficient $h_{r,d}$ représente l'effet du canal relais-destination et $n_{r,d}$ est un bruit additif de moyenne nulle et une variance σ^2 .

Le protocole AAF est considéré comme le plus simple des protocoles. Il est souvent utilisé au niveau des relais qui ont une capacité de traitement de données limitée et/ou une faible puissance disponible au niveau du relais. L'inconvénient principal de ce protocole est que le bruit dans le signal est aussi amplifié.

II.3.2 Le protocole DAF

Le protocole DAF consiste à décoder le signal reçu au niveau du relais puis le coder une deuxième fois, ensuite le transmettre vers la destination [30]. De cette façon, le signal transmit du relais vers la destination ne contiendra pas de bruit amplifié comme dans le cas du protocole AAF.

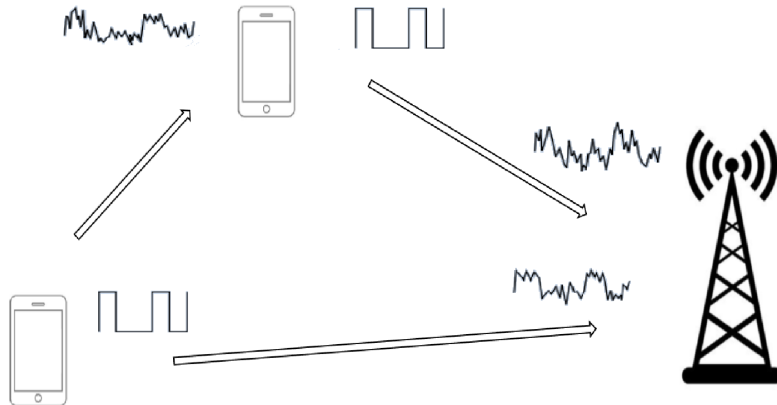


FIGURE II.7: Le protocole DAF

Le signal transmis par le relais vers la destination durant le deuxième Time-Slot est donné par l'équation (II.7).

$$y_{r,d}[n] = \sqrt{P_r} \cdot h_{r,d} \cdot \hat{x}_s[n] + n_{r,d} \quad (\text{II.7})$$

Où $\hat{x}_s[n]$ est l'estimation du symbole reçu au niveau du relais.

Il existe deux implémentations du protocole DAF, la première consiste à reconstruire le message original complètement, ce qui est coûteux en terme de traitement et de temps de calcul mais présente plusieurs avantages, surtout dans le cas où le message

d'origine contient un code correcteur d'erreurs qui sert à corriger les bits erronés [29], ou si le message contient des bits de parité qui permettent de détecter seulement la présence des erreurs .

Dans certaines situations, il n'est pas possible de décoder le message source complètement, par exemple quand le retard supplémentaire causé par le décodage complet du message n'est pas toléré, ou quand le message de la source est codé d'une façon protégée. Dans ces cas, une deuxième implémentations de la DAF est utilisée, elle consiste à seulement décoder le signal reçu symbole par symbole puis les transmettre sans aucune correction d'erreurs ni vérification de présence d'erreur [29].

Avec le développement des systèmes de communication sans fil, le protocole DAF devient de plus en plus préférable vu que la capacité de traitement des données au niveau des relais augmente et la taille des processeurs diminue. Ces améliorations offrent une vitesse supérieure de traitement, donc moins de retard supplémentaire et une consommation inférieure d'énergie par ces derniers.

II.4 Méthode de combinaison

Au niveau de la destination, dans les systèmes de communication coopérative, la station reçoit plusieurs transmissions (de la source et des relais) du même signal transmit par la source. Une combinaison de ces signaux reçus est nécessaire avant de récupérer le message transmis. Il existe plusieurs méthodes de combinaison différentes, parmi ces méthodes, nous avons choisis cinq méthodes que nous détaillons plus ci-dessous.

II.4.1 Méthode de combinaison ERC :

Cette méthode de combinaison est la plus simple, elle est utilisée quand l'information du canal ne peut être estimée ou quand le temps de calcul est crucial. Elle est réalisée par une addition des signaux reçus comme suit [29] :

$$y_d[n] = \sum_{i=0}^k y_{i,d}[n] \quad (\text{II.8})$$

Pour un système constitué d'un seul relais, l'équation (II.8) se simplifie comme suit :

$$y_d[n] = y_{s,d}[n] + y_{r,d}[n] \quad (\text{II.9})$$

Les performances de cette méthode de combinaison ne sont pas aussi bonnes vu qu'aucune information sur le canal ni aucun traitement n'est appliqué sur les signaux reçus.

II.4.2 Méthode de combinaison FRC :

La méthode de combinaison FRC consiste à affecter un poids constant à chaque signal reçu , ensuite faire la somme de tous ces signaux pondérés [29]. L'équation qui correspond à cette méthode de combinaison est la suivante :

$$y_d[n] = \sum_{i=0}^k d_{i,d}[n] \cdot y_{i,d}[n] \quad (\text{II.10})$$

Dans le cas où le système n'utilise qu'un seul relais, l'équation (II.10) devient :

$$y_d[n] = d_{s,d}[n] \cdot y_{s,d}[n] + d_{r,d}[n] \cdot y_{r,d}[n] \quad (\text{II.11})$$

Cette pondération doit représenter la qualité moyenne du canal, donc elle ne doit pas prendre en considération l'influence temporaire des phénomènes comme l'évanouissement sur le canal. Elle prend en compte l'influence des paramètres qui changeront la qualité moyenne du canal, comme la distance entre les stations ou le protocole utilisé au niveau des relais.

Les performances de cette méthode sont largement meilleures que celles de la méthode ERC, et le calcul de ces pondérations ne nécessite pas une grande capacité de traitement.

II.4.3 Méthode de combinaison SNRC :

La méthode de combinaison SNRC utilise comme pondérations des signaux reçus le rapport signal sur bruit (SNR) du canal correspondant [29]. L'expression de cette

méthode de combinaison est donnée par :

$$y_d[n] = \sum_{i=0}^k SNR_i \cdot y_{i,d}[n] \quad (\text{II.12})$$

Dans le cas d'un système qui utilise un seul relais, l'équation (II.12) devient :

$$y_d[n] = SNR_{s,d} \cdot y_{s,d}[n] + SNR_{s,r,d} \cdot y_{r,d}[n] \quad (\text{II.13})$$

Les SNRs d'un système qui utilise le protocole AAF au niveau du relais ($SNR_{s,d}$ et $SNR_{s,r,d}$) peuvent être estimés en envoyant une séquence de symboles connus à travers le canal correspondant [29].

Dans le cas où le relais utilise le protocole DAF, la destination ne peut avoir que l'estimation du canal entre le relais et la destination. Pour cette raison, le relais rajoute à la trame des données une séquence supplémentaire qui contient l'information du canal entre la source et le relais, de cette façon le $SNR_{s,r,d}$ est aussi estimé au niveau de la destination [29].

Dans les deux cas, une séquence supplémentaire est envoyée afin d'estimer la qualité du canal, ceci implique une légère perte dans la bande passante.

Les performances de cette méthode de combinaison sont meilleures que les deux méthodes citées ci-dessus. Mais elle nécessite une bonne estimation de la qualité des canaux, une capacité de traitement plus importante au niveau de la destination et cause une légère perte en matière de bande passante.

II.4.4 Méthode de combinaison ESNRC :

La méthode de combinaison ESNRC est inspirée de la méthode SNRC. Elle nécessite une estimation approximative de la qualité des canaux, puis ignorer le signal reçu d'un canal quand le signal reçu de l'autre canal a une meilleure qualité. Dans le cas où les canaux ont plus ou moins la même qualité, les deux signaux sont tout simplement additionnés [29].

Pour un système constitué d'un seul relais, cette méthode peut être exprimée de la

façon suivante :

$$y_d[n] = \begin{cases} y_{s,d}[n] & \text{si } SNR_{s,d} / SNR_{s,r,d} \geq 10; \\ y_{s,d}[n] + y_{s,r,d}[n] & \text{si } 0.1 < SNR_{s,d} / SNR_{s,r,d} < 10; \\ y_{s,r,d}[n] & \text{si } SNR_{s,d} / SNR_{s,r,d} \leq 0.1. \end{cases} \quad (\text{II.14})$$

Les performances de cette méthode sont intéressantes comparant à la méthode SNRC vu qu'elle ne nécessite pas une grande capacité de traitement au niveau de la destination par rapport à cette dernière.

II.4.5 Méthode de combinaison MRC :

La méthode de combinaison MRC consiste à multiplier chaque signal reçu par le conjugué du gain de canal h correspondant [29] [32]. La MRC est exprimée comme suit :

$$y_d[n] = \sum_{i=0}^k h_{i,d}^*[n] \cdot y_{i,d}[n] \quad (\text{II.15})$$

Pour un système constitué d'un seul relais qui utilise le protocole AAF, l'équation (II.15) s'écrit :

$$y_d[n] = h_{s,d}^*[n] \cdot y_{s,d}[n] + (h_{r,d}[n] \cdot h_{s,r}[n])^* \cdot y_{r,d}[n] \quad (\text{II.16})$$

D'après l'équation (II.16) , le relais doit fournir le gain du canal source-relais à la destination pour que la méthode MRC soit appliquée.

Pour un système constitué d'un seul relais qui utilise le protocole DAF, l'équation (II.15) s'écrit comme suit :

$$y_d[n] = h_{s,d}^*[n] \cdot y_{s,d}[n] + h_{r,d}^*[n] \cdot y_{r,d}[n] \quad (\text{II.17})$$

D'après l'équation (II.17) et selon le principe de fonctionnement du protocole DAF, le relais ne doit fournir aucune information sur le canal source-relais vu que le relais décode le signal reçu de la source avant de le coder une deuxième fois et le transmettre

vers la destination. Il est recommandé d'utiliser un code correcteur d'erreurs pour obtenir les meilleurs résultats possibles avec cette méthode.

La méthode MRC donne les meilleures performances possibles, mais elle nécessite une connaissance parfaite des paramètres des canaux (atténuations et déphasages), ceci requiert une grande capacité de traitement au niveau de la destination.

II.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons introduit les systèmes de communications coopérative et les avantages qu'ils apportent dans les communications sans-fil.

Ensuite, nous avons expliqué le principe de fonctionnement de ces systèmes en se basant sur la technique TDMA. Nous avons notamment présenté deux protocoles de transmission coopérative AAF et DAF utilisés au niveau des relais.

Enfin, nous avons présenté les méthodes de combinaison utilisées au niveau du récepteur afin de combiner les signaux reçus des différentes stations (source, relais). La ERC qui consiste à seulement additionner ces signaux, la FRC qui affecte à chaque signal un poids avant de les combiner et les méthodes SNRC, ESNRC et MRC qui sont plus robustes mais nécessitent une bonne estimation de la qualité canaux de transmission au niveau du récepteur.

Chapitre III

La Classification Automatique de type de Modulation (AMC)

III.1 Introduction

La classification automatique de type de modulation, qui constitue une étape essentielle du processus d'interception des signaux, a suscité un intérêt considérable de la part de l'armée pour de nombreuses applications, telles que le renseignement de communication (COMINT), les mesures de soutien électronique (MES) et la surveillance du spectre. En outre, dans le contexte de la radio cognitive (CR), les développements récents et rapides de la radio logicielle (SDR) ont donné plus d'importance à l'identification de la modulation dans les applications civiles. La reconnaissance de modulation détecte le type de modulation des signaux reçus, garantissant une démodulation correcte des signaux.

Dans les applications militaires, les modulations peuvent constituer un autre niveau de cryptage, empêchant les destinataires de récupérer le message sans connaître le type de modulation. D'autre part, si l'on souhaite récupérer le message d'un morceau de signal de communication intercepté et éventuellement adverse, un classifieur de modulation est nécessaire pour déterminer le type de modulation utilisé par l'émetteur. Outre la récupération du message transmis, la classification de modulation est également utile pour identifier l'unité de transmission pour générer des signaux de brouillage avec des modulations correspondantes. Le processus était initialement mis en œuvre manuellement avec des ingénieurs des signaux expérimentés, puis automatisé avec des systèmes de classification de type modulation automatiques afin d'étendre la gamme de modulations utilisables et d'améliorer les performances globales de classification.

Dans les applications civiles modernes, contrairement aux systèmes de communication beaucoup plus anciens, un émetteur de signaux peut utiliser plusieurs types de modulation pour contrôler le débit binaire, contrôler l'utilisation de la bande passante et garantir l'intégrité du message. Bien que le groupe de type de modulation soit connu à la fois pour les extrémités d'émission et de réception, la sélection du type de modulation est adaptative et peut ne pas être connue du côté de la réception. Par conséquent, un mécanisme de classification automatique de type de modulation est

nécessaire pour que le destinataire puisse sélectionner la bonne approche de démodulation afin de garantir la récupération du message.

III.2 Cadre général

La conception de l'AMC comprend essentiellement deux étapes ; prétraitement du signal et sélection appropriée de l'algorithme de classification. Les tâches de prétraitement peuvent inclure, sans toutefois s'y limiter, la réduction du bruit, l'estimation, l'égalisation et le contrôle de la puissance, etc. Selon l'algorithme de classification choisi à la deuxième étape, des tâches de prétraitement avec différents niveaux de précision sont nécessaires ; certaines méthodes de classification nécessitent des estimations précises, tandis que d'autres sont moins sensibles aux paramètres de signal inconnus.

La figure III.1 présente un schéma synoptique simplifié d'un CR qui inclut la fonction AMC.

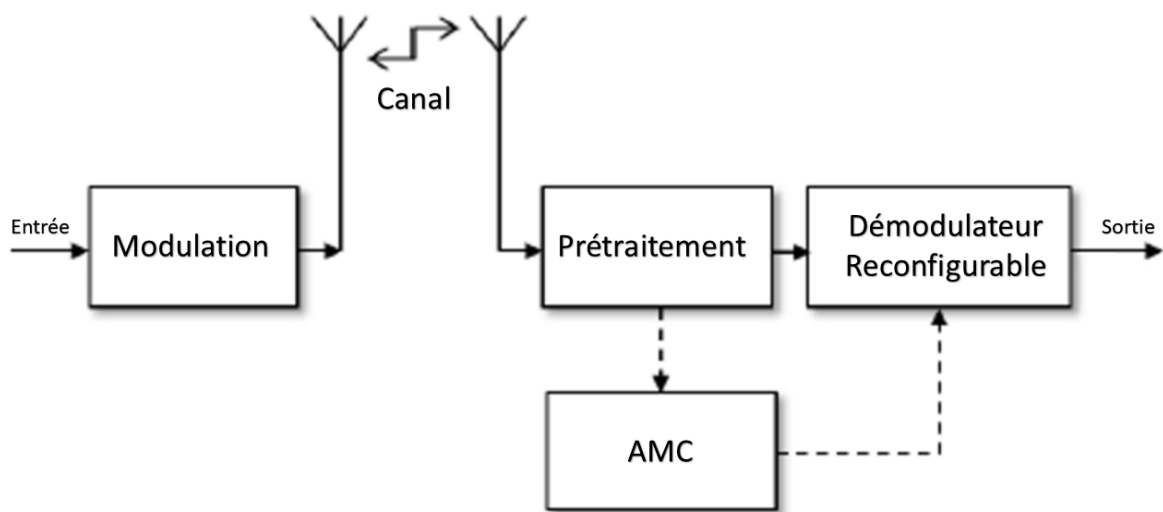


FIGURE III.1: Modèle générique d'un système AMC

Un signal avec des paramètres inconnus est transmis en RF, dont le schéma de modulation est également inconnu du côté du récepteur. Ce signal transmis est altéré par les fluctuations du canal et le bruit. Le signal en bande de base prétraité est fourni à l'unité AMC, le schéma de modulation d'une trame de données transmise est reconnu et le démodulateur configuré par logiciel reçoit l'ordre d'ajuster le programme

de démodulation en conséquence. Si le traitement AMC est suffisamment rapide, le démodulateur configuré par logiciel peut s'adapter au changement de schéma et démoduler le signal entrant en temps réel. Parmi les principaux critères déterminant la qualité d'un AMC, nous citons :

- Capacité de classer autant de types de modulation que possible.
- Flexibilité d'extension pour s'adapter aux nouveaux schémas de modulation.
- Haute précision de la classification par rapport aux différents niveaux de SNR.
- Robuste à diverses conditions de canal
- Moins de complexité et efficacité de calcul

III.3 Principales approches de la reconnaissance de modulation

Un grand nombre de méthodes de classification de type de modulation ont été développées. Selon [33], elles ont traditionnellement été regroupées en deux grandes catégories, les méthodes basées sur la vraisemblance LB (*Likelihood-Based*), et celles basées sur les caractéristiques FB (*Features-Based*).

Les classifieurs basés sur la vraisemblance forment le processus de reconnaissance de la modulation sous la forme de problèmes de test d'hypothèses multiples, dans lesquels chaque schéma de modulation est représenté par une hypothèse. L'intérêt pour les classifieurs LB est motivé par l'optimalité de sa précision de classification lorsque le modèle et les paramètres du canal sont parfaitement connus des classifieurs.

Les méthodes basées sur les caractéristiques forment le groupe le plus large des algorithmes de classification de modulation. Ces groupes d'algorithmes utilisent des caractéristiques du signal telles les statistiques de d'ordre supérieur (moments, cumulants) [34], caractéristiques cyclo-stationnaires [35], Transformée en ondelettes (WT) [36], caractéristiques spectrales [37], etc... Ces caractéristiques permettent de

distinguer les différents types de modulation.

Bien que les approches LB puissent aboutir à la solution optimale, les approches FB sont généralement préférées en raison de leur faible complexité et de leurs performances satisfaisantes.

III.3.1 Les classifieurs basés sur la vraisemblance

L'approche commune d'un classifieur LB comprend deux étapes. Dans la première étape, la vraisemblance est évaluée pour chaque hypothèse de modulation avec des échantillons de signal observés. Dans la deuxième étape, les probabilités des différentes hypothèses de modulation sont comparées pour conclure la décision de classification.

En fonction de la manière dont les paramètres et les données inconnus sont traités dans le calcul de la fonction de vraisemblance, les algorithmes basés sur ML peuvent être divisés en trois catégories principales :

- Tests de ratio de vraisemblance moyenne (ALRT)
- Tests de ratio de vraisemblance généralisée (GLRT)
- Tests de ratio de vraisemblance hybride (HLRT)

III.3.1.1 Tests de ratio de vraisemblance moyenne (ALRT)

Dans ALRT, les quantités inconnues du signal telles que la constellation de signal et la puissance de bruit sont traitées comme des variables aléatoires. La fonction de densité de probabilité (PDF) du signal reçu est calculée en faisant la moyenne de ces variables aléatoires en supposant que leur distribution soit connue. Cette méthode conduit à la meilleure précision de classification si cette hypothèse est exacte.

III.3.1.2 Test de ratio de vraisemblance généralisé (GLRT)

En revanche, pour la GLRT, la PDF du signal reçu est calculé en utilisant l'estimation de vraisemblance maximale (MLE) des valeurs inconnues, où elles sont traitées

comme des variables déterministes. Tandis que ALRT nécessite des calculs lourds, en particulier lorsque le nombre de variables aléatoires augmente, GLRT est moins complexe, mais présente un inconvénient lorsqu'elle est utilisée pour classer des constellations de signaux imbriquées telles que (16-QAM et 64-QAM), ce qui entraîne une classification incorrecte [38].

III.3.1.3 Test de ratio de vraisemblance hybride (HLRT)

HLRT traite les paramètres inconnus en tant que variables aléatoires ou déterministes, et traite les données en tant que variables aléatoires afin d'éliminer le problème de constellation de signaux imbriqués du GLRT. Avec les estimations ML des paramètres, HLRT est également complexe à mettre en œuvre [39].

En général, l'approche LB est sensible aux inadéquations des modèles, tel que le décalage temporel et les performances d'identification peuvent se dégrader de manière significative en raison de telles imperfections.

III.3.2 Les classifieurs basés sur l'extraction des caractéristiques

Dans les approches basées sur les caractéristiques (FB), le type de modulation est identifié à l'aide d'un processus en deux étapes. Premièrement, des caractéristiques représentatives sont utilisées pour représenter le signal reçu au lieu de traiter le signal comme un flux de symboles. Ensuite, les caractéristiques sélectionnées sont utilisées par un classifieur d'apprentissage automatique afin de prendre une décision concernant la classe de modulation. Les méthodes d'extraction de caractéristiques sont plus simples à mettre en œuvre et peuvent conduire à des solutions sous-optimales par rapport à l'approche basée sur la vraisemblance. L'efficacité de cette approche dépend de la puissance de classification des caractéristiques sélectionnées et de la simplicité des classifieurs appliqués. Nous consacrerons cette section pour énumérer certaines des caractéristiques bien connues de la classification de modulation.

III.3.2.1 Caractéristiques spectrales

Ces caractéristiques exploitent les caractères spectraux uniques de différentes modulations de signal sous trois aspects essentiels : l'amplitude, la phase et la fréquence. Dans [37], Azouz et al ont proposé neuf caractéristiques pour la reconnaissance de modulations analogiques et numériques classiques . Ces caractéristiques sont dérivées de la densité spectrale de puissance, de l'amplitude instantanée, de la fréquence instantanée et de la phase du signal. Ces caractéristiques sont résumées dans le tableau III.1

III.3.2.2 La transformée en ondelettes

La transformation en ondelettes continue du signal reçu $r(t)$ est définie par :

$$CWT(a, \tau) = \int_{-\infty}^{+\infty} r(t) \Psi_{a,\tau}^* dt \quad (\text{III.1})$$

Parmi les différentes fonctions d'ondelettes mères, à savoir Morlet, Haar et Shannon, la fonction d'ondelettes de Haar est privilégiée en raison de sa forme simple et de la commodité de son calcul. L'ondelette de Haar est donnée par :

$$\Psi(t) = \begin{cases} 1, & \text{si } 0 \leq t < \frac{T}{2} \\ -1, & \text{si } \frac{T}{2} \leq t < T \\ 0, & \text{sinon} \end{cases} \quad (\text{III.2})$$

Avec :

$$\Psi_{a,\tau}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \Psi\left(\frac{t - \tau}{a}\right) \quad (\text{III.3})$$

La technique de transformation en ondelettes (WT) du signal peut analyser efficacement les formes d'onde avec des discontinuités et des pics nets. En outre, le WT peut être calculé à l'aide d'algorithmes rapides et efficaces, un fait important pour la mise en œuvre d'un algorithme en temps réel. Cependant, peu de formes d'onde réelles présentent des discontinuités aussi marquées, à l'exception de la période des symboles et des temps de changement de phase. L'estimation de ces points de synchronisation rend la technique difficile à mettre en œuvre. De plus, la sélection du type de WT

TABLE III.1: Caractéristiques spectrales proposées dans [37]

Caractéristiques	Description
γ_{\max}	La valeur maximale de la densité spectrale de puissance de l'amplitude instantanée normalisée et centrée du signal reçu.
σ_{ap}	L'écart type de la valeur absolue de la composante non linéaire de la phase instantanée.
σ_{dp}	L'écart type de la composante non linéaire de la phase instantanée directe
P	La symétrie du spectre autour de la fréquence porteuse.
σ_{ap}	5. L'écart type de la valeur absolue de l'amplitude instantanée normalisée et centrée des échantillons de signal
σ_{af}	6. L'écart type de la valeur absolue de la fréquence instantanée normalisée et centrée.
σ_a	L'écart type de l'amplitude instantanée normalisée et centrée.
μ_{42}^a	Le kurtosis de l'amplitude instantanée normalisée et centrée.
μ_{42}^f	Le kurtosis de la fréquence instantanée normalisée et centrée.

approprié pour la discrimination de caractéristiques peut être un défi en fonction des formes d'onde des modulations utilisées.

Cette technique n'est pas largement représentée dans la littérature et les modulations couvertes semblent très limitées, un exemple de [40] discrimine uniquement les formes d'onde M-PSK et M-FSK.

III.3.2.3 Caractéristiques cyclo-stationnaires

Les techniques qui s'appuient sur les caractéristiques cyclo-stationnaires d'un signal peuvent être appliquées à la reconnaissance de nombreuses modulations et à des niveaux faibles de SNR avec un bruit considérable. Elles tirent parti du fait que de nombreuses formes d'onde peuvent être modélisées comme étant cyclo-stationnaires plutôt que stationnaires en raison des périodicités sous-jacentes des signaux. Pour de tels processus, leurs moyennes et leurs autocorrélations sont périodiques.

Étant donné un signal sinusoïdal $x(t)$, on dit que le signal présente des propriétés cyclo-stationnaires ou contient une périodicité d'ordre 2 si l'autocorrélation cyclique présentée dans l'équation (III.4) existe et n'est pas identique à zéro en fonction de τ , avec la fréquence $\alpha \neq 0$.

$$R_x^\alpha(\tau) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_{-T/2}^{T/2} x(t + \frac{\tau}{2}) x(t - \frac{\tau}{2}) e^{-i2\pi f \alpha t} dt \quad (\text{III.4})$$

Le spectre cyclique, qui peut être interprété comme une fonction de corrélation spectrale (SCF) est donné par la transformée de Fourier de l'autocorrélation cyclique (voir l'équation (III.5)).

$$S_x^\alpha(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} R_x^\alpha(\tau) e^{-i2\pi f \tau} d\tau \quad (\text{III.5})$$

Il est démontré que le plan SCF théorique de différents signaux de modulation sur un domaine de α et f présente des différences distinctives et peut être utilisé pour la classification des modulations de signal [41].

Cependant, l'utilisation de la SCF est limitée à certaines modulations d'ordre inférieur, elles ne conviennent pas aux modulations d'ordre supérieur. Pour cette raison, l'utilisation des cumulants cycliques pour la classification des modulations d'ordre élevé a été proposée [42].

III.3.2.4 Les statistiques d'ordre supérieur

Les Statistiques d'Ordre Supérieur à 2 (High Order Statistics), autrement dit les moments et cumulants d'ordre supérieur à 2, sont utilisées essentiellement en complément aux statistiques d'ordre 2. Elles donnent une description plus complète des données et de leurs propriétés.

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. Pour un processus aléatoire stationnaire à valeurs complexes, y , les moments d'ordre supérieur (HOM) sont définis comme suit [43] :

$$M_{pq}(y) = E[y^p(y^*)^q] \quad (\text{III.6})$$

Les moments peuvent être estimés comme suit :

$$\widehat{M}_{pq}(y) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y^p(i) y^{*q}(i) \quad (\text{III.7})$$

Où N est le nombre d'échantillons du signal y .

Les cumulants d'ordre p du signal y de moyenne nulle sont donnés par :

$$C_{pq}(y) = \underbrace{[y, \dots, y]_{(p-q) \text{ fois}}}_{(p-q) \text{ fois}}, \underbrace{[y^*, \dots, y^*]_{(q) \text{ fois}}}_{(q) \text{ fois}} \quad (\text{III.8})$$

En règle générale, les HOCs sont exprimés en fonction des moments d'ordre supérieur (HOMs) d'un signal [44]. Les relations entre certains des HOC les plus couramment utilisés et les HOM sont données par les équations suivantes :

$$C_{20} = M_{20} \tag{III.9}$$

$$C_{21} = M_{21} \tag{III.10}$$

$$C_{40} = M_{40} - 3M_{20}^2 \tag{III.11}$$

$$C_{41} = M_{40} - 3M_{20}M_{21} \tag{III.12}$$

$$C_{42} = M_{42} - |M_{20}|^2 - 2M_{21}^2 \tag{III.13}$$

$$C_{60} = M_{60} - 15M_{20}M_{40} + 30M_{20}^3 \tag{III.14}$$

$$C_{61} = M_{61} - 5M_{21}M_{40} - 10M_{20}M_{41} + 30M_{20}^2M_{21} \tag{III.15}$$

$$C_{62} = M_{62} - 6M_{20}M_{42} - 8M_{21}M_{41} - M_{22}M_{40} + 6M_{20}^2M_{22} + 24M_{21}^2M_{20} \tag{III.16}$$

$$C_{63} = M_{63} - 9M_{21}M_{42} + 12M_{21}^3 - 3M_{20}M_{43} - 3M_{22}M_{41} + 18M_{20}M_{21}M_{22} \tag{III.17}$$

Les valeurs des cumulants pour chaque type de modulation est unique et peut donc être utilisée comme caractéristique de la classification de modulation. Les valeurs théoriques du cumulant pour certains des types de modulation sont présentées dans le tableau III.2 [45].

TABLE III.2: Cumulants théorique les modulations M-PAM,M-PSK et M-QAM

Modulation	C_{20}	C_{21}	C_{40}	C_{41}	C_{42}
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
BPSK	1.0000	1.0000	-2.0000	-2.0000	-2.0000
QPSK	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

III.4 Apprentissage automatique pour la classification de modulation

L'apprentissage automatique fait référence au développement, à l'analyse et à l'implémentation de méthodes qui permettent à une machine d'évoluer grâce à un processus d'apprentissage, et ainsi de remplir des tâches qu'il est difficile ou impossible de remplir par des moyens algorithmiques plus classiques. Son objectif est d'extraire et d'exploiter automatiquement l'information présente dans un jeu de données.

Un des domaines les plus importants de l'apprentissage automatique est la reconnaissance de formes. C'est une discipline scientifique dont le but est la classification des objets en un certain nombre de catégories ou de classes. Elle peut être divisée en deux catégories principales :

- Algorithmes d'apprentissage supervisé où des données étiquetées de classes connues sont utilisées pour former le classifieur d'apprentissage automatique.
- Algorithmes d'apprentissage non supervisés dans lesquels l'identité de classe des données d'apprentissage n'est pas disponible sur le classifieur, ce qui est généralement plus difficile à résoudre.

Dans la reconnaissance de formes, l'identité des différentes classes est déterminée à partir de leurs caractéristiques distinctives. La précision de cette approche dépend du pouvoir discriminant des caractéristiques sélectionnées et de la capacité du classifieur appliqué. Comme le montre la figure III.2, tout système de reconnaissance de formes comprend généralement plusieurs étapes. Les données d'entrée sont généralement des données brutes telles que des images (problèmes de traitement d'image), la voix humaine (problèmes de reconnaissance vocale) ou des signaux reçus modulés (problèmes de classification automatique de type de modulation). La phase de prétraitement est utilisée pour nettoyer les motifs présentant un intérêt, habituellement le filtrage du bruit, la normalisation des données et le lissage des données sont effectués. Ensuite, les caractéristiques discriminantes sélectionnées sont extraites des données d'entrée traitées afin de former l'entrée réelle du classifieur d'apprentissage automatique. Un

exemple d'extraction de caractéristiques est le calcul des statistiques d'ordre supérieur du signal (dans les problèmes de classification automatique de la modulation). La dernière étape de tout système de reconnaissance de formes consiste à choisir le modèle du classifieur permettant de déterminer l'identité de la classe. Dans ce qui suit, nous examinerons différents types de classifieurs, tels que la méthode des k plus proches voisins (KNN), les machines à vecteurs de support (SVM) et les arbres de décision.

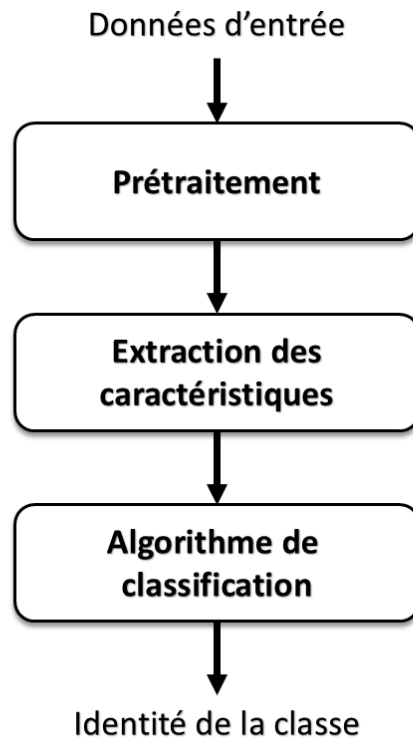


FIGURE III.2: Système de reconnaissance de formes

III.4.1 La méthode des k plus proches voisins

La méthode des k voisins le plus proche (KNN) est l'une des méthodes de classifications les plus anciennes et les plus simples. C'est une technique non paramétrique qui nécessite peu ou pas d'informations sur la distribution des données [46]. Dans un classifieur KNN, les données d'apprentissage étiquetées sont utilisées comme références et sur la base de leur distribution l'identité d'un échantillon testé inconnu est déterminée. Un classifieur KNN calcule les distances entre l'échantillon testé et tous les échantillons d'apprentissage étiquetés, ensuite l'identité de l'échantillon testé

est déterminée par la classe de ses voisins majoritaires. Différents paramètres peuvent avoir une incidence sur les performances d'un classifieur KNN, tels que :

- **Nombre de voisins K** : : nombre de voisins utilisés par un classifieur KNN pour déterminer la classe d'un échantillon non étiqueté. Le choix d'une valeur appropriée de K est un paramètre important pour obtenir une précision de classification élevée et préserver la simplicité du système. Cependant, la meilleure valeur de K diffère d'une application à l'autre et son choix dépend du problème à résoudre.
- **Mesure de distance** : différents types de distances peuvent être utilisés comme mesure lors de l'utilisation d'un classifieur KNN. Pour un problème de classification avec des vecteurs de caractéristiques de dimension n, la distance entre un échantillon de test x et un échantillon de référence y est définie comme suit :

1. **La distance euclidienne** : la mesure la plus couramment utilisée (la valeur par défaut dans de nombreux langages de programmation), décrite comme suit :

$$D(x, y) = \|x - y\| = \sqrt{\sum_{i=1}^n |x_i - y_i|^2} \quad (\text{III.18})$$

2. **Distance City-Block** : : également connue comme distance de Manhattan, la distance City-Block est très similaire à la distance euclidienne, mais elle est moins sensible aux grandes différences d'une dimension (chaque dimension représente une caractéristique), car la valeur carrée des distances n'est pas calculée dans ce cas :

$$D(x, y) = \sum_{i=1}^n |x_i - y_i| \quad (\text{III.19})$$

3. **La distance de Minkowski** : : Elle peut être considérée comme une généralisation à la fois de la distance euclidienne et de la distance de Manhattan.

$$D(x, y) = \sqrt[p]{\sum_{i=1}^n |x_i - y_i|^p} \quad (\text{III.20})$$

4. **La distance de Tchebychev** : ou ∞ -distance, est la distance entre deux points donnée par la différence maximale entre leurs coordonnées sur une dimension.

$$D(x, y) = \max_i (|x_i - y_i|) \quad (\text{III.21})$$

5. **La similarité cosinus (ou mesure cosinus)** : permet de calculer la similarité entre deux vecteurs à n dimensions en déterminant le cosinus de l'angle entre eux :

$$D(x, y) = \frac{x^T y}{\|x\| \cdot \|y\|} \quad (\text{III.22})$$

6. **Distance de corrélation** : : il s'agit d'une autre mesure de similarité prenant des valeurs comprises entre zéro et un. Une distance de corrélation de un indique que les échantillons appartiennent à la même classe :

$$D(x, y) = \frac{Cov(x, y)}{\sqrt{Var(x)Var(y)}} \quad (\text{III.23})$$

Un exemple d'algorithme KNN utilisant la distance euclidienne est présenté à la figure III.3. Deux caractéristiques sont extraites de chaque exemple et mappées dans un espace à deux dimensions. Pour un échantillon test représenté par la croix, la distance par rapport à tous les échantillons références est calculée, et pour un classifieur KNN avec $K = 5$. Trois des échantillons les plus proches appartiennent à la classe B alors que deux seulement appartiennent à la classe A. Par conséquent, la classe de l'exemple à tester est désignée par B.

III.4.2 Les machines à vecteurs de support

Les machines à vecteurs de support (SVM) constituent un puissant algorithme d'apprentissage automatique supervisé introduit en 1995 [47]. Un SVM est essentiellement conçu pour les problèmes de classification binaire où la décision est une classe ou une autre.

Les machines à vecteurs de support peuvent également résoudre facilement les problèmes de classification lorsque les deux classes sont séparables de manière non

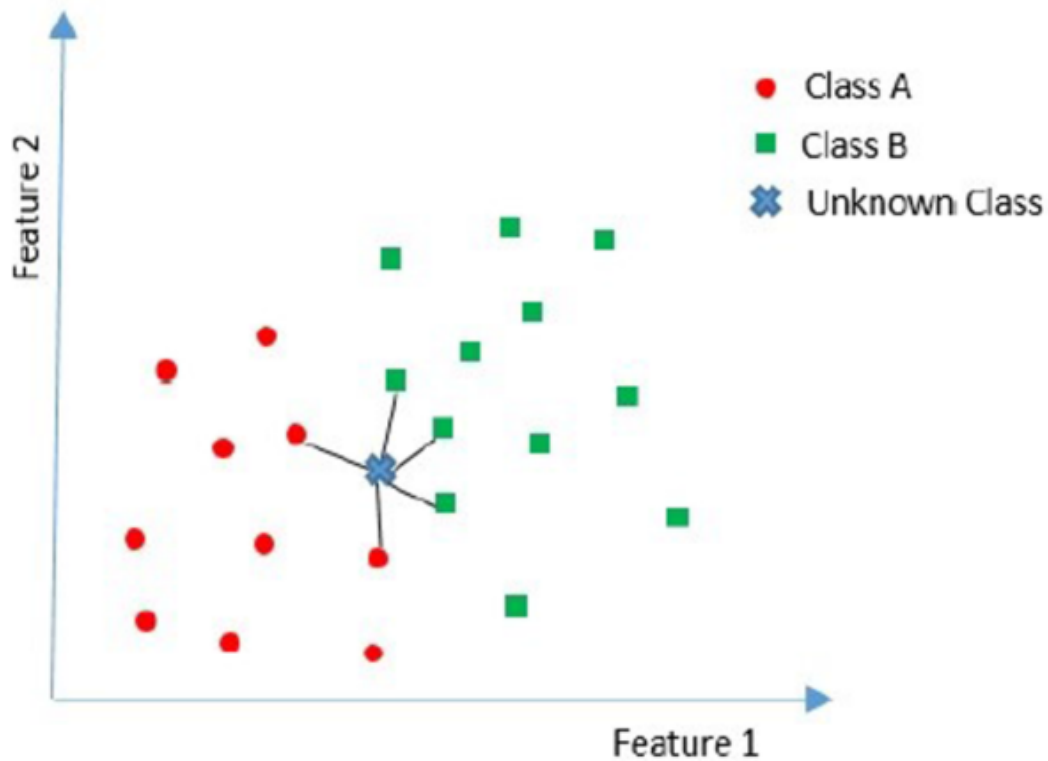


FIGURE III.3: classifieur KNN

linéaire, ceci se fait en mappant simplement le jeu d'entités en entrée dans un espace dimensionnel supérieur dans lequel les classes données sont séparées linéairement.

Lors de la phase d'apprentissage, le classifieur estime un hyperplan séparateur entre les deux classes dans le nouvel espace dimensionnel. Habituellement, plusieurs hyperplans répondent aux critères. Cependant, le classifieur SVM choisit celui qui donne la distance maximale entre les vecteurs de support (les vecteurs de support sont les échantillons les plus proches des deux classes dans l'hyper-plan de séparation).

Pour les problèmes de classification où les deux classes sont séparables de manière linéaire, les classifieurs SVM ont des noyaux linéaires. Le noyau est défini par l'équation (III.24).

$$K(x, \omega) = x^T \omega \quad (\text{III.24})$$

Où x est le vecteur de caractéristiques en entrée, et ω est le vecteur de poids à optimiser. Le noyau définit un hyperplan de séparation linéaire, comme indiqué dans

l'équation (III.25).

$$g(x) = x^T \omega + \omega_0 \quad (\text{III.25})$$

Où ω_0 est une constante. La classification d'un problème à deux classes (entre les candidats à la modulation $M(a)$ et $M(b)$) est obtenue en utilisant simplement le signe de $g(x)$), comme indiqué dans l'équation (III.26).

$$\widehat{M} = \begin{cases} M(a), & \text{si } g(x) = x^T \omega + \omega_0 \geq 0 \\ M(b), & \text{si } g(x) = x^T \omega + \omega_0 < 0 \end{cases} \quad (\text{III.26})$$

Pour obtenir le vecteur poids par l'entraînement, le processus d'optimisation suivant est appliqué :

Maximiser $J(\omega, \omega_0) = \frac{2}{\|\omega\|^2}$ sous les contraintes $y_i(\omega^T x_i + \omega_0) \geq 1, i = 1, \dots, N$

Où y_i est l'indicateur de classe pour le i^{eme} vecteur de caractéristiques (+1 pour M(a) et -1 pour M(b)). Une illustration d'un SVM pour un problème à deux classes (binaire) est donnée à la figure III.4.

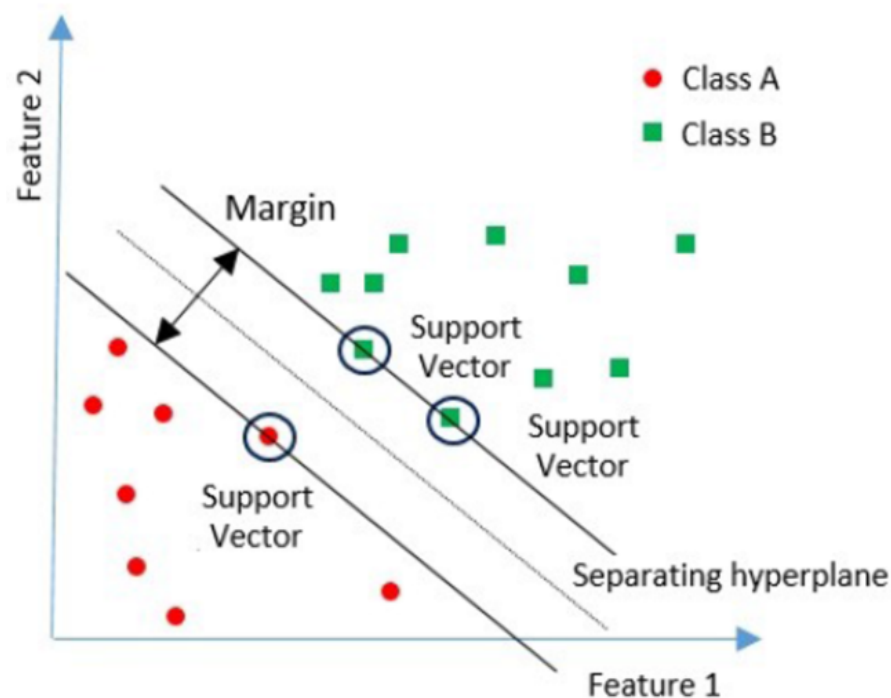


FIGURE III.4: Classifieur SVM

III.4.2.1 Cas multi-classe

De nombreux problèmes de classification impliquent plus de deux étiquettes de classe. Ces problèmes sont appelés problèmes multi-classes ou multi-étiquettes. De nombreux algorithmes d'apprentissage peuvent naturellement gérer plus de deux étiquettes de classe. Un arbre de décision est un exemple d'algorithme de classification capable de gérer le problème de la multi-classification.

Plusieurs méthodes ont été proposées pour étendre le schéma ci-dessus au cas où plus de deux classes sont à séparer. Les deux plus connues sont appelées one versus all et one versus one. Formellement, les échantillons d'apprentissage et de test peuvent ici être classés en M classes $\{C_1, C_2, \dots, C_M\}$.

La méthode one-versus-all (appelée parfois one-versus-the-rest) consiste à construire M classifieurs binaires en attribuant le label 1 aux échantillons de l'une des classes et le label -1 à toutes les autres. En phase de test, le classifieur donnant la valeur de confiance (ex. la marge) la plus élevée remporte le vote.

La méthode one-versus-one consiste à construire $M(M-1)/2$ classifieurs binaires en confrontant chacune des M classes. En phase de test, l'échantillon à classer est analysé par chaque classifieur et un vote majoritaire permet de déterminer sa classe.

Si l'on note x_t l'échantillon à classer et $h_{i,j}(\cdot)$ le classifieur SVM séparant la classe C_i de la classe C_j et renvoyant le label attribué à l'échantillon à classer, alors le label attribué à x_t peut formellement se noter :

$$\text{Card}(\{h_{ij}(x_t)\} \cap \{k\}; i, j, k \in [1, M], i < j) \quad (\text{III.27})$$

C'est la classe qui sera le plus souvent attribué à x_t quand il aura été analysé par tous les $h_{i,j}$.

Une généralisation de ces méthodes a été proposée sous le nom d'ECOC (*Error-correcting output codes*) [48], consistant à représenter les ensembles de classifieurs binaires comme des codes sur lesquels peuvent être appliqués les techniques de correction d'erreur.

III.4.3 Les arbres de décision

Pour un usage général, les arbres de décision sont utilisés pour représenter visuellement les décisions et montrer ou éclairer la prise de décision. Dans les problèmes de classification et d'apprentissage automatique, les arbres de décision sont utilisés comme modèle prédictif. Ces modèles cartographient les observations de données et tirent des conclusions sur la valeur cible des données.

L'objectif de l'apprentissage par arbre de décision est de créer un modèle qui prédira la valeur d'une cible en fonction de variables d'entrée. Dans le modèle prédictif, les attributs des données qui sont déterminés par l'observation sont représentés par les branches, tandis que les conclusions sur la valeur-cible des données sont représentées dans les feuilles.

III.4.3.1 Apprentissage avec les arbres de décision

Dans un problème de classification, chaque élément x est représenté par un vecteur multidimensionnel $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, correspondant à l'ensemble des caractéristiques descriptives de l'objet à classer. Chaque nœud interne de l'arbre correspond à un test fait sur une des caractéristiques x_i . Les feuilles de l'arbre spécifient les classes.

Une fois l'arbre construit, classer un nouveau candidat se fait par une descente dans l'arbre, de la racine vers une des feuilles. A chaque niveau de la descente on passe un nœud intermédiaire où une des caractéristiques x_i est testée pour décider du chemin à choisir pour continuer la descente.

Il existe de nombreux algorithmes d'arbre de décision spécifiques. Les plus notables incluent :

- ID3 (*Iterative Dichotomiser 3*)
- C4.5 (Successeur de l'ID3)
- CART (*Classification And Regression Tree*)
- CHAID (*Chi-square Automatic Interaction Detection*)

Les algorithmes de construction des arbres de décision fonctionnent généralement de haut en bas (top-down induction), en choisissant une variable à chaque étape qui divise le mieux l'ensemble des éléments [49]. Différents algorithmes utilisent différents critères de séparation. Ceux-ci mesurent généralement l'homogénéité de la variable cible dans les sous-ensembles. Quelques exemples sont donnés ci-dessous. Ces métriques sont appliquées à chaque sous-ensemble candidat et les valeurs résultantes sont combinées (par exemple, en moyenne) pour fournir une mesure de la qualité de la séparation.

Impureté de Gini : utilisée par l'algorithme CART pour la classification, il mesure avec quelle fréquence un élément aléatoire de l'ensemble serait mal classé si son étiquette était choisie aléatoirement selon la distribution des étiquettes dans le sous-ensemble. L'impureté de Gini peut être calculée en sommant la probabilité pour chaque élément d'être choisi, multipliée par la probabilité qu'il soit mal classé. Il atteint sa valeur minimum (zéro) lorsque tous les éléments de l'ensemble sont dans une même classe que la variable cible. Pratiquement, si l'on suppose que la classe prenne une valeur dans l'ensemble $\{1, 2, \dots, m\}$, et si p_i désigne la fraction des éléments de l'ensemble avec l'étiquette i , on aura :

$$G = \sum_{i=1}^m p_i \sum_{j \neq i} p_j = \sum_{i=1}^m p_i (1 - p_i) = 1 - \sum_{i=1}^m p_i^2 \quad (\text{III.28})$$

Gain d'information : utilisé par les algorithmes ID3 et C4.5, le gain d'information est basé sur le concept de l'entropie de Shannon issue de la théorie de l'information. L'entropie est définie comme ci-dessous :

$$H(T) = \sum_{i=1}^m p_i \log_2 p_i \quad (\text{III.29})$$

Le Gain d'information mesure la quantité d'informations fournie par une caractéristique à propos de la classe, il est donné par :

$$IG(T, a) = H(T) - \sum_{v \in \text{valeurs}(a)} \frac{|T_v|}{|T|} H(T_v) \quad (\text{III.30})$$

Avec T est l'ensemble d'apprentissage, a est un attribut ou une caractéristique, v est une valeur, $\text{valeurs}(a)$ est l'ensemble des valeurs possibles de a et T_v est le sous-ensemble de T pour lequel l'attribut " a " a la valeur v .

Comparativement à d'autres méthodes de classification, les arbres de décision sont simples à comprendre et à interpréter. Ces modèles peuvent être affichés graphiquement de manière à être interprétés facilement même par des non-experts. De plus, ils peuvent se montrer très performants sur de grands jeux de données, la méthode est relativement économique en termes de ressources de calcul. En revanche, les arbres ne sont pas du tout robustes. Un petit changement dans les données d'apprentissage peut entraîner un changement important dans l'arbre et par conséquent les prévisions finales.

III.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons introduit le problème de la classification automatique de type de modulation. Il existe deux techniques pour résoudre ce problème : les algorithmes basés sur la vraisemblance et les algorithmes basés sur l'extraction des caractéristiques.

La première technique offre des résultats optimaux en terme de probabilité de détection, mais nécessite une grande complexité de calcul surtout quand les paramètres ne sont pas tous connus. Dans la deuxième technique, les caractéristiques sont extraites des signaux reçus et seront ensuite utilisées pour entraîner des modèles d'apprentissage automatique à classifier les modulations. Les statistiques d'ordre supérieur font partie des caractéristiques les plus utilisées en raison de leurs capacités à identifier les modulations et de leurs simplicité de calcul comparées aux autres.

Chapitre IV

Simulations et résultats

IV.1 Simulation d'un système de communication coopérative

Dans cette section, nous étudions les performances d'un système de communication coopérative en fonction du taux d'erreurs binaire (BER) que nous définissons par la relation suivante :

$$BER = \frac{\text{Nombre total de bits erronés}}{\text{Nombre des bits transmis}} \quad (\text{IV.1})$$

Ce système est constitué d'une station source, une station destination et d'un seul relais fixe, et utilise le mode II comme mode de transmission.

Dans la première partie, nous comparons les différents protocoles et méthodes de combinaison afin de voir leurs avantages et inconvénients. Nous supposons que les trois stations ont un arrangement équidistant sous forme de triangle équilatéral (voir la figure IV.1). Dans la deuxième partie, nous changeons l'arrangement en déplaçant le relais dans le but voir l'effet sur la performance du système. Le diagramme de cette simulation est illustré dans la figure IV.2 pour une meilleure compréhension.

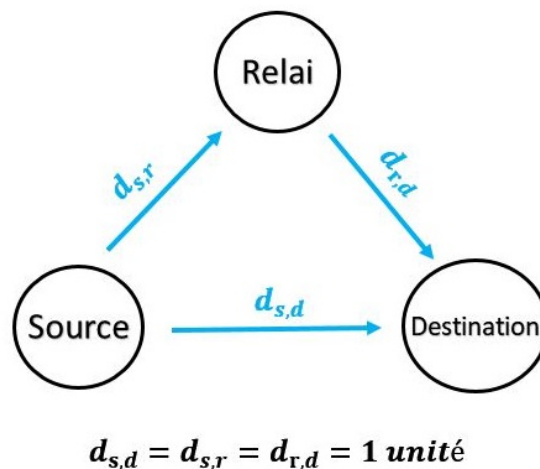


FIGURE IV.1: Arrangement équidistant

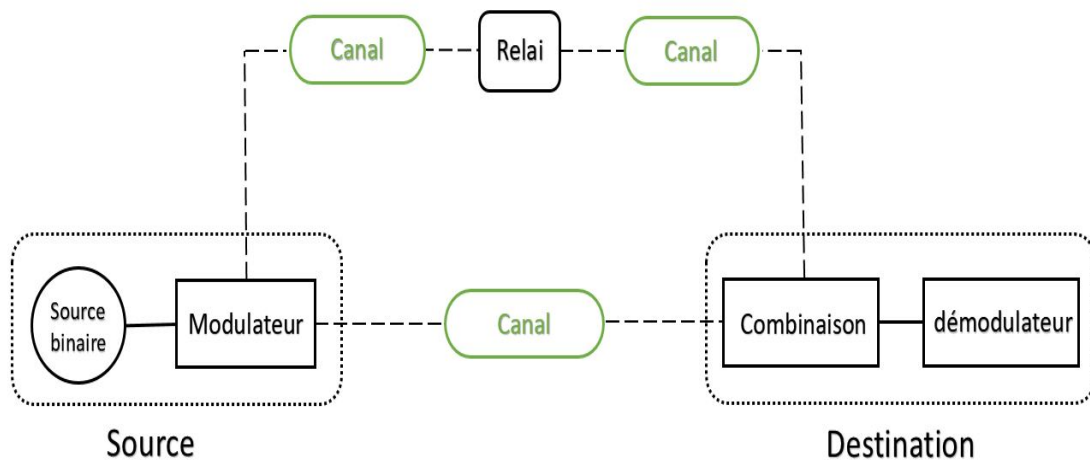


FIGURE IV.2: Schéma synoptique de la simulation

IV.1.1 Comparaison entre les systèmes coopératifs et non coopératif :

Dans le but de montrer l'avantage de l'utilisation des systèmes coopératifs, nous avons comparé les performances d'un système non coopératif avec trois systèmes coopératifs.

Le premier système coopératif utilise le protocole AAF au niveau du relais, le deuxième utilise le protocole DAF sans aucune correction d'erreurs et le troisième utilise le protocole DAF avec une correction d'erreurs au niveau du relais afin d'exploiter ce protocole pleinement. Les résultats obtenus sont représentés dans la figure IV.3 .

Nous précisons que nous n'avons pas utilisé un codage de canal pour corriger les erreurs dans le relais DAF. Une simulation de la correction d'erreurs est utilisée vu que nous connaissons la séquence transmise. Les paramètres de cette simulation sont définis comme suit :

- Longueur de la trame : 1024 bits
- Méthode de combinaison : MRC
- Modulation : QPSK
- Type de canal : Rayleigh

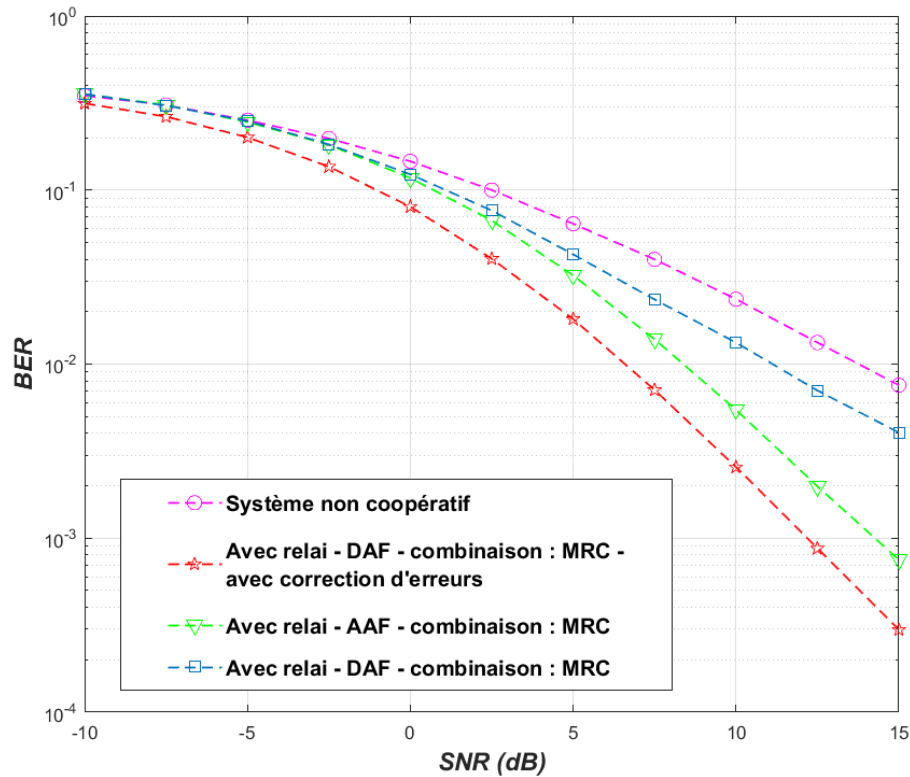


FIGURE IV.3: Comparaison entre le lien direct et le système avec relais

D'après la figure IV.3, on voit bien que les trois systèmes coopératifs ont une meilleure performance par rapport au système non coopératif. Ce résultat montre l'amélioration de la qualité de la communication apportée par la coopération du relais.

D'une autre part, le protocole AAF a une meilleure performance par rapport au protocole DAF dans le cas où aucune correction d'erreurs est appliquée au niveau du relais. Ce résultat est prévisible car les symboles erronés au niveau de ce relais DAF sont envoyés à la destination avec la même puissance que les symboles provenant de la source. Donc la probabilité de détecter correctement ces symboles au niveau de la destination ne dépasse pas 50% dans le meilleur scénario possible (le cas où ces symboles sont reçus correctement de la source). Par contre, dans le cas du relais AAF, le symbole reçu au niveau du relais est amplifié directement et envoyé vers la destination où l'erreur dans ce symbole peut être corrigé par le symbole reçu de la source.

Aussi, nous remarquons que l'utilisation du protocole DAF avec un code de correction d'erreurs réalise la meilleure performance. Ce résultat montre le potentiel du protocole

DAF quand il est pleinement exploité. Mais vu sa complexité en comparant au AAF, ce dernier nous offre une performance très satisfaisante.

Dans la suite de notre travail, le protocole DAF sera utilisé sans la correction d'erreurs vu que notre but finale consiste seulement à détecter la modulation utilisée dans la transmission et non pas pour reconstituer le signal émis.

IV.1.2 Protocole AAF

Dans cette partie, nous utilisons le protocole AAF au niveau du relais avec les paramètres de simulations suivants :

- Longueur de la trame : 1024 bits
- Modulation : QPSK
- Type de canal : Rayleigh

Avant de comparer les performances des différentes méthodes de combinaisons et voir leurs avantages et inconvénients, le rapport optimal pour la méthode FRC doit être estimé en premier. Différentes ratios sont choisis aléatoirement afin d'évaluer leurs performances et choisir le meilleur ratio pour le protocole AAF. Les résultats obtenus sont représentés dans la figure IV.4 .

La figure IV.4 montre l'effet de ces ratios sur la performance du système coopératif. Nous constatons que le ratio 2 :1 donne le meilleur résultat pour le relais AAF. Ce dernier sera utilisé dans la suite comme ratio optimale de la méthode FRC.

Maintenant que le ratio optimal de la FRC est déterminé, nous comparons les performances des différentes méthodes de combinaisons. La figure IV.5 montre les résultats de cette comparaison.

D'après les résultats présentés dans la figure IV.5, nous remarquons que parmi ces méthodes, la méthode ERC donne la moins performante. Cela est dû au fait que

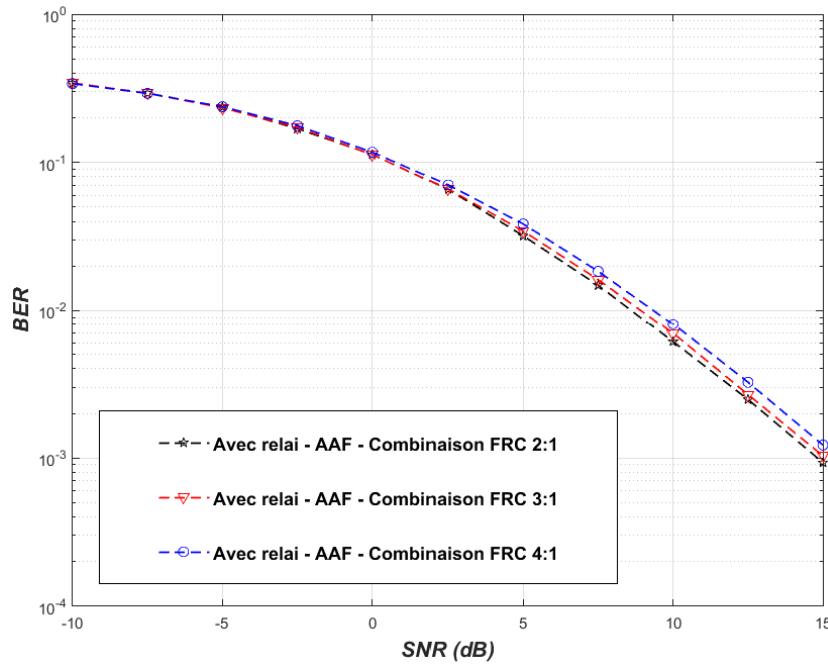


FIGURE IV.4: Comparaison des différents ratios de la FRC - protocole AAF

cette méthode additionne les signaux reçus au niveau de la destination (voir l'équation (II.9)) sans prendre en compte aucune information sur les canaux. Ainsi, nous constatons que le résultat obtenu par la méthode FRC est largement meilleur que celui de l'ERC dans les SNRs élevés (supérieurs à 10dB). Cette amélioration est dû à la pondération des signaux reçus qui atténue la dégradation de la qualité du signal qui passe à travers le relais par rapport au signal transmis directement vers la destination (voir l'équation (II.11)).

Les méthodes de combinaisons SNRC, ESNRC et MRC donnent les meilleures performances en terme de BER. Ce résultat est prévisible vu que ces trois méthodes utilisent des informations sur les canaux : la méthode MRC utilise l'information sur le gain du canal pour éliminer ses effets, les deux méthodes SNRC et ESNRC utilisent la qualité des canaux (SNR) comme pondérations des signaux reçus.

D'après ces résultats, nous constatons que la meilleure méthode de combinaison est la MRC. Elle donne une performance très proche à celles du SNRC et ESNRC, et ne nécessite qu'une information sur le gain des canaux. Par contre, les méthodes SNRC et ESNRC nécessitent l'estimation de la qualité des canaux (SNRs) et donc une plus grande capacité de traitement en comparant à la méthode MRC.

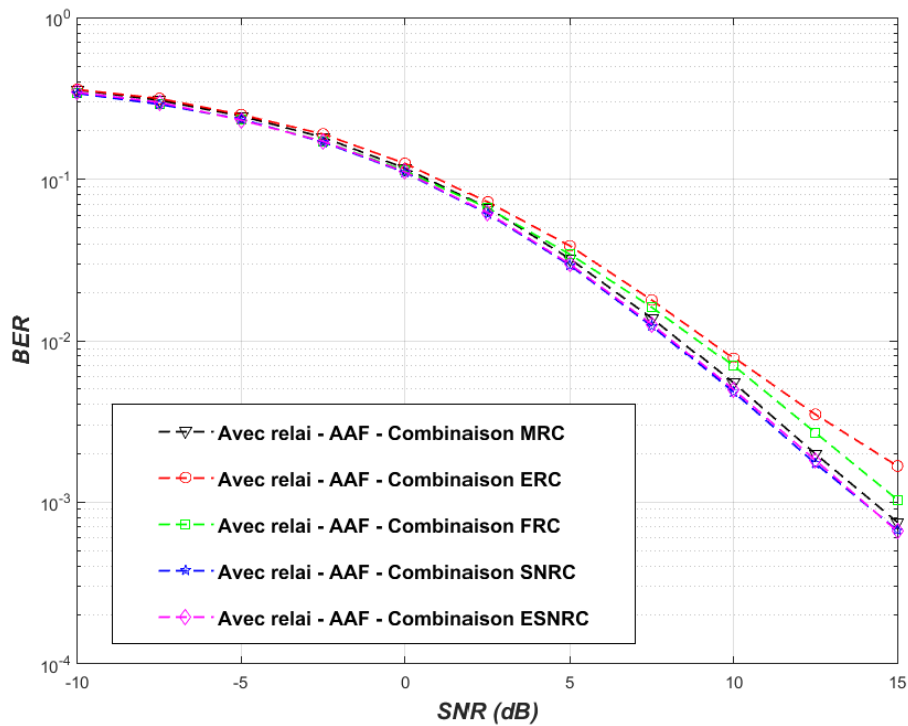


FIGURE IV.5: Performances des différentes méthodes de combinaison pour le protocole AAF

IV.1.3 Protocole DAF

Dans cette partie, nous utilisons un relais qui fonctionne avec le protocole DAF sans aucune correction d'erreurs et nous fixons les paramètres de simulations suivants :

- Longueur de la trame : 1024 bits
- Modulation : QPSK
- Type de canal : Rayleigh

De même pour le protocole DAF, nous devons d'abord déterminer le ratio optimal pour la méthode de combinaison FRC. Ceci en choisissant plusieurs ratios aléatoirement et ensuite évaluer leurs performances. Le ratio optimal est celui qui donne la meilleure performance. La figure IV.6 montre les performances des différents ratios de la méthode de combinaison FRC pour un relais DAF.

D'après les résultats présentés par la figure IV.6, nous constatons que le ratio 3 :1 donne la meilleure performance possible, et sera donc considéré comme le ratio optimale de ce système.

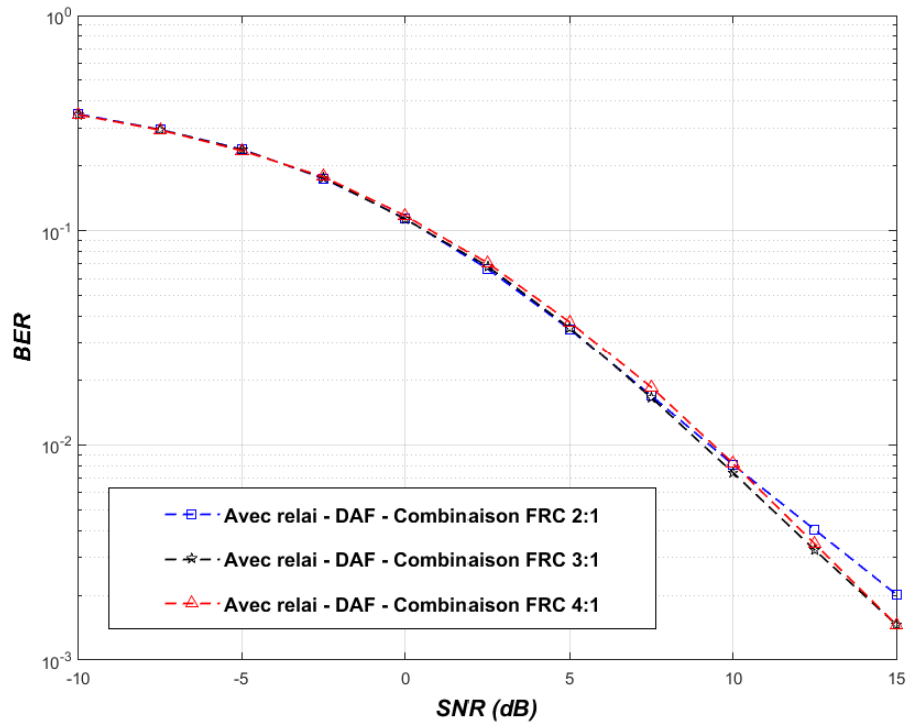


FIGURE IV.6: Comparaison des différents ratios de la FRC - protocole DAF

Après avoir fixé le ratio optimal de la combinaison FRC, nous comparons les performances des différentes méthodes de combinaison. Les résultats obtenus de cette simulation sont représentés dans la figure IV.7.

D'après la figure IV.7, nous remarquons que la méthode ERC donne toujours la performance la plus faible en comparant aux autres méthodes, un résultat prévisible vu la simplicité de cette méthode. Mais contrairement au relais AAF, la méthode MRC donne une performance très proche à celle de l'ERC. Cette faible performance est dû à la transmission de symboles erronés par le relais. Ces derniers ne sont pas corrigés par la destination vu que le MRC dans ce cas n'utilise que l'information sur le canal relais-Destination (voir l'équation (II.17)).

Nous remarquons aussi que la méthode FRC présente une meilleure performance que les deux méthodes précédentes. Ce résultat est prévisible car la pondération fait que le signal reçu de la source soit beaucoup plus important que celui qui passe par le relais et contient des symboles erronés, ceci permet une meilleure détection au niveau de la destination.

Un autre résultat très important, les deux méthodes SNRC et ESNRC présentent les

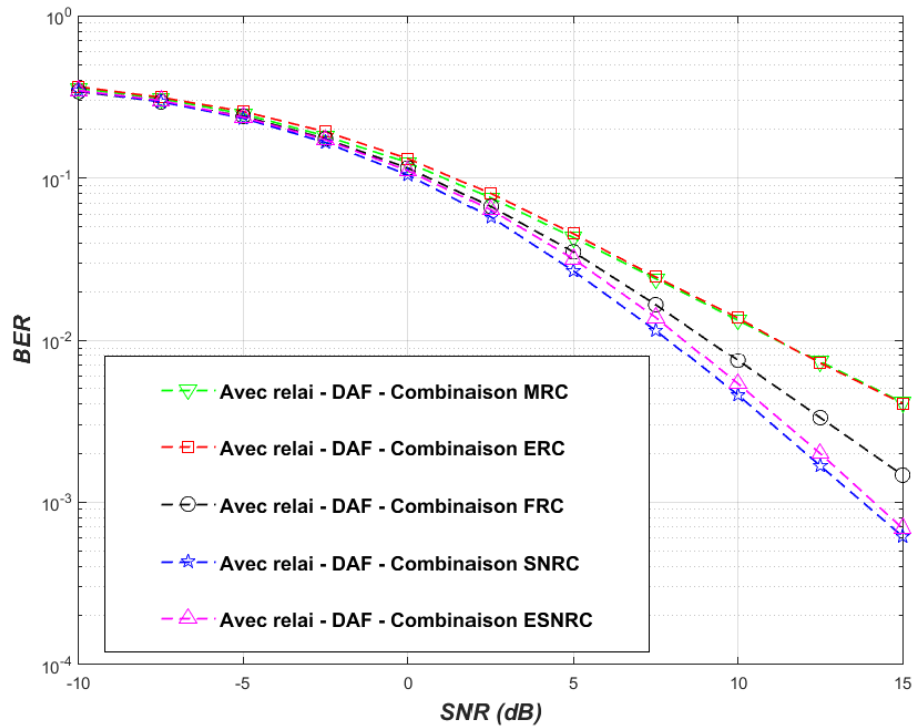


FIGURE IV.7: Performances des différentes méthodes de combinaison pour le protocole DAF

meilleures performances pour le relais DAF. Ces derniers donnent des performances proches aux performances du AAF. Ce résultat est dû à l'utilisation d'une bonne estimation de tous les canaux (voir les équations (II.13) et (II.14)).

Pour le relais DAF, nous remarquons que le traitement supplémentaire exigé par les méthodes SNRC et ESNRC apporte une grande amélioration des performances.

IV.1.4 Effet de l'emplacement du relais :

Jusqu'à présent, les trois stations avaient une configuration équidistantes sous forme d'un triangle équilatéral. Dans cette partie, nous étudierons l'effet du déplacement du relais sur les performances du système coopératif en utilisant le protocole AAF et la méthode de combinaison MRC.

Les deux formes géométriques que nous examinerons dans la suite de notre travail sont :

- Une configuration linéaire où la source, le relais et la destination sont sur la même ligne (voir la figure IV.8)

- Une configuration triangulaire où les trois stations sont aux sommets d'un triangle isocèle (voir la figure IV.9).

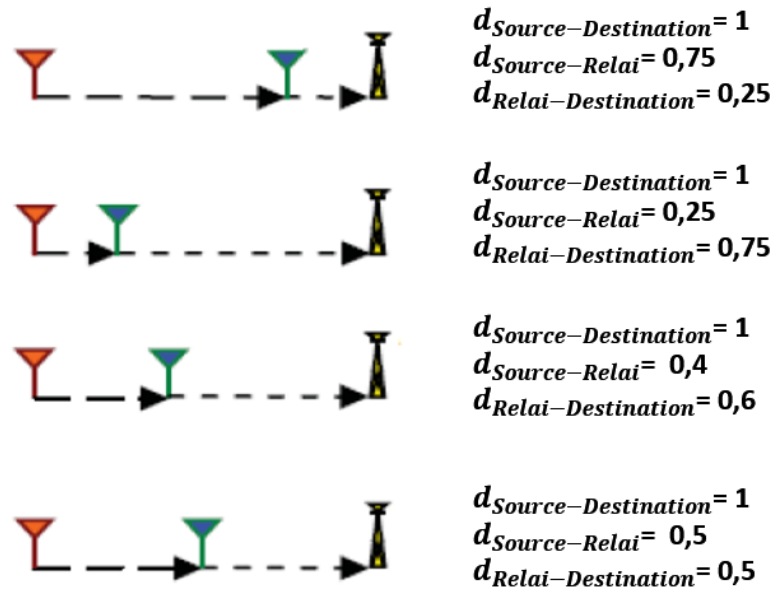


FIGURE IV.8: Configuration linéaire (relais entre les deux stations)

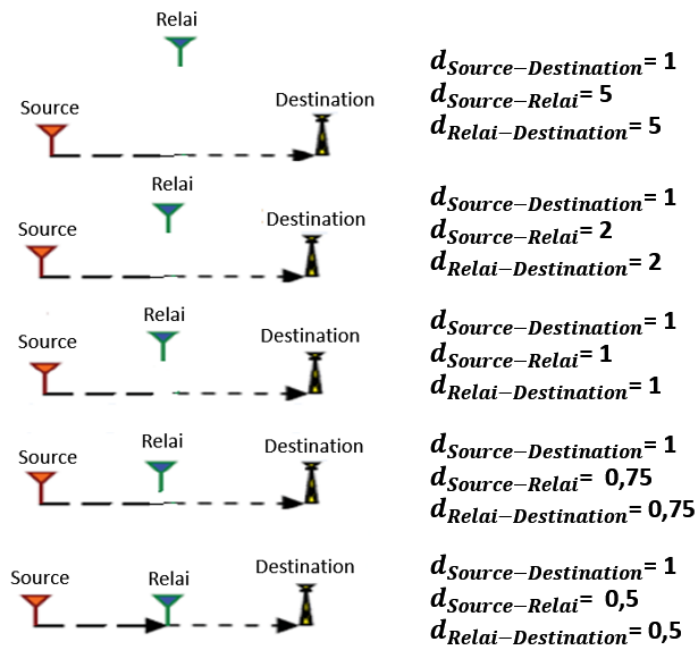


FIGURE IV.9: Configuration triangulaire (triangle isocèle)

IV.1.4.1 Forme linéaire :

La figure IV.8 ci-dessus montre les différentes positions du relais utilisées dans cette simulation. Les résultats de cette simulation sont illustrés dans la figure IV.10.

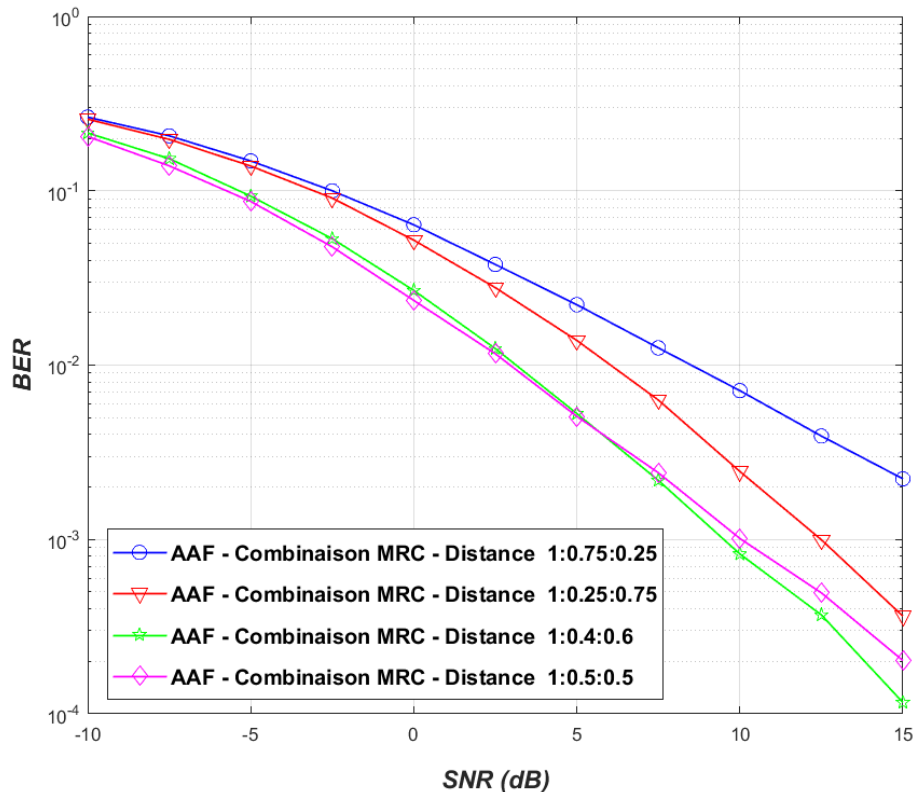


FIGURE IV.10: Impact de déplacement du relais dans une configuration linéaire

D'après les résultats présentés par la figure IV.10, nous constatons que les meilleures performances sont obtenues lorsque le relais est situé au milieu ou légèrement proche du milieu de la distance entre la source et la destination.

Ce résultat était prévisible vu que les atténuations dues à la distance sont plus faibles lorsque le relais est au milieu par rapport aux autres cas où il est plus proche d'une station mais trop loin de l'autre.

IV.1.4.2 Forme triangulaire (triangle isocèle) :

Les différentes positions du relais utilisé dans cette simulation sont données dans la figure IV.9.

La figure IV.11 montrent les résultats obtenus de cette simulation. D'abord, nous

constatons que plus le relais s'éloigne des deux stations plus la performance du système se dégrade.

D'une autre part, la meilleure performance est obtenue lorsque le relais est sur la droite entre la source et la destination c-à-d la plus petite distance possible pour cette configuration. Ce résultat confirme le précédent et montre l'impact de la distance entre les stations sur la qualité des canaux qui influence directement la performance du système coopératif.

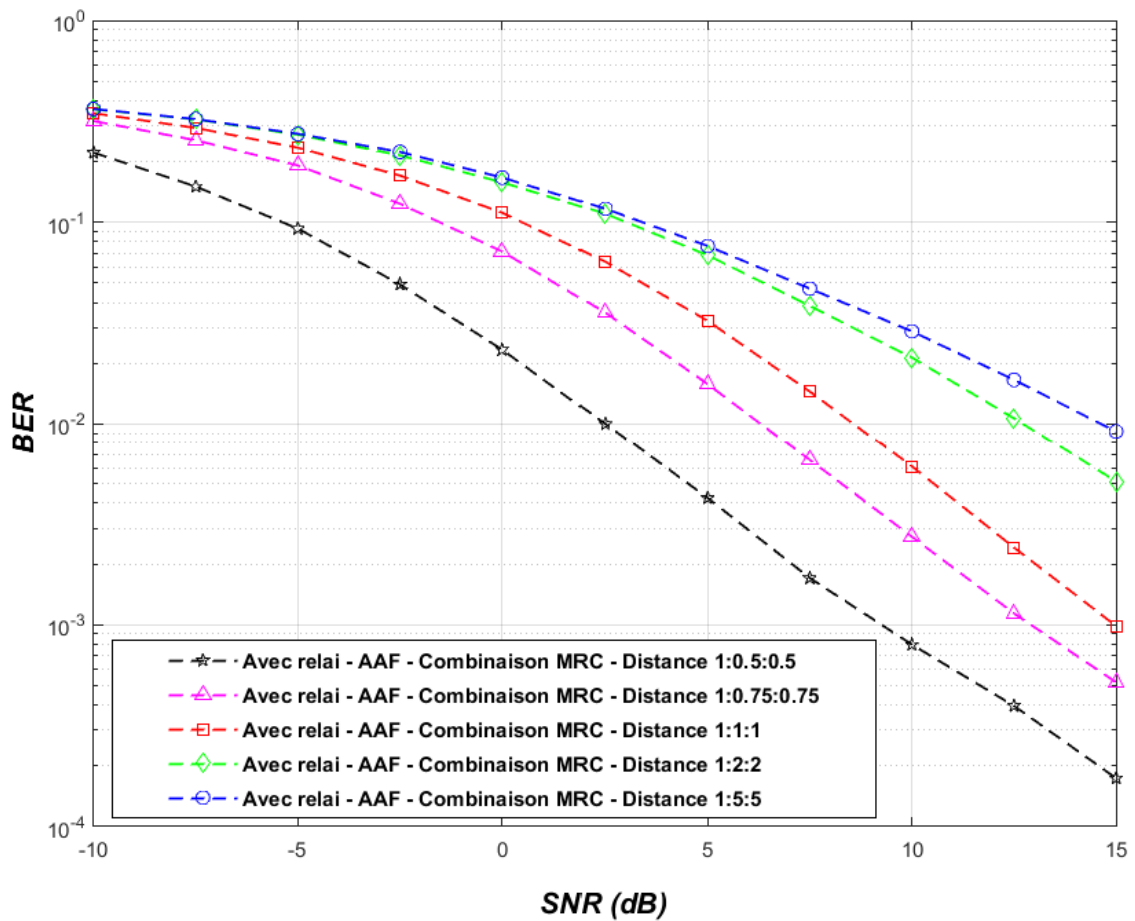


FIGURE IV.11: Impact de déplacement du relais dans une configuration triangulaire isocèle

IV.2 La détection automatique de type de modulation dans un système coopératif

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

Nous ferons une étude comparative entre trois différentes méthodes de classification, qui font partie des approches basées sur l'extraction des caractéristiques. Le même ensemble de caractéristiques est utilisé pour les trois classifieurs.

Enfin, nous évaluerons les performances de notre système dans le cas où la liaison directe source-destination est perturbée.

IV.2.1 Description du modèle

Dans le cadre de notre travail, nous considérons un réseau sans-fil à trois terminaux comprenant une source, un relais et une destination. Le modèle de simulation est schématisé dans la figure IV.16.

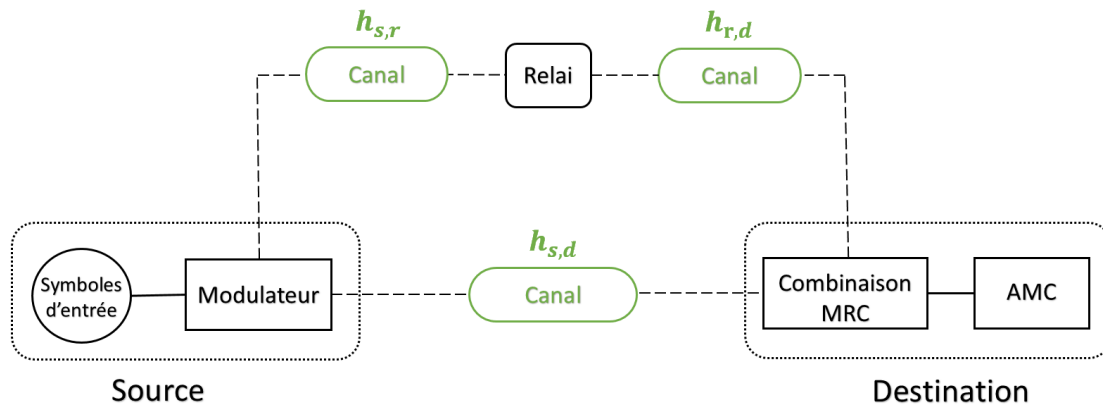


FIGURE IV.12: Schéma synoptique de la simulation pour l'AMC

Nous précisons que les symboles complexes transmis ont une distribution uniforme discrète avec une moyenne nulle et une variance égale à l'unité. Cette hypothèse est justifiée par le fait que les émetteurs des systèmes sans-fil émettent généralement les bits d'information d'une manière aléatoire, ce qui donne des points de constellation équiprobables et donc la moyenne est nulle. Les constellations sont normalisées pour que l'énergie moyenne soit égale à l'unité.

L'ensemble des modulations utilisé est formé des six types de modulation suivants :
 $\Theta = \{\text{BPSK, QPSK, 2-PAM, 4-PAM, 16-QAM, 64-QAM}\}$

Tous les canaux sont supposés être sujets à un évanouissement de Rayleigh, ou les coefficients des canaux $h_{s,d}$, $h_{s,r}$ et $h_{r,d}$ sont modélisés par des variables aléatoires gaussiennes complexes de moyennes nulles.

La stratégie de coopération employée est la suivante :

- Au niveau de relais, le protocole AAF est choisi, en raison de sa faible complexité comparé au protocole DAF.
- La méthode MRC est retenue comme méthode de combinaison au niveau de la destination.

IV.2.2 Extraction des caractéristiques

L'extraction des caractéristiques est une étape cruciale dans le processus de classification de type de modulation. Les cumulants d'ordre supérieur (HOC) sont retenus ici comme nos caractéristiques, car ils fournissent suffisamment d'informations pour identifier efficacement chaque type de modulation. Ces caractéristiques sont évaluées après la combinaison des signaux provenant de la source et du relais.

Le calcul de ces caractéristiques se fait en deux étapes :

- D'abord, les moments sont estimés comme suit :

$$\widehat{M}_{p,q} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_{mrc}^p(i) y_{mrc}^{*q}(i) \quad (\text{IV.2})$$

- Ensuite les cumulants ($|\widehat{C}_{21}|$, $|\widehat{C}_{40}|$, $|\widehat{C}_{41}|$, $|\widehat{C}_{42}|$, $|\widehat{C}_{60}|$, $|\widehat{C}_{61}|$, $|\widehat{C}_{62}|$, $|\widehat{C}_{63}|$) sont calculés en fonctions des moments, selon les équations (III.10) - (III.17). Pour plus de simplicité, l'amplitude des cumulants est utilisée à la place de leurs valeurs complexes. Cette étape présente un avantage considérable en termes de réduction du temps de traitement au stade de l'entraînement, car les poids du classifieurs ont des valeurs réelles.

IV.2.3 Les classifieurs

Les algorithmes de classification que nous étudierons sont ceux que nous avons présenté dans la section (III.3.4), à savoir la méthode des K plus proches voisins, les machines à vecteurs de support et les arbres de décision.

La probabilité d'identification est l'un des critères permettant d'évaluer les modèles de classification. De façon non formelle, la probabilité d'identification désigne la proportion des prédictions correctes effectuées par le modèle. Formellement, la probabilité d'identification est définie ainsi :

$$\text{Probabilité d'identification} = \frac{\text{Nombre de prédictions correctes}}{\text{Nombre total de prédictions}} \quad (\text{IV.3})$$

Afin de réduire le risque de surapprentissage, on applique la méthode de validation croisée. La technique utilisée est appelée « **k-fold cross-validation** ». L'ensemble des données d'apprentissage est divisé en k échantillons, puis on sélectionne un des k échantillons comme ensemble de validation et les k-1 autres échantillons constitueront l'ensemble d'apprentissage et on mesure la performance du modèle sur l'ensemble de validation. Puis on répète l'opération en sélectionnant un autre échantillon de validation parmi les k-1 échantillons qui n'ont pas encore été utilisés pour la validation du modèle. L'opération se répète ainsi k fois pour qu'en fin de compte chaque sous-échantillon ait été utilisé exactement une fois comme ensemble de validation. La moyenne des k erreurs est enfin calculée pour estimer l'erreur de prédiction.

IV.2.4 Simulations

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

- Pour chaque type de modulation, on génère L=1000 réalisations (6000 au total).
- Chaque signal est d'une longueur de N=1024 symboles.
- L'ensemble de données est divisé en deux sous-ensembles : 70% pour le sous-ensemble destiné à l'apprentissage d'un modèle, et 30% pour celui destiné à tester le modèle.

- Le SNR est pris de -10 à 15 dB par un pas de 1 dB.
- Pour la validation croisée, $k=5$.

IV.2.4.1 Performances des classifieurs

En exécutant les simulations pour les paramètres ci-dessus, nous avons obtenu différentes figures.

Sur la figure IV.13, les performances des trois modèles sont présentés et comparés. Les résultats montrent que les méthodes développées présentent des performances satisfaisantes, même lorsque le SNR est faible. A un SNR = -5dB on a des taux de classifications qui s'approchent des 94% pour le SVM, 89% pour le KNN et 90 % pour l'arbre de décision.

Les résultats montrent aussi que le SVM est le plus performant des trois modèles, avec un taux de classification qui a commencé à atteindre les 100% à un SNR = 5 dB. D'un autre côté, les performances des deux autres classifieurs (KNN et arbre de décision) sont similaires, même si à des valeurs faibles du SNR (<0 dB), l'arbre de décision présente des performances légèrement supérieurs à celles du KNN.

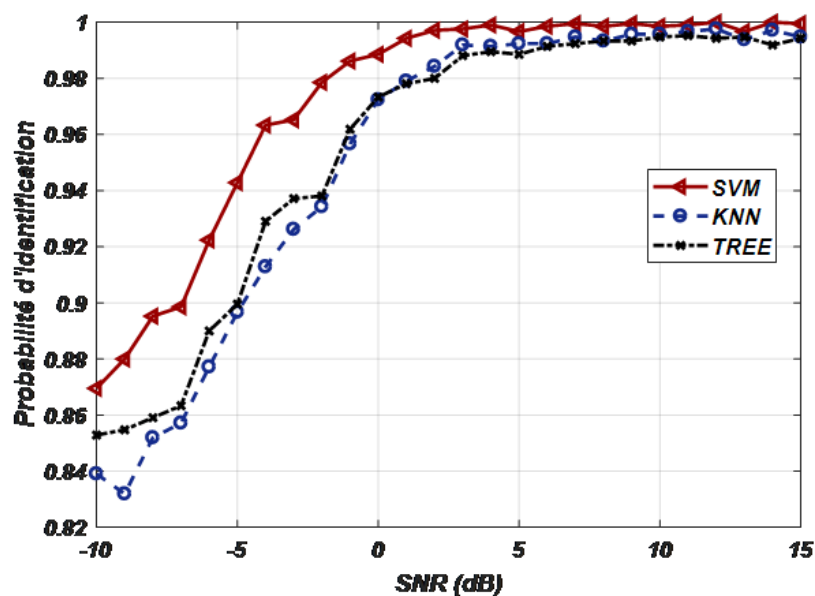


FIGURE IV.13: Performances des classifieurs sur l'ensemble de validation

La figure IV.14 montre les performances des classifieurs sur un nouvel ensemble de données, indépendant de l'ensemble d'apprentissage. Cette étape sert à évaluer les pouvoirs de prédiction des modèles étudiés sur de nouveaux échantillons et de s'assurer que les modèles ne fassent pas de sur-apprentissage.

Pour les trois classifieurs, les résultats obtenus sont satisfaisants. En effet, on peut voir sur la figure que les performances obtenues sur le nouvel ensemble sont comparables à celles obtenues précédemment. Cela montre la capacité de généralisation de nos classifieurs sur des nouvelles données et l'efficacité de la technique de la validation croisée utilisé lors de la phase d'entraînement.

Nous remarquons aussi que la hiérarchie entre les classifieurs est respectée : Le classifieur le plus performant est toujours le SVM, et les performances de l'arbre de décision sont toujours légèrement meilleures que celles du KNN sur les signaux à faible SNR.

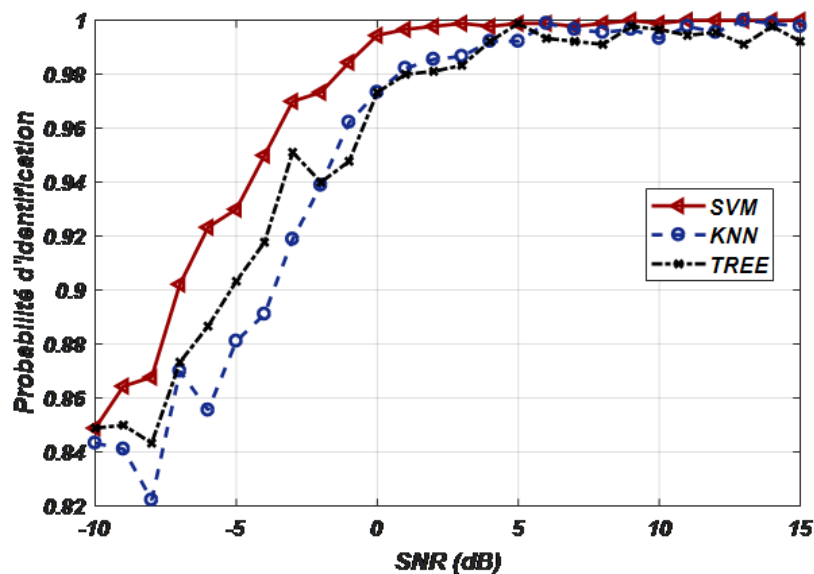


FIGURE IV.14: Performances des classifieurs sur l'ensemble de nouvelles données

Les matrices de confusion : La matrice de confusion résume les résultats de prédictions sur un problème de classification. Les prédictions correctes et incorrectes sont mises en lumière et réparties par classe. Cette matrice permet de comprendre de quelle façon le modèle de classification est confus lorsqu'il effectue des prédictions. Les tableaux IV.1, IV.2, IV.3 montrent les matrices de confusion calculées pour les trois classifieurs (SVM, KNN et arbre de décision, respectivement).

TABLE IV.1: Matrice de confusion du SVM

	Classes prédites						
		BPSK	QPSK	4-PAM	8-PAM	16-QAM	64-QAM
Classes réelles	BPSK	56%	44%				
	QPSK	35%	65%				
	4-PAM			100%			
	8-PAM				100%		
	16-QAM					100%	
	64-QAM						100%

TABLE IV.2: Matrice de confusion du KNN

	Classes prédites						
		BPSK	QPSK	4-PAM	8-PAM	16-QAM	64-QAM
Classes réelles	BPSK	55%	45%				
	QPSK	49%	51%				
	4-PAM			100%			
	8-PAM				100%		
	16-QAM					100%	
	64-QAM						100%

TABLE IV.3: Matrice de confusion de l'Arbre de décision

	Classes prédites						
		BPSK	QPSK	4-PAM	8-PAM	16-QAM	64-QAM
Classes réelles	BPSK	53%	47%				
	QPSK	45%	55%				
	4-PAM			100%			
	8-PAM				100%		
	16-QAM					100%	
	64-QAM						100%

Des matrices obtenues, nous remarquons que toutes les erreurs de classifications concernent uniquement les modulations M-PSK, et ce, pour les trois classifieurs. Par exemple, le SVM n'a réussi que 55% de ses prédictions sur les signaux BPSK, et 51% sur les signaux QPSK, alors qu'il a réussi pratiquement toutes ses prédictions concernant les autres types de modulation (taux de 99% ou 100%). Ce même constat est valable pour les classifieurs KNN et l'arbre de décision aussi.

Ces résultats nous permettent de conclure que les caractéristiques utilisées fournissent assez d'informations pour identifier efficacement les modulations M-PAM et M-QAM, et ce, même à des niveaux très faibles du SNR. Par contre, pour les modulations

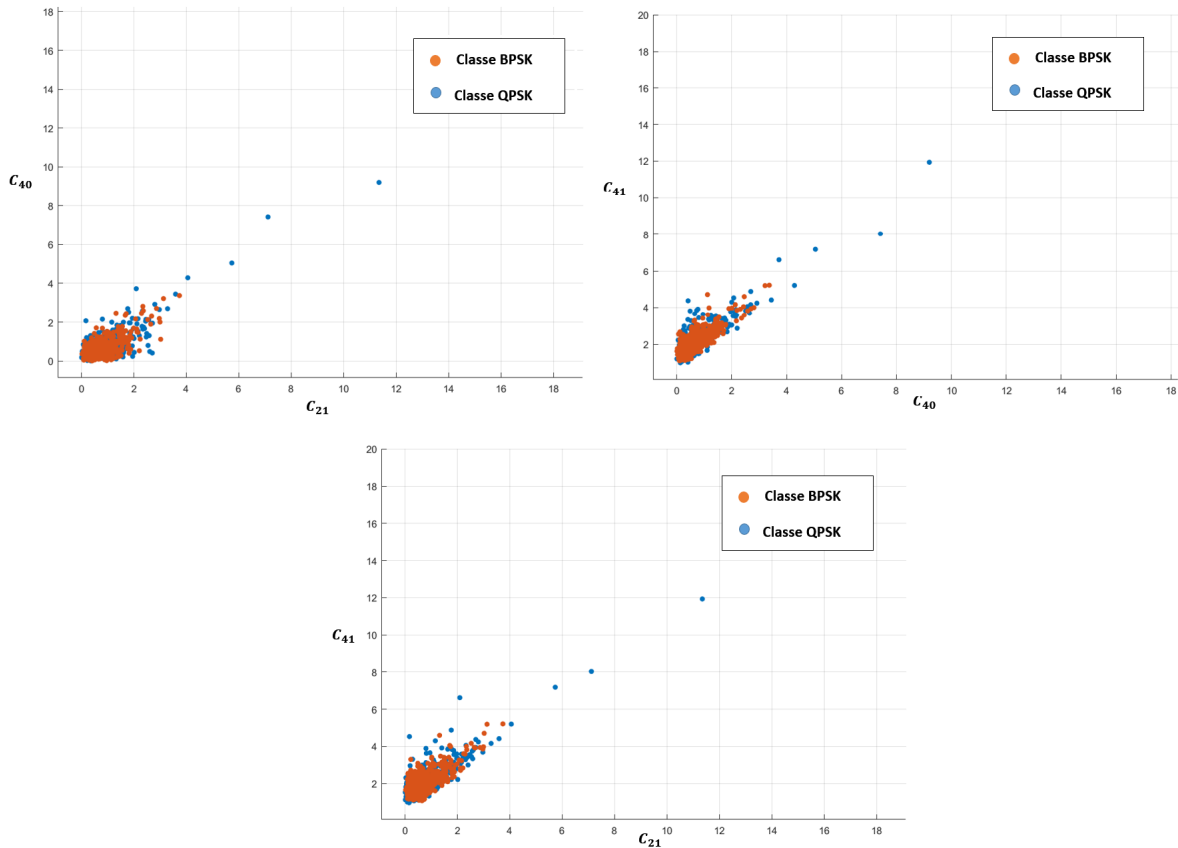


FIGURE IV.15: Nuages des données représentant les classes BPSK et QPSK dans différents plans de caractéristiques

M-PSK, les performances se dégradent sérieusement à ces niveaux, ou les trois classificateurs utilisés confondaient presque une fois sur deux les deux modulations (BPSK et QPSK).

Ces résultats sont renforcés par la figure IV.15. Les nuages de points correspondent aux données sur plusieurs plans, chacun est formé de deux caractéristiques de l'ensemble des caractéristiques. D'après cette figure, nous remarquons clairement que ces caractéristiques n'arrivent pas à séparer ces deux classes (BPSK, QPSK).

IV.2.4.2 Cas d'une liaison directe défavorable

Dans cette partie, nous considérons le cas où il n'y a pas de visibilité directe entre la source et la destination (cas NLOS). Par conséquent le signal provenant de la source sera ignoré et seuls les signaux provenant des relais seront considérés.

Dans un premier temps, nous considérons le cas où seulement un seul relais est utilisé afin de mettre en évidence l'importance du lien direct source-destination à travers les

performances de classification obtenues. Ensuite nous augmentons le nombre de relais pour tirer parti du gain de diversité obtenu par la diversité spatiale créée par les relais. Nous précisons que le classifieur utilisé est le SVM, en raison de ses performances supérieures à celles des deux autres classifieurs. L'ensemble des résultats obtenus est représenté sur la figure IV.16.

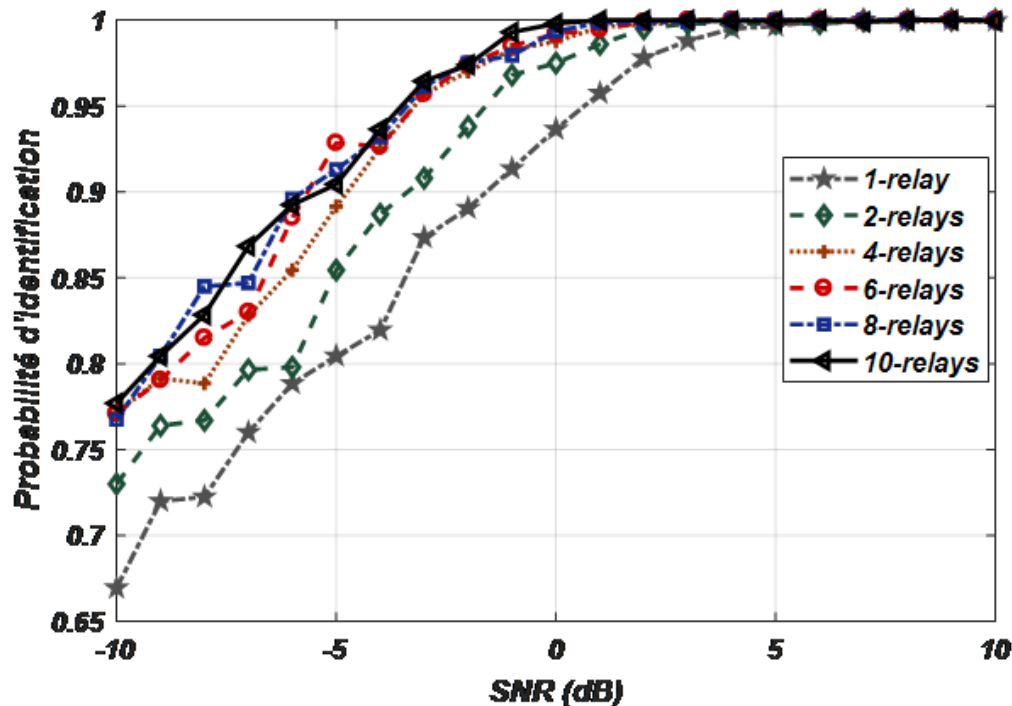


FIGURE IV.16: Impact de l'augmentation du nombre de relais sur les performances dans le cas NLOS

Comme prévu, les performances obtenues dans le cas où seulement un relais est utilisé pour transmettre l'information sont inférieures à celles obtenues en présence de lien direct source-destination. Cela montre que la perte du lien direct entraîne une dégradation des performances. Néanmoins, ces performances restent satisfaisantes et montrent un avantage majeur de l'utilisation des systèmes coopératifs, qui est de s'assurer toujours de l'existence d'un lien entre la source et la destination.

Les résultats obtenus montrent aussi que l'augmentation du nombre de relais améliore les performances de classification, et ceci est dû au gain de diversité obtenu par l'ajout des relais.

IV.3 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons effectué les simulations en deux parties. D'abord, nous nous sommes focalisés sur les systèmes coopératifs. Nous avons comparé les différentes stratégies de coopérations étudiés au chapitre II afin de déterminer celle à adopter pour étudier les performances de classifications de nos modèles dans un système coopératif.

Ensuite, en s'appuyant sur les résultats obtenus, nous avons choisi d'adopter la stratégie AAF-MRC lors des simulations des trois algorithmes de classification. Les résultats ont montré que le SVM est la modèle le plus performant.

Conclusion générale

La classification automatique de type de modulation joue un rôle essentiel dans l'optimisation de l'utilisation du spectre disponible et dans l'augmentation du débit de données des systèmes de communication. Cependant, les performances de ces systèmes de classification peuvent être sévèrement dégradées par les effets indésirables des canaux sans-fil, tel que le bruit et l'évanouissement dû aux trajets multiples. La communication coopérative est une solution puissante capable de surmonter ces défis.

L'objectif de ce projet de fin d'études est d'étudier les performances de la classification automatique de type de modulation dans le contexte des communications coopératives. Ces performances sont étudiées en faisant une étude comparative sur trois algorithmes de classification basés sur des techniques d'apprentissage automatique.

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

Le deuxième chapitre présente les principes des communications coopératives, ensuite différents protocoles utilisés au niveau des relais et plusieurs méthodes de combinaisons à la destination sont passés en revue.

Le troisième chapitre concerne la classification automatique de type de modulation, les deux grandes approches de la reconnaissance de modulation sont présentées : LB et FB. La première est expliquée brièvement, tandis que pour les approches FB, les

caractéristiques les plus utilisées sont mentionnées en mettant l'accent sur les statistiques d'ordre supérieur, car ce sont les caractéristiques retenues pour notre modèle. Enfin, les trois algorithmes de classification choisis (SVM, KNN et arbre de décision) sont présentés.

Le dernier chapitre présente les résultats obtenus lors des simulations. Les simulations ont été faites en deux parties :

Dans la première partie, les différentes méthodes de combinaisons et protocoles de transmission ont été comparés. Le protocole AAF présente de meilleures performances que le DAF dans le cas où aucune correction d'erreurs n'est utilisée au niveau du relais. Les méthodes de combinaisons SNRC et ESNRC ont donné les meilleurs performances, et ce, pour les deux protocoles de transmission utilisées. Néanmoins, avec le protocole AAF, la méthode MRC a donné des résultats très proches de ceux du obtenus avec les méthodes SNRC et ESNRC.

Dans la deuxième partie, les performances des trois classifieurs choisis (SVM, KNN, et arbre de décision) ont été évaluées. Les résultats obtenus sont satisfaisants, tous les classifieurs présentaient des bonnes performances même à des niveaux faibles de SNR. Les résultats ont montré aussi que le SVM est le modèle le plus performant des classifieurs considérés. Enfin, nous avons évalué les performances de classification à mesure qu'on augmentait le nombre de relais. Dans un premier temps nous avons constaté que les performances se sont dégradées dans le cas de l'utilisation d'un seul relais sans lien direct, mais restent toutefois acceptables. Montrant ainsi un avantage majeur de l'utilisation des systèmes coopératifs, qui est de s'assurer toujours de l'existence d'un lien entre la source et la destination.

Finalement, nous avons aussi constaté que l'augmentation du nombre de relais améliore les performances de classification, et ceci est dû au gain de diversité obtenu par l'ajout des relais.

Ce travail non exhaustif offre quelques perspectives que nous présenterons ci-dessous :

-
- Implémentation du système sur une plateforme SDR.
 - Etendre l'étude au cas où tous les noeuds sont équipés de multiple antennes.
 - Conception d'un classifieur aveugle, où les paramètres des canaux sont inconnus, en utilisant des méthodes d'estimation aveugles du canal.
 - Implémenter un classifieur basé sur les fonctions de vraisemblances et comparer ses résultats avec ceux que nous avons obtenu.

Bibliographie

- [1] John G. Proakis, Masoud Salehi, *Digital communications*, 5^{me} edition, McGraw Hill, 2007
- [2] K.L. Du et M.N.S. Swamy. "Wireless Communication Systems". In : Cambridge University Press, NewYork (fev. 2009).
- [3] M. A. Khalighi. "Iterative decoding and detection (turbo methods), principles and related algorithms". In : Report, INPG University, Grenoble, France (sept. 2002).
- [4] GOLDSMITH, Andrea. *Wireless communications*. Cambridge university press, 2005.
- [5] P.KADIONIK, BASES DE TRANSMISSIONS NUMERIQUES : Les modulations numériques, Ecole Nationale Supérieure ELECTRONIQUE, INFORMATIQUE & RADIOCOMMUNICATIONS, BORDEAUX, 2000
- [6] Philippe Mary. *Etude analytique des performances des systèmes radio-mobiles en présence d'évanouissements et d'effet de masque. Traitement du signal et de l'image [eess.SP]*. INSA de Lyon, 2008.
- [7] FAZEL, Khaled et KAISER, Stefan. *Multi-carrier and spread spectrum systems : from OFDM and MC-CDMA to LTE and WiMAX*. John Wiley & Sons, 2008.
- [8] W. Jakes, *Microwave Mobile Communications*. Massachussets, USA : Wiley-IEEE Press, 1994.

- [9] BORRA, Sai Krishna et CHAPARALA, Suman Krishna. Performance evaluation of OFDM system with Rayleigh, Rician and AWGN channels. *International Journal of Emerging Technology and Advanced Engineering*, 2013, vol. 3, no 3.
- [10] H.CHEHRI, Etude et caractérisation d'un canal de propagation pour les réseaux VANET ,Université du Québec En ABITIBI-TÉMISCAMINGUE, 2014
- [11] M. Abramowitz and I. Stegun, *Handbook of Mathematical Functions*. New york, USA : Dover Publications, 1970.
- [12] FORCE, S. Spectrum policy task force report. Federal Communications Commission ET Docket 02, vol. 135, 2002.
- [13] H. Liu, D. Yu, X. Kong, "A new approach to improve signal classification in low SNR environment in spectrum sensing," in *Proc. 3th Int. Conf. Cognitive Radio Oriented Wireless Networks and Commun. (CrownCom)*, May 15–17, 2008, pp. 1–5.
- [14] N. Madhavan al, "Spectrum sensing and modulation classification for cognitive radios using cumulants based on fractional lower order statistics," *AEU - Int. J. Electron. and Commun.*, vol. 67, no. 6, pp. 479–490, Jun. 2013
- [15] P. Sofotasios, E. Rebeiz, L. Zhang, T. Tsiftsis, D. Cabric, and S. Freear, "Energy detection based spectrum sensing over $-\mu$ and $-\mu$ extreme fading channels," *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 62, no. 3, pp. 1031– 1040, Mar. 2013
- [16] X. Zhang, F. Gao, R. Chai, and T Jiang, "Matched filter based spectrum sensing when primary user has multiple power levels," *China Commun.*, vol. 12, no. 2, pp. 21– 31, Feb. 2015.
- [17] M. Yang, Y. Li, X. Liu, and W. Tang, "Cyclostationary feature detection based spectrum sensing algorithm under complicated electromagnetic environment in cognitive radio networks," *China Commun.*, vol. 12, no. 9, pp. 35–44, Sep. 2015
- [18] M. Jin, Q. Guo, J. Xi, Y. Li, Y. Yu, and D. Huang, "Spectrum sensing using weighted covariance matrix in Rayleigh fading channels," *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 64, no. 11, pp. 5137–5148, Nov. 2015.

- [19] S. Jindal, D. Dass, and R. Gangopadhyay, "Wavelet based spectrum sensing in a multipath Rayleigh fading channel," in Proc. IEEE Twentieth Nat. Conf. Commun. (NCC), 2014, pp. 1–6.
- [20] J. Jiang, H. Sun, D. Baglee, and H. V. Poor, "Achieving autonomous compressive spectrum sensing for cognitive radios," IEEE Trans. Veh. Technol., vol. 65, no. 3, pp. 1281–1291, Mar. 2015.
- [21] M. Ramon, T. Atwood, S. Barbin, and C. Christodoulou, "Signal classification with an SVM-FFT approach for feature extraction in cognitive radio," in Proc. SBMO/IEEE MTT-S Int. Microwave and Optoelectronics Conf., Nov. 3–6, 2009, pp. 286–289.
- [22] D. Liu and J. Liu, "A novel signal recognition algorithm based on SVM in cognitive networks," in Proc. 12th IEEE Int. Conf. Commun. Technol. (ICCT), Nov. 11–14, 2010, pp. 1264–1267
- [23] Beibei Wang, K.J Ray Liu, "Advances in Cognitive Radio Networks : A survey", IEEE JOURNAL OF SELECTED TOPICS IN SIGNAL PROCESSING, Février 2011.
- [24] N. Björnsell, L. De Vito, and S. Rapuano, "A waveform digitizer-based automatic modulation classifier for a flexible spectrum management," Measurement, vol. 44, no. 6, pp. 1007–1017, July 2011
- [25] S. Rizvi, J. Mitchell, and N. Showan, "Analysis of security vulnerabilities and threat assessment in Cognitive Radio (CR) networks," in Proc. 8th IEEE Int. Conf. Appl. Inform. Commun. Technol. (AICT), Oct. 15–17, 2014, pp. 1–6.
- [26] H. BEN CHIKHA *Etude et Amélioration de Turbo-Codage Distribué pour les Réseaux Coopératifs* université valencienne et du hainaut cambrasis 2012.
- [27] C. Wang, X. Hong, X. Ge, X. Cheng, G. Zhang and J. Thompson, "Cooperative MIMO channel models : A survey," in IEEE Communications Magazine, vol. 48, no. 2, pp. 80–87, February 2010.

- [28] J. N. Laneman and G. W. Wornell, "Distributed space-time-coded protocols for exploiting cooperative diversity in wireless network," *IEEE Trans. on Inform. Theory*, vol. 49, no. 10, pp. 2415-2425, Oct. 2003.
- [29] M. A. H. A. F. M. Z. A. & P. M. G. *BER Performance Evaluation of a Cooperative Wireless Communication System with CDMA Implementation of Fixed Relaying Protocols* vol. 13, Global Journal of Computer Science and Technology Network, Web & Security, 2013.
- [30] NABAR, Rohit U., BOLCSKEI, Helmut, et KNEUBUHLER, Felix W. Fading relay channels : Performance limits and space-time signal design. *IEEE Journal on Selected Areas in communications*, 2004, vol. 22, no 6, p. 1099-1109.
- [31] LANEMAN, J. Nicholas, TSE, David NC, et WORNELL, Gregory W. Cooperative diversity in wireless networks : Efficient protocols and outage behavior. *IEEE Transactions on Information theory*, 2004, vol. 50, no 12, p. 3062-3080.
- [32] M. M. I. Md. Mahabub Hossain et Md. Dulal Haque, Performance Analysis of a Single Relay Cooperative Communication System with Different Diversity Protocol, vol. 7, BANGLADESH research publication journal ISSN, November - December, 2012.
- [33] Dobre, O. A., Abdi, A., Bar-Ness, Y., Su, W. (2007). Survey of automatic modulation classification techniques : Classical approaches and new trends. *IET Communications*, 1(2), 137–156.
- [34] H.-C. Wu, M. Saquib, and Z. Yun, "Novel automatic modulation classification using cumulant features for communications via multipath channels," *IEEE Trans. Wireless Commun.*, vol. 7, no. 8, pp. 3098C3105, Aug. 2008.
- [35] O. A. Dobre, A. Abdi, Y. Bar-Ness, and W. Su, "Cyclostationaritybased modulation classification of linear digital modulations in flat fading channels," *Wireless Personal Commun. J.*, vol. 54, no. 4, pp. 699C717, Sep. 2010
- [36] P. Prakasam and M. Madheswaran, "Modulation identification algorithm for adaptive demodulator in software defined radios using wavelet transform," *Int'l J. Signal Process.*, vol. 5, pp. 74C81, Jan. 2009.

- [37] Azzouz, E.E. and Nandi, A.K. (1995) Automatic identification of digital modulation types. *Signal Processing*, 47 (1), 55–69.
- [38] P. Panagiotou, A. Anastasopoulos, and A. Polydoros, "Likelihood ratio tests for modulation classification," in *Proc. IEEE MILCOM 2000*, pp. 670- 674.
- [39] F. Hameed, O. A. Dobre, and D. C. Popescu, "On the likelihoodbased approach to modulation classification," *IEEE Trans. Wireless Commun.*, vol. 8, pp. 5884 - 5892, Dec. 2009.
- [40] K.Hassan, al. Automatic Modulation Recognition Using Wavelet Transform and Neural in Wireless Systems. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 2010 .
- [41] Gardner, W.A. (1994) *Cyclostationarity in Communications and Signal Processing*, IEEE Press, New York.
- [42] Spooner, C.M. (1996) Classification of co-channel communication signals using cyclic cumulants. *1995 Conference Record of the Twenty-Ninth Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers*, 30 October–1 November 1995, vol. 1, pp. 531–536
- [43] P. McCullagh, *Tensor Methods in Statistics*. Chapman Hall, 1987.
- [44] N. Geisinger, "Classification of digital modulation schemes using linear and non-linear classifiers," Master's thesis, Naval Postgraduate School, California, 2010.
- [45] Swami, A. and Sadler, B. M. (2000) Hierarchical Digital Modulation Classification Using Cumulants. *IEEE Transactions on Communications*, 48 (3), 416–429.
- [46] N. Altman, "An introduction to kernel and nearest-neighbor nonparametric regression," *The American Statistician*, vol. 46, no. 3, pp. 175–185, August 1992
- [47] C. Cortes and V. Vapnik, "Support-vector networks," *Machine learning*, vol. 20, no. 3, pp. 273–297, September 1995
- [48] Dietterich, T.G. and Bakiri, G., Solving multiclass learning problems via error-correcting output codes. *Journal of Artificial Intelligence Research*. v2. 263-286.

-
- [49] Quinlan, J. R., (1986). Induction of Decision Trees. Machine Learning 1 : 81-106,
Kluwer Academic Publishers