

République Algérienne Démocratique et Populaire

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

**THESE**  
Présentée  
A L'UNIVERSITE DE TLEMCEM  
FACULTE DE TECHNOLOGIE  
DEPARTEMENT DE TELECOMMUNICATIONS  
Pour l'obtention du diplôme de  
DOCTORAT  
Spécialité : "Télécommunications"  
Par : Sofya BOUCHENAK

---

*Étude et analyse des techniques de classification des types de modulations  
utilisées dans les systèmes MIMO et MASSIVE MIMO*

---

Devant les membres du jury

BORSALI Ahmed Riad	Professeur	Université de Tlemcen	Président
MERZOUGUI Rachid	Professeur	Université de Tlemcen	Directeur
HARROU Fouzi	Chercheur	Univ. du Roi Abdallah A. Saoudite	Co-directeur
HADJILA Mourad	MCA	Université de Tlemcen	Examineur
BOUASSRIA Fatima	Professeur	Université de Saida	Examinatrice
BOUYEDDOU Benamar	MCA	Université de Saida	Examineur

Année universitaire 2023/2024



*Systèmes et Technologies de  
l'Information et de la Communication*

# *Dédicaces*

*Je dédie ce modeste travail à mon  
cher mari, mes enfants et toute ma famille*

# Remerciement

Au nom d'ALLAH *le Tout Miséricordieux, à qui je dois tout,*

Ce travail s'inscrit dans le cadre d'un projet de recherche mené au niveau du Laboratoire des Systèmes et Technologies de l'Information et de la Communication (STIC), Département de Télécommunications de la Faculté de Technologie de l'Université Abou-Bekr Belkaïd–Tlemcen, sous la direction de Monsieur le professeur Rachid MERZOUGUI, je tiens à lui exprimer mes sincères remerciements pour son dévouement sa générosité ses conseils et son aide.

Je tiens à remercier Dr Fouzi HARROU, Chercheur scientifique à la Division des sciences et de l'ingénierie informatiques, électriques et mathématiques, Université des sciences et technologies du Roi Abdallah Arabie Saoudite. Je lui exprime mes reconnaissances pour m'avoir fait bénéficié de ses compétences scientifiques, ses qualités humaines, sa disponibilité, sa générosité et pour ses qualités humaines.

Je remercie également Monsieur Riad BORSALI, Professeur à l'Université Abou-Bekr Belkaïd de Tlemcen, qui a accepté de juger ce travail, d'avoir accepté de présider le jury de cette thèse, ainsi que pour ses précieux conseils et encouragements.

Je remercie sincèrement Mme Fatima BOUASSRIA, Professeur à l'université de Saida et doyenne de notre faculté pour son aide sa disponibilité sa générosité et ses qualités humaines J'adresse mes sincères remerciements à Mr Benamar BOUYEDDOU, Maitre de conférence à l'université de Saida pour son aide, son soutien et sa disponible. De même je remercie Mr Mourad HADJILA, maitre de conférence à l'université de Tlemcen d'avoir accepté d'examiner ce travail.

J'exprime par ailleurs toute ma sympathie à l'ensemble des membres du Laboratoire des Systèmes et Technologies de l'Information et de la Communication, de Tlemcen plus particulièrement au Professeur Mohamed FEHAM. Il me serait impossible de terminer sans adresser une pensée chaleureuse à mes parents, mes beaux-parents et plus particulièrement mon mari et mes enfants.

## Résumé

L'évolution rapide des systèmes de télécommunications et des réseaux mobiles, conjuguée à la demande croissante des utilisateurs en matière de débit et de bande passante, ouvre de nouvelles perspectives de recherche. L'avènement de la 5G a véritablement révolutionné le domaine des réseaux mobiles, offrant des vitesses de connexion impressionnantes et une flexibilité architecturale inédite. La technologie Massive MIMO (Multiple-Input Multiple-Output) est particulièrement utilisée pour surmonter les limitations liées aux bandes de fréquences. En exploitant l'orthogonalité des systèmes Massive MIMO, il est possible de minimiser les effets de l'affaiblissement du signal. Cependant, l'implémentation du Massive MIMO peut générer d'importantes interférences en raison du grand nombre d'antennes sur une petite matrice. Le *beamforming* est alors introduit comme solution pour atténuer ce problème.

Dans cette optique, les techniques hybrides de *beamforming* en 5G ont attiré l'attention des chercheurs. Une étude est menée pour évaluer les performances de ces systèmes dans différents scénarios, en prenant en compte des paramètres tels que le nombre d'antennes à l'émission et à la réception, ainsi que le nombre d'utilisateurs présents dans la cellule.

Un deuxième objectif de cette recherche est d'étudier et de mettre en œuvre une technique de classification des types de modulations utilisées dans un système Massive MIMO. Une approche flexible et semi-supervisée basée sur l'apprentissage profond est proposée pour l'identification automatique des modulations. Cette méthode combine les capacités d'extraction de caractéristiques du modèle GAN (Generative Adversarial Network) avec le schéma de détection d'anomalies semi-supervisé, la machine à vecteurs de support pour une seule classe (1SVM).

L'ensemble de données utilisé comprend différentes modulations numériques et analogiques largement employées dans les systèmes de communications sans fil. Cette approche permet de démontrer l'efficacité des méthodes basées sur l'apprentissage profond pour la classification des modulations.

Ces travaux de recherche sont menés au sein de l'équipe SIS (Systèmes Intelligents et Services) du laboratoire de recherche des Systèmes et Technologies de l'Information et de la Communication (STIC) de l'Université de Tlemcen. Ils contribuent à l'avancement des connaissances dans le domaine des réseaux mobiles et des communications sans fil, tout en offrant des solutions pratiques pour améliorer les performances des systèmes existants.

**Mots clés :** Massive MIMO, hybrid beamforming, 5G, Reconnaissance de modulation, systèmes MIMO, apprentissage profond, GAN, 1SVM

## Abstract

The rapid evolution of telecommunications systems and mobile networks, coupled with the growing user demand for higher speeds and bandwidth, opens up new research opportunities. The advent of 5G has truly revolutionized the field of mobile networks, offering impressive connection speeds and unprecedented architectural flexibility. The Massive MIMO (Multiple-Input Multiple-Output) technology is particularly used to overcome limitations related to frequency bands. By exploiting the orthogonality of Massive MIMO systems, it is possible to minimize the effects of signal attenuation. However, the implementation of Massive MIMO can generate significant interference due to the large number of antennas on a small array. *Beamforming* is then introduced as a solution to mitigate this problem.

In this context, hybrid *beamforming* techniques in 5G have attracted researchers' attention. A study is conducted to evaluate the performance of these systems in different scenarios, taking into account parameters such as the number of antennas at transmission and reception, as well as the number of users present in the cell.

A second objective of this research is to study and implement a technique for classifying the types of modulations used in a Massive MIMO system. A flexible and semi-supervised approach based on deep learning is proposed for automatic modulation identification. This method combines the feature extraction capabilities of the GAN (Generative Adversarial Network) model with the semi-supervised anomaly detection scheme, the One-Class Support Vector Machine (1SVM).

The dataset used includes various digital and analog modulations widely employed in wireless communication systems. This approach demonstrates the effectiveness of deep learning-based methods for modulation classification.

This research is conducted within the ISS (Intelligent System and Services) team of the Systems and Information and Communication Technologies (SICT) research laboratory at the University of Tlemcen. It contributes to the advancement of knowledge in the field of mobile networks and wireless communications, while providing practical solutions to improve the performance of existing systems.

**Keywords:** Massive MIMO, hybrid beamforming, 5G. Modulation recognition, MIMO systems, deep learning, GAN, 1SVM

## ملخص

إن التطور السريع لأنظمة الاتصالات وشبكات الهاتف المحمول، بالإضافة إلى زيادة طلب المستخدمين على السرعة وعرض النطاق الترددي، يفتح فرصاً بحثية جديدة. لقد أحدث ظهور تقنية الجيل الخامس (5G) ثورة حقيقية في مجال شبكات الهاتف المحمول، حيث يوفر سرعات اتصال مذهلة ومرونة معمارية غير مسبوقة.

يتم استخدام تقنية MIMO الضخمة (مدخلات متعددة ومخرجات متعددة) بشكل خاص للتغلب على قيود نطاق التردد. من خلال استغلال التعامد لأنظمة MIMO الضخمة، من الممكن تقليل تأثيرات توهين الإشارة. ومع ذلك، فإن تطبيق Massive MIMO يمكن أن يولد تداخلاً كبيراً بسبب العدد الكبير من الهوائيات الموجودة على مصفوفة صغيرة. ثم يتم تقديم Beamforming كحل للتخفيف من هذه المشكلة.

ومع أخذ ذلك في الاعتبار، جذبت تقنيات تشكيل الشعاع الهجين في شبكات الجيل الخامس انتباه الباحثين. ويتم إجراء دراسة لتقييم أداء هذه الأنظمة في سيناريوهات مختلفة، مع الأخذ في الاعتبار معلمات مثل عدد هوائيات الإرسال والاستقبال، وكذلك عدد المستخدمين الموجودين في الخلية. الهدف الثاني لهذا البحث هو دراسة وتنفيذ تقنية لتصنيف أنواع التشكيلات المستخدمة في نظام MIMO الضخم. يُقترح نهج مرن وشبه خاضع للإشراف يعتمد على التعلم العميق للتعرف التلقائي على التشكيلات. تجمع هذه الطريقة بين إمكانات استخراج الميزات لنموذج شبكة الخصومة التوليدية (GAN) ونظام اكتشاف الشذوذ شبه الخاضع للإشراف، وآلة ناقل الدعم من فئة واحدة (SVM1).

تشتمل مجموعة البيانات المستخدمة على تعديلات رقمية وتناظرية مختلفة مستخدمة على نطاق واسع في أنظمة الاتصالات اللاسلكية. يتيح هذا النهج إثبات فعالية الأساليب القائمة على التعلم العميق لتصنيف التعديل. يتم تنفيذ هذا العمل البحثي ضمن فريق SIS (الأنظمة والخدمات الذكية) التابع لمختبر أبحاث أنظمة وتقنيات المعلومات والاتصالات (ICST) بجامعة تلمسان. وهي تساهم في تطوير المعرفة في مجال شبكات الهاتف المحمول والاتصالات اللاسلكية، مع تقديم حلول عملية لتحسين أداء الأنظمة الحالية.

**الكلمات الرئيسية:** MIMO الضخم، تشكيل الشعاع الهجين، 5G، التعرف على التعديل، أنظمة MIMO، التعلم العميق، GAN، SVM1

## Table des matières

Dédicaces .....	I
Remerciement .....	II
Résumé .....	III
Abstract .....	IV
ملخص.....	V
Table des matières.....	VI
Table des figures .....	XI
Liste des tableaux .....	XII
Glossaire .....	XIII
Introduction générale.....	1

## Chapitre I: Les réseaux 5G

I.1-Introduction.....	5
I.2-Évolution des réseaux cellulaires .....	5
I.2.1.-1G .....	6
I.2.2-2G .....	6
I.2.3-2,5G et 2,75G .....	6
I.2.4-3G .....	6
I.2.5-3,5G.....	7
I.2.6-4G.....	7
I.2.7-5G.....	7
I.2.8-6G .....	8
I.3-Présentation du système 5G .....	9
I.3.1-Architecture du réseau cellulaire 5G .....	11
I.3.3-Exigences et défis de la 5G .....	13
I.5-Technologies clés habilitantes pour les réseaux 5G et au-delà.....	20
I.5.1-Ondes millimétriques .....	21
I.5.2-Bande sub-millimétrique ou bande Terahertz .....	21
I.5.3-Petites cellules ou réseaux hétérogènes .....	22
I.5.4-Beamforming .....	23
I.5.5-Architecture centrée sur les appareils .....	24
I.5.6-Full Duplex .....	25
I.5.7-Communication par lumière visible.....	25
I.5.8-Massive MIMO .....	26
I.5.8.1-Transmission en liaison montante.....	27
I.5.8.2-Transmission en liaison descendante .....	29
I.5.8.3-Avantages du Massive MIMO pour les réseaux 5G et au-delà .....	29

<b>I.6-Conclusion .....</b>	<b>30</b>
-----------------------------	-----------

## **Chapitre II: Techniques MIMO, MASSIVE MIMO & Hybrid Beamforming**

<b>II.1-Introduction .....</b>	<b>33</b>
<b>II.2-Principes du MIMO .....</b>	<b>33</b>
<b>II.3-MIMO multi-utilisateurs .....</b>	<b>35</b>
<b>II.3.1-SU-MIMO .....</b>	<b>35</b>
<b>II.3.2-MU-MIMO .....</b>	<b>35</b>
<b>II.4-Technique MIMO .....</b>	<b>36</b>
<b>II.4.1-Multiplexage spatial des canaux MIMO déterministes .....</b>	<b>37</b>
<b>II.5-Évolution de MIMO vers Massive MIMO .....</b>	<b>38</b>
<b>II.6-MASSIVE MIMO .....</b>	<b>41</b>
<b>II.6.1-Flux de données en liaison montante .....</b>	<b>42</b>
<b>II.6.2-Flux de données en liaison descendante .....</b>	<b>43</b>
<b>II.7-Traitement linéaire .....</b>	<b>44</b>
<b>II.7.1-Récepteur linéaire (en liaison montante) .....</b>	<b>45</b>
<b>II.7.2-Précodage linéaire en liaison descendante .....</b>	<b>47</b>
<b>II.8-Estimation de canal .....</b>	<b>48</b>
<b>II.8.1-Protocole FDD .....</b>	<b>48</b>
<b>II.8.2-Protocole TDD .....</b>	<b>48</b>
<b>II.9-Formation des faisceaux .....</b>	<b>49</b>
<b>II.10-Modulations Massive MIMO .....</b>	<b>53</b>
<b>II.10.1-Modulations analogiques .....</b>	<b>53</b>
<b>II.10.2-Modulations Numériques dans les Systèmes Massive MIMO .....</b>	<b>58</b>
<b>II.11-Conclusion .....</b>	<b>62</b>

## **Chapitre III: Méthodologies**

<b>III.1-Introduction .....</b>	<b>64</b>
<b>III.1.2-Présentation de la méthodologie du système hybrid beamforming Massive MIMO .....</b>	<b>64</b>
<b>III.1.3-Le beamforming dans le système de communication 5G .....</b>	<b>66</b>
<b>III.1.4-Analyse des Techniques de Formation de Faisceaux : DBF vs ABF .....</b>	<b>67</b>
<b>III.1.5-Implémentation du beamforming hybride .....</b>	<b>68</b>
<b>III.2.1-Techniques de Classification de la Modulation dans les Systèmes Massive MIMO .....</b>	<b>71</b>
<b>III.2.2-Détection et classification de la modulation dans les Systèmes MIMO .....</b>	<b>72</b>

<b>III.2.3-Contribution</b> .....	74
<b>III.2.4-Apprentissage profond dans les systèmes de communication</b> .....	75
<b>III.2.5-Travaux connexes</b> .....	77
<b>III.2.6-Méthodologie</b> .....	81
<b>III.2.7-Cadre proposé</b> .....	88
<b>III.2.8-Conclusion</b> .....	91

## **Chapitre IV- Résultats et discussions**

<b>IV.1-Introduction</b> .....	93
<b>IV.2-Étude et évaluation des performances d'un système hybrid beamforming Massive MIMO pour la 5G</b> .....	94
<b>IV.2.1-Introduction</b> .....	94
<b>IV.2.2-Réponse 3D du système</b> .....	95
<b>IV.2.3-Analyse de l'Impact du nombre d'utilisateurs sur les performances des modulations</b> .....	95
<b>IV.2.4-Analyse de l'Impact du SNR sur l'EVM pour Différents types de modulations</b> ...	98
<b>IV.3-Évaluation des méthodes d'Identification des modulations</b> .....	99
<b>IV.3.1-Introduction</b> .....	99
<b>IV.3.2-Description des données</b> .....	99
<b>IV.3.3-Difficultés de Discrimination Visuelle des Signaux de Modulation et Importance des Méthodes Automatiques</b> .....	100
<b>IV.3.4-Identification de la modulation</b> .....	102
<b>IV.3.5-Intégration de la Couche Softmax pour l'Amélioration des Performances de Classification</b> .....	103
<b>IV.3.6-Évaluation des Détecteurs 1SVM Non Supervisés Basés sur GAN, RBM et DBN pour la Discrimination de Modulation dans les Systèmes MIMO</b> .....	105
<b>IV.3.7-Évaluation des Performances et de la Complexité Temporelle des Modèles GAN, RBM et DBN pour la Détection de Modulation</b> .....	110
<b>IV.3.8-Analyse de la Complexité Computationnelle des Modèles GAN, DBN et RBM pour l'Identification de modulation</b> .....	111
<b>IV.3.9-Comparaison avec l'état de l'art</b> .....	112
<b>IV.3.10-Conclusion</b> .....	114
<b>Conclusion générale</b> .....	117

## Table des figures

Figure I.1. Evolution de la communication mobile de la 1G à la 5G .....	5
Figure I.2. Facteurs contribuant à une augmentation accrue du trafic de données sans fil ....	8
Figure I.3. Cas d'utilisation de la 5G .....	10
Figure I.4. Comparaison entre les débits de données 3G, 4G et 5G .....	10
Figure I.5. Architecture du réseau cellulaire 5G .....	13
Figure I.6. Exigences de spécification pour la technologie 5G .....	16
Figure I.7. Technologies clés habilitantes pour les réseaux 5G et au-delà .....	21
Figure I.8. Bande d'ondes millimétriques et térahertz .....	22
Figure I.9. Beamforming massive MIMO .....	23
Figure I.10. Architecture centrée sur les appareils .....	25
Figure I.11. Technologie Full Duplex .....	25
Figure I.12. Liaison montante et descendante Massive MIMO .....	27
Figure I.13. Opération massive MIMO en liaison montante et en liaison descendante. (a) Liaison montante (b) Liaison descendante .....	28
Figure II.1. (a) Une tour de station de base cellulaire avec plus leurs antennes, (b) un point d'accès Wi-Fi avec plus leurs antennes .....	34
Figure II.2. (a) MIMO mono-utilisateur, (b) MIMO multi-utilisateurs .....	35
Figure II.3. Multiple-input multiple-output (MIMO) .....	36
Figure II.4. Matrice de canaux MIMO .....	37
Figure II.5. Matrice de canaux un à un .....	38
Figure II.6. Prétraitement au TX et post-traitement au RX .....	38
Figure II.7. Massive MIMO .....	42
Figure II.8. Schéma bloc de la détection linéaire à la station de base .....	44
Figure II.9. Schéma bloc du précodage linéaire au niveau de la station de base .....	47
Figure II.10. Protocole de transmission TDD .....	49
Figure II.11. (a) Formateur de faisceau analogique émetteur, (b) Formateur de faisceau numérique émetteur complet .....	52
Figure II.12. Exemple d'une architecture Hybrid Beamforming .....	52
Figure III.1.1. Émetteur de beamforming pour M éléments d'antenne .....	66
Figure III.1.2. Architectures ABF et DBF .....	68
Figure III.1.3. Diagramme fonctionnel du modèle de sondage de canal .....	69
Figure III.1.4. Architecture de transmission des données .....	70
Figure III.1.5. Architecture de transmission et de réception de données .....	71
Figure III.2.1. Cadre de traitement de modèle de signal .....	82
Figure III.2.2. Exemple illustratif d'une procédure de modulation .....	83
Figure III.2.3. Architecture du GAN .....	84
Figure III.2.4. Une illustration basique de la procédure 1SVM .....	87
Figure III.2.5. Illustration du cadre d'identification de la modulation .....	89
Figure III.2.6. Illustration du cadre d'identification de la modulation basé sur GAN-1SVM .....	90
Figure IV.2.1. Diagramme de réponse 3D .....	95
Figure IV.2.2. La relation entre le nombre d'utilisateurs et le taux d'erreur binaire (BER) pour différentes modulations (32 utilisateurs) .....	96
Figure IV.2.3. Valeurs d'EVM en fonction du nombre d'antennes d'émission .....	97
Figure IV.2.4. Valeurs d'EVM en fonction du nombre d'antennes de réception .....	97
Figure IV.3. 1. Exemple de signaux reçus de différents types de modulation : (a) BFSK, (b) CPFSK, (c) PAM4, (d) AM-DSB, (e) AM-SSB, et (f) WB-FM .....	101
Figure IV.3.2. Valeurs AUC moyennes par modulation .....	110
Figure IV.3.3. Valeurs AUC moyennes par méthode .....	110

## Liste des tableaux

Tableau II.1. Compraison entre les différentes modulations.....	62
Tableau III.2.1. Une matrice de confusion $2 \times 2$ .....	91
Tableau IV.2.1. Valeurs d'EVM pour différentes modulations avec différentes valeurs de SNR .....	98
Tableau IV.3.1. Paramètres ajustés dans les approches étudiées .....	103
Tableau IV.3.2. Résultats de classification multiclasse utilisant Softmax basé sur RBM.....	104
Tableau IV.3.3. Résultats de classification multiclasse utilisant Softmax basé sur DBN .....	105
Tableau IV.3.4. Résultats de classification multiclasse utilisant Softmax basé sur GAN .....	105
Tableau IV.3.5. Résultats de classification multiple utilisant SVM à base de RBM .....	1077
Tableau IV.3.6. Résultats de classification multiple utilisant SVM à base de DBN.....	1088
Tableau IV.3.7. Résultats de classification multiple utilisant SVM à base de GAN .....	109
Tableau IV.3.8. Comparaison avec les méthodes de pointe.....	1133

## **Glossaire**

**1SVM:** One-Class Support Vector Machine

**3GPP:** 3rd Generation Partnership Project

### **A**

**ABF:** Analog Beamforming

**AKA:** Authentication and Key Agreement

**AM-DSB:** Amplitude Modulation Double Side Band

**AMPS:** Advanced Mobile Phone System

**AM-SSB:** Amplitude Modulation Single Side Band

### **B**

**BER:** Bit Error Rate

**BFSK:** Binary Frequency-Shift Keying

**BPSK:** Binary Phase-Shift Keying

**BS:** Base Station

### **C**

**CDMA:** Code Division Multiple Access

**CNN:** Convolutional Neural Network

**CPE:** Control Plane Entity

**CPFSK:** Continuous Phase Frequency-Shift Keying

**CSI:** Channel State Information

### **D**

**D2D:** Device to Device

**DBF:** Digital Beamforming

**DBN:** Deep Belief Network

**DL:** Downlink

**DTE:** Distribution Test Ensemble

## **E**

**EDGE:** Enhanced Data rates for GSM Evolution

**EM:** Expectation-Maximization

**EVM:** Error Vector Magnitude

## **F**

**FDD:** Frequency Division Duplex

**FDMA:** Frequency Division Multiple Access

## **G**

**GAN:** Generative Adversarial Network

**GPRS:** General Packet Radio Service

**GRU:** Gated Recurrent Unit

**GSM:** Global System for Mobile Communications

## **H**

**HPBW:** Half-Power BeamWidth

**HSDPA:** High-Speed Downlink Packet Access

## **I**

**ICA:** Independent Component Analysis

**IEEE:** Institute of Electrical and Electronics Engineers

**IoT:** Internet of Things

**ITU G.hn:** International Telecommunication Union G.hn

## **J**

**JADE:** Joint Approximate Diagonalization of Eigen matrices

**JSDM:** Joint Spatial Division Multiplexing

## **L**

**LAN:** Local Area Network

**LED:** Light Emitting Diode

**LSTM:** Long Short-Term Memory

**LTE:** Long-Term Evolution

## **M**

**M2M:** Machine to Machine

**MAC:** Media Access Control

**MC:** Modulation classification

**MIMO:** Multiple Input Multiple Output

**MITM:** Man-In-The-Middle

**MMS:** Multimedia Messaging Service

**MMSE:** Minimum Mean Square Error

**MRC:** Maximum Ratio Combining

**MU-MIMO:** Multi-User Multiple Input Multiple Output

## **N**

**NFV:** Network Functions Virtualization

**NMTS:** Nordic Mobile Telephone System

**NRF:** Network Resource Function

## **P**

**PAM4:** Pulse Amplitude Modulation with 4 Levels

**PSK:** Phase-Shift Keying

## **Q**

**QAM:** Quadrature Amplitude Modulation

**QPSK:** Quadrature Phase-Shift Keying

## **R**

**RAM:** Random Access Memory

**RAN:** Radio Access Network

**RBM:** Restricted Boltzmann Machine

## **S**

**SDMA:** Spatial Division Multiple Access

**SISO:** Single Input Single Output

**SNR:** Signal-to-Noise Ratio

**SU-MIMO:** Single-User Multiple Input Multiple Output

**SVD:** Singular Value Decomposition

**SVM:** Support Vector Magnitude

## **T**

**TDD:** Time Division Duplex

**TDMA:** Time Division Multiple Access

**UMTS:** Universal Mobile Telecommunications System

## **U**

**UPE:** User Plane Entity

**UPE:** User Plane Entity

**UT:** User Terminal

## **V**

**V2V:** Vehicle to Vehicle

**VLC:** Visible Light Communication

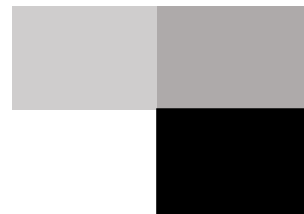
## **W**

**WB-FM:** Wideband Frequency Modulation

**WCDMA:** Wideband Code Division Multiple Access

**Wi-Fi:** Wireless Fidelity

**WiMAX:** Worldwide Interoperability for Microwave Access



# Introduction générale



Actuellement, la cinquième génération de communications mobiles (5G) présente de grandes promesses dans divers domaines. Elle répond à la demande croissante de réseaux mobiles avec des vitesses de données atteignant plusieurs gigabits par seconde et une faible latence. De plus, elle assure des services ultra fiables, tels que la sécurité publique, la communication entre véhicules, la chirurgie à distance, et bien d'autres applications encore.

Pour maximiser tous ces avantages, la technologie 5G dispose de fonctionnalités remarquables telles que le Massive MIMO, le *beamforming* 3D, l'utilisation de mmWave. Ces innovations augmentent la zone de couverture et la capacité utilisateur du réseau tout en le rendant plus fiable. Le Massive MIMO alors a pris son origine comme une extension d'un système MIMO multi-utilisateur et est devenu l'une des technologies clés de la 5G.

### Contribution de la thèse

Bien que cette technologie présente de nombreux avantages, des améliorations peuvent être apportées afin d'exploiter au maximum la potentialité du Massive MIMO. Dans ce contexte, nous analysons un système hybride *Beamforming* dans le Massive MIMO en se basant sur les paramètres caractérisant la qualité de transmission tels qu'EVM (Error Vector Magnitude) et BER (Bit Error Rate). Pour cela nous proposons des scénarios qui spécifient le type de modulation offrant les meilleures performances.

L'intérêt pour les modulations utilisées dans un système massive MIMO, nous a poussés à s'orienter vers la classification des types de modulation utilisés dans les systèmes MIMO dans la deuxième contribution. À cet effet, nous implémentons une nouvelle association entre le GAN et le classifieur 1SVM. Il s'agit de déterminer les paramètres de précision liés à cette implémentation et faire une comparaison avec d'autres méthodes déjà réalisées.

### Organisation de la thèse

Cette thèse est organisée en quatre chapitres, nous présentons l'essentiel des chapitres dans ce qui suit :

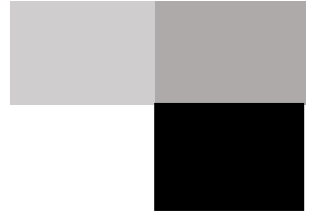
Le premier chapitre propose une vue d'ensemble complète de la technologie 5G. Il présente ses caractéristiques et son architecture, ainsi que les composants clés de cette technologie. L'importance de la technique Massive MIMO pour ces réseaux y est également soulignée.

L'objectif du *deuxième chapitre* est d'explorer les principes et les différentes configurations du MIMO. Puis nous abordons le passage vers le massive MIMO ainsi que l'importance de l'intégration des technique *beamforming* pour réduire les interférences du nombre important d'antennes utilisées dans ce contexte.

Dans le *troisième chapitre* nous présentons les motivations, les contributions et les méthodologies de deux principales contributions de la thèse. La première partie décrit une contribution axée sur la définition d'un système de *beamforming* hybride Massive MIMO tout en exposant le modèle sur lequel nous sommes basés pour effectuer ce travail sous MATLAB. La seconde partie se concentre sur une approche innovante pour détecter et classifier la modulation dans les systèmes MIMO en utilisant des techniques d'apprentissage profond. Cette section se focalise sur les méthodes utilisées à cet effet et explore les modèles de réseaux génératifs antagonistes (GAN) et les détecteurs basés sur 1SVM utilisés dans cette approche. La méthodologie propose une solution semi-supervisée, appelée détecteur GAN-1SVM.

Le dernier chapitre expose des simulations sous MATLAB qui évaluent un système de *beamforming* hybride Massive MIMO, optimisant la directivité du signal tout en minimisant les interférences. L'étude vise à estimer les performances de ce système sous différents scénarios. Les paramètres de simulations permettent de déterminer le type de modulation qui présente les meilleures performances. En outre, nous mettons en évidence les défis de la discrimination visuelle des signaux de modulation face au bruit et aux imperfections du canal, soulignant ainsi l'importance des méthodes automatiques. Deux expériences ont comparé l'approche GAN-1SVM avec les modèles DBN (Deep Belief Network) et RBM (Restricted Boltzmann Machine), montrant la supériorité du GAN-1SVM dans les deux cas.

Enfin, la *conclusion générale* et les *perspectives* de ce travail sont présentées, en résumant les principales contributions et en présentant nos futurs travaux de recherche.



# Chapitre I

## Les réseaux 5G



## I.1-Introduction

Avec la mondialisation, les réseaux actuels sont soumis à une demande de trafic croissante, ce qui nécessite le déploiement de systèmes cellulaires sur des distances relativement courtes et l'installation généralisée de réseaux locaux sans fil (LAN). En parallèle avec cette expansion du service haut débit mobile, l'émergence de nouveaux concepts comme l'Internet des objets (IoT) et la communication machine à machine (M2M) contribue également à l'essor du trafic sans fil. Cette expansion mondiale des services cellulaires a entraîné une intégration croissante des données mobiles dans la vie quotidienne des utilisateurs de téléphones portables. Des services tels que les appels vidéo, les jeux en ligne et les applications de médias sociaux comme Facebook, Twitter et WhatsApp ont profondément transformé nos modes de vie, grâce aux capacités offertes par les générations successives de technologies cellulaires, notamment la troisième (3G), la quatrième (4G) et la cinquième (5G).

Dans cette partie, nous présentons l'évolution des générations des systèmes Radio mobiles, puis nous présentons la technologie 5G.

## I.2-Évolution des réseaux cellulaires

L'ère des communications mobiles a commencé au début des années 1980 et depuis lors, les communications mobiles ont connu une croissance considérable au cours des dernières décennies. Les réseaux cellulaires ont évolué de la 1G à la 5G et au-delà. Tous les réseaux cellulaires sont composés de stations de base, d'équipements utilisateur (téléphones) et de réseaux centraux. L'évolution de la 1G à la 6G est résumée dans la figure I.1[1].

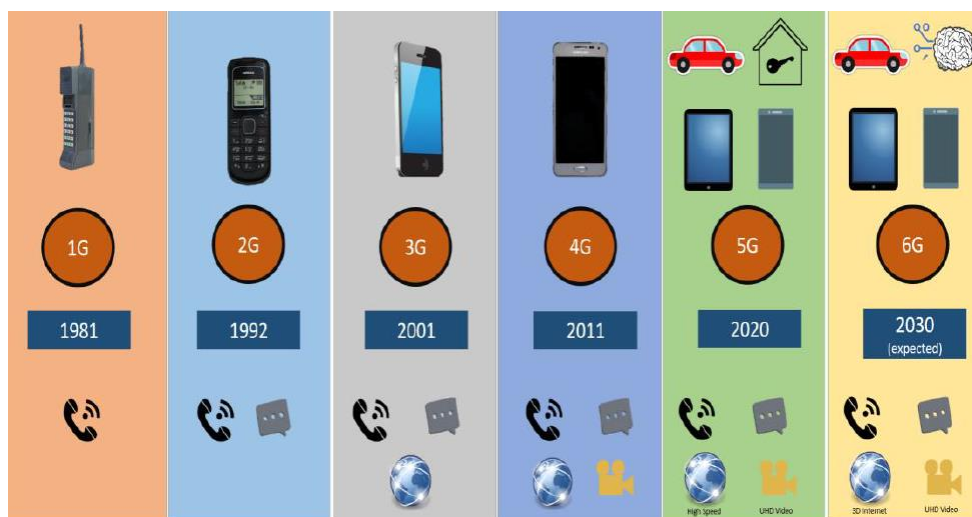


Figure I.1. Evolution de la communication mobile de la 1G à la 5G [1]

### **I.2.1.-1G**

Les réseaux mobiles 1G ont été introduits au début des années 1980 et utilisaient des signaux analogiques pour les services uniquement vocaux. Les systèmes 1G utilisaient l'accès multiple par répartition en fréquence (FDMA) et offraient des débits de données allant jusqu'à 2,4 kbps. Leur qualité de voix était médiocre en raison d'interférences élevées. Les systèmes 1G comprenaient les systèmes de téléphonie mobile avancés (AMPS), le système de communication à accès total (TACS) et le système de communication nordique (NMTS) [2].

### **I.2.2-2G**

Les réseaux mobiles de deuxième génération (2G) ont été introduits au début des années 1990 et étaient généralement considérés comme des versions numériques des réseaux 1G. Outre les services vocaux, ils autorisaient le service de messages courts (SMS) et les services de messagerie de base. Ces systèmes utilisaient l'accès multiple par répartition en code (CDMA) et l'accès multiple par répartition dans le temps (TDMA) et offraient des débits de données allant de 14,4 kbps à 64 kbps. Les systèmes 2G comprenaient le système mondial de communication mobile (GSM) et l'IS-95 CDMA. Les réseaux 2G ont une mobilité et une capacité matérielle limitées [2].

### **I.2.3-2,5G et 2,75G**

La technologie 2G s'améliorait continuellement pour fournir de meilleurs débits et services de données, et c'est ainsi que les réseaux 2,5G ont été introduits avec des débits de données allant jusqu'à 384 kbps. Les systèmes 2,5G comprenaient le service radio par paquets généraux (GPRS), l'évolution améliorée des données GSM (EDGE) et CDMA2000[1].

### **1.2.4-3G**

Les réseaux mobiles 3G ont été introduits au début des années 2000 et étaient basés sur le GSM et le CDMA. Ces systèmes offraient une navigation Web sur les téléphones mobiles ainsi que des services vocaux, de support de messages multimédias (MMS) et SMS. Les systèmes 3G comprenaient les systèmes de télécommunication mobile universels (UMTS) et WCDMA. Les smartphones sont devenus populaires au milieu des années 2000. Les réseaux 3G offraient des débits de données supérieurs à 384 Kbps, mais ils nécessitaient une large bande passante et une infrastructure complexe [1].

### 1.2.5-3,5G

En raison de la demande continue de débits de données plus élevés, l'accès par paquets en liaison descendante à haut débit (HSDPA), l'accès par paquets en liaison montante à haut débit (HSUPA) et l'accès par paquets à haut débit (HSPA+) ont été introduits dans les réseaux 3G pour augmenter les débits de données. Ces types de réseaux étaient appelés réseaux 3,5G et offraient des débits de données allant jusqu'à 2 Mbps. Bien que la 3,5G fournisse un débit de données plus élevé, la mise en œuvre et l'équipement étaient coûteux, et la compatibilité avec la 2G était très difficile [2].

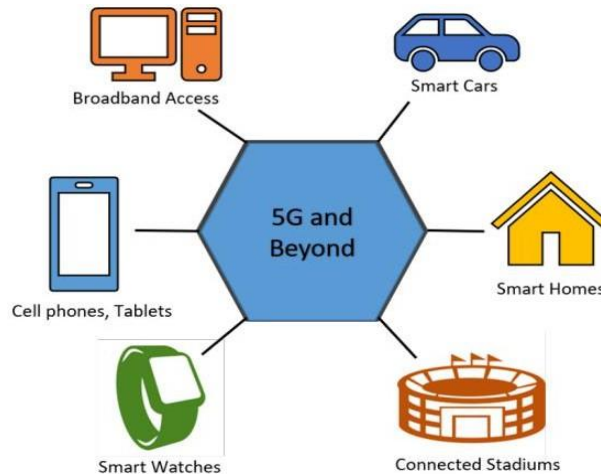
### 1.2.6-4G

Les réseaux mobiles 4G ont été introduits au début des années 2010. Les réseaux 4G offrent des débits de données allant jusqu'à 100 Mbps et peuvent gérer davantage de trafic de données avec une meilleure qualité de service (QoS). Les réseaux 4G incluent des applications telles que la vidéoconférence, les jeux en ligne et la télévision mobile. Les systèmes 4G incluent l'interopérabilité mondiale pour l'accès aux micro-ondes (WiMAX), l'évolution à long terme (LTE) et le LTE-Advanced (LTE-A), et ils sont compatibles avec les réseaux d'ancienne génération [3].

Les bandes de fréquences de la 4G sont considérablement coûteuses et des téléphones portables haut de gamme compatibles 4G sont nécessaires pour exploiter les réseaux 4G [3].

### 1.2.7-5G

Les réseaux mobiles 5G commencent actuellement à être mis en œuvre et visent à être 100 fois plus rapides que les réseaux 4G actuels. Les réseaux 5G offriront des débits de données allant jusqu'à 10 Gbit/s, une faible latence (en millisecondes) et une plus grande fiabilité. Imaginez qu'un film HD puisse être téléchargé en quelques secondes seulement. Cette technologie peut prendre en charge de nombreux appareils et véhicules intelligents compatibles Internet des objets (IoT), comme le montre la figure I.2. Une technologie d'accès sans fil efficace, capable d'augmenter le débit sans augmenter la bande passante ni densifier la cellule, est essentielle pour répondre aux demandes actuelles auxquelles est confrontée la 5G [4].



**Figure I.2. Facteurs de l'augmentation du trafic de données sans fil**

### I.2.8-6G

Les réseaux mobiles 6G sont des réseaux sans fil complets sans limitation. Il est actuellement en phase de développement et offrira une vitesse de transmission incroyable de l'ordre du téra-bit.

Cette technologie nécessiterait une antenne intelligente, une grande mémoire dans les téléphones portables et d'énormes réseaux optiques. Les réseaux 6G seront sans cellule et permettraient l'intelligence artificielle dans les réseaux sans fil. On ne sait pas exactement quelle bande de fréquences les réseaux 6G utiliseront, mais il est évident qu'une bande de fréquences beaucoup plus élevée sera nécessaire pour augmenter le débit de données requis pour les réseaux 6G. Alors que la 5G est censée utiliser une fréquence supérieure à 30 GHz et jusqu'à 300 GHz (ondes millimétriques), la 6G est associée à des fréquences bien plus élevées dans les bandes THz (300 GHz à 3 THz). On estime que l'utilisation du spectre THz pour la 6G deviendra commerciale dans les 5 à 7 prochaines années. Certaines des applications des réseaux 6G sont la robotique connectée et les systèmes autonomes, les interfaces cerveau-ordinateur sans fil, la technologie blockchain, la réalité étendue multi-sensorielle, les voyages dans l'espace, les visites en haute mer, les activités Internet et Internet industriel. Les réseaux 6G devraient être introduits en 2030. Certains d'entre eux les avantages des réseaux 6G sont [5] :

- **Débit de données**-le réseau 6G devrait fournir un débit de données allant jusqu'à 10Tbit/s, soit près d'une centaine de fois mieux que les réseaux 5G.
- **Latence**- le réseau 6G fournirait une latence aussi faible que 0,1ms, contre 1ms de

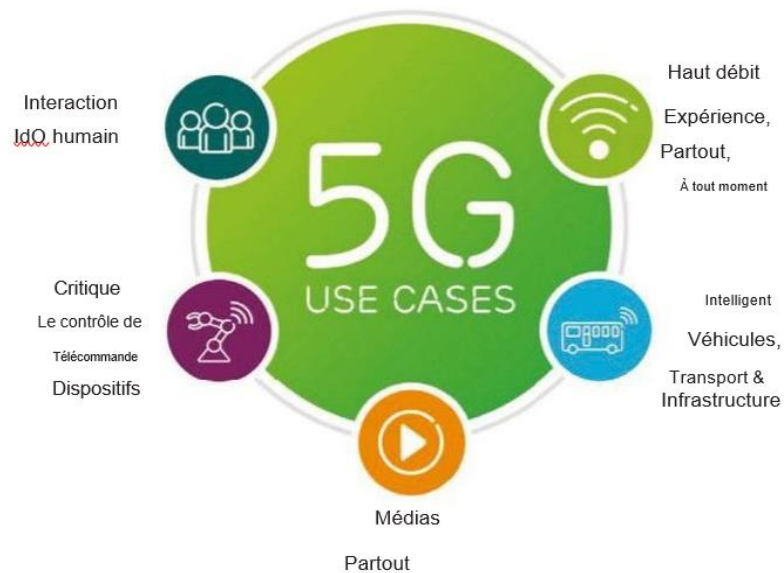
latence fournie par les réseaux 5G.

- **Signalisation efficace**—les réseaux 6G fournissent une signalisation efficace pour une connectivité IoT massive et des communications M2M.
- **Expérience utilisateur**- la 6G améliore la réalité tendue, la réalité augmentée, la réalité virtuelle et la réalité Intelligence artificielle.
- **Efficacité spectrale**-la 6G offrirait dix fois plus l'efficacité spectrale et de réseau par rapport à aux réseaux 5G.
- **Efficacité énergétique**- les réseaux 6G offrent une consommation d'énergie réseau 100 fois plus efficace par rapport aux réseaux 5G.
- **Connexion omniprésente**-la 6G fournira d'énormes données de diffusion, pouvant prendre en charge plus de 1 million de connexions, soit près de cent fois plus que les réseaux 5G.

### I.3-Présentation du système 5G

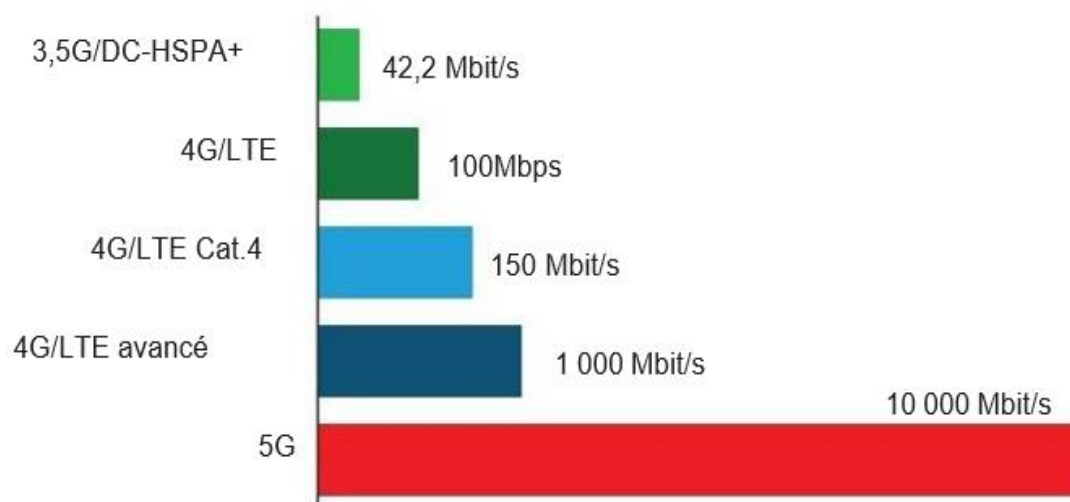
Le système mobile 5G est le système de communication mobile des plus récentes technologies de réseau qui offre une nouvelle façon de communiquer, y compris une connectivité généralisée. Par rapport à la précédente génération (1G) jusqu'à la 4ème génération (4G), la 5G offre des performances bien supérieures.

En outre, la 5G devrait permettre un nouveau type de connectivité et des applications telles que les véhicules intelligents, les transports et les communications automobiles, ainsi que les téléchargements vidéo massifs, car les médias sont nécessaires partout, une augmentation considérable des interactions humaines, IoT et du contrôle à distance avec le retour haptique, tout nécessite une connectivité généralisée, comme le montre la figure I.3.



**Figure I.3. Cas d'utilisation de la 5G**

Dans le même temps, il a été conçu pour fournir un débit de données très faible afin de répondre aux besoins de diverses applications, telles que les capteurs et les applications IoT [6]. En d’autres termes, il prend en charge un large éventail d’applications, depuis celles nécessitant un faible débit jusqu’à celles nécessitant un débit très élevé avec une latence minimale. Même si le réseau 5G reposait initialement sur des réseaux existants, l’architecture cellulaire 5G est considérée comme un réseau hétérogène qui doit inclure des macro-cellules, des micro-cellules, des pico-cellules et des relais.



**Figure I.4. Comparaison entre les débits de données 3G, 4G et 5G**

La vitesse de la 5G atteint 10 gigabits par seconde (Gbps), soit 10 à 100 fois plus rapide que celle que vous pouvez obtenir avec la 4G (figure I.4).

De plus, le système mobile à petites cellules est un élément essentiel du système cellulaire sans fil 5G, qui comprend à la fois des systèmes de relais mobiles et des systèmes de petites cellules.

### **I.3.1-Architecture du réseau cellulaire 5G**

Il est possible de constater sur le réseau 5G existant que ses multiples méthodes d'accès restent stables, comme en témoignent les technologies contemporaines. Des technologies telles que l'accès multiple par répartition orthogonale de la fréquence (OFDMA), qui seront très probablement utilisées au cours des 50 prochaines années [7].

Cependant, des améliorations supplémentaires de mise en œuvre peuvent être apportées au réseau de base pour répondre aux critères des utilisateurs [8].

Pour répondre aux enjeux des systèmes 5G et répondre aux besoins des utilisateurs, le développement d'une architecture cellulaire sans fil 5G nécessite un développement rapide. Dans la Réf. [9], la plupart des utilisateurs de réseaux sans fil passaient environ 80 % de leur temps à l'intérieur et 20 % à l'extérieur.

Selon l'architecture cellulaire sans fil contemporaine, une station de base extérieure au centre de la cellule prend en charge les contacts utilisateur extérieurs et intérieurs. Par conséquent, les signaux sont transférés à travers les murs intérieurs, permettant une interaction entre les utilisateurs intérieurs et extérieurs.

En conséquence, une perte de pénétration importante se produit, entraînant une baisse des performances due à une baisse de l'efficacité spectrale et de l'efficacité énergétique des communications sans fil. Pour relever ce défi, une nouvelle méthode de conception permettant de construire l'architecture cellulaire 5G pour divers scénarios extérieurs et intérieurs a été développée [10].

La technologie Massive MIMO [11], qui permet la distribution géographique de dizaines ou de centaines d'unités d'antennes, est l'une des stratégies de conception qui limiterait la pénétration à travers les murs intérieurs. Au lieu des systèmes MIMO conventionnels qui utilisent deux ou quatre antennes, les systèmes Massive MIMO utilisent de grands composants d'antennes en réseau qui offrent d'importants avantages en termes de capacité. Pour la couverture intérieure, plusieurs technologies telles que la communication à ondes

millimétriques [12], les petites cellules, le Wi-Fi, La bande ultralarge [13] et la communication par lumière visible [14] sont adaptées aux réponses à haut débit sur de courtes distances.

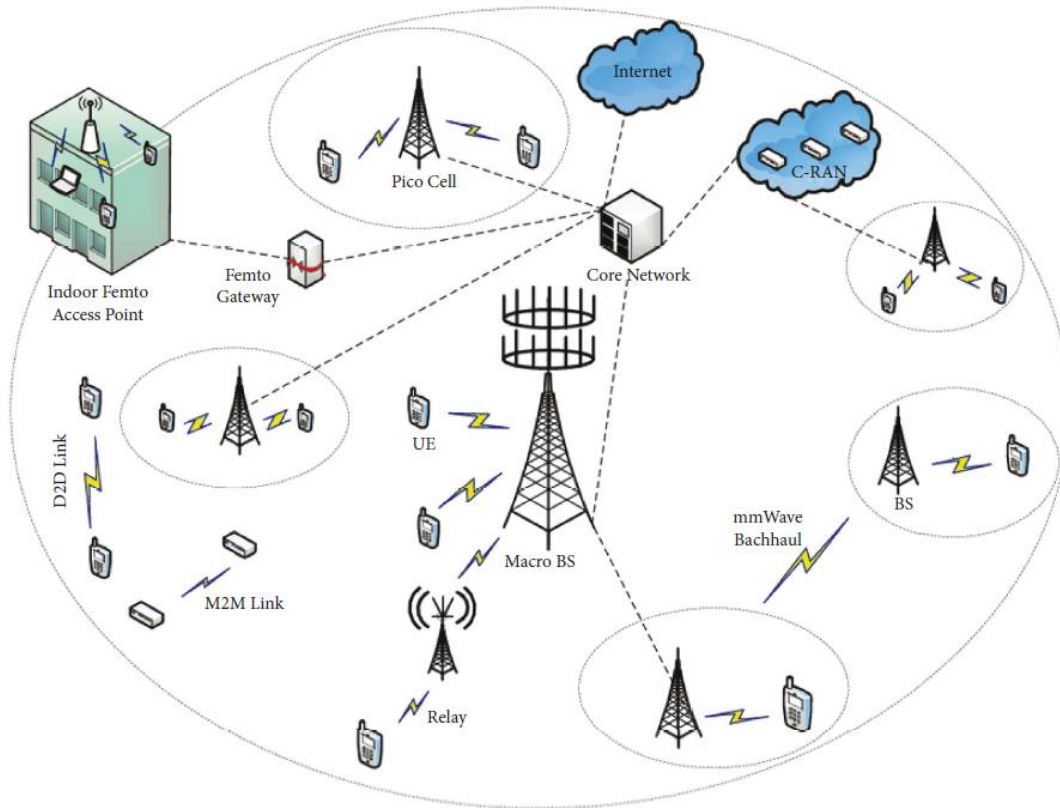
Cependant, les réponses à la lumière visible et aux ondes millimétriques nécessitent l'utilisation de fréquences plus élevées, qui ne sont généralement pas utilisées dans les réponses cellulaires. Notamment, le déploiement à longue distance et en extérieur de ces ondes hautes fréquence n'est pas conseillé, car les ondes ne pénétreraient pas efficacement les matériaux denses.

D'autre part, ces ondes peuvent être efficacement disséminées par la flore, les gaz et les gouttes de pluie. Les réponses aux ondes millimétriques et à la lumière visible possèdent une large bande passante et peuvent augmenter le taux de transmission des données dans les installations intérieures [15]. En plus de l'émergence de nouveaux spectres généralement non utilisés pour les interactions radio, une autre approche pour résoudre le problème des pénuries de spectre consiste à utiliser des réseaux radio cognitifs (CR) pour améliorer l'utilisation spectrale des nouveaux spectres radio [16]. L'hétérogénéité des architectures cellulaires 5G nécessite l'intégration de relais, de petites cellules, de microcellules et de macro cellules.

En particulier, l'idée de petites cellules mobiles est un composant crucial du réseau cellulaire sans fil 5G, qui comprend des concepts de petites cellules et de relais mobiles [17]. Ce concept a été développé pour préserver la connectivité des utilisateurs avec une mobilité significative dans les trains à grande vitesse et les véhicules. De plus, les petites cellules mobiles sont installées à l'intérieur des véhicules en mouvement pour se connecter aux utilisateurs, tandis que l'unité massive MIMO est installée à l'extérieur du véhicule pour communiquer avec la station de base extérieure. Du point de vue de l'utilisateur, la petite cellule mobile est identifiée comme une station de base régulière, et l'utilisateur associé est identifié comme une entité unique avec une station de base, indiquant la séparation de la construction intérieure et extérieure. En outre, les utilisateurs des petites cellules mobiles emploient des taux de données élevés pour les services à forte intensité de bande passante tout en réduisant les frais de signalisation. Le réseau cellulaire sans fil 5G comporte deux couches logiques : le *cloud* réseau et le réseau radio [18].

Différents éléments avec différentes fonctions composent un réseau sans fil. Le *cloud* de virtualisation des fonctions réseau (NFV) comprend une entité de plan de contrôle (CPE) et

une entité de plan utilisateur (UPE), avec l'utilité plus critique des plans associés respectivement au plan de contrôle et au plan utilisateur.



**Figure I.5. Architecture du réseau cellulaire 5G**

Il est à noter que l'architecture du réseau cellulaire 5G est cruciale à la fois dans les réseaux de liaison de retour (backhaul) et de front-end. La figure I.5 montre un réseau multicouche avec des macro cellules couvertes par des liens D2D, des femto cellules, des pico cellules et des relais. La mise en œuvre de plusieurs couches dans une architecture de réseau cellulaire permet une excellente gestion des interférences inter-couches et intra-couches, ce qui entraîne une amélioration de la consommation d'énergie globale, de l'efficacité spectrale, de la couverture et de la capacité.

### I.3.3-Exigences et défis de la 5G

La technologie 5G est motivée par huit exigences de spécifications clés qui illustrent ses capacités avancées par rapport aux générations précédentes de réseaux mobiles. Ces exigences soulignent les améliorations significatives en termes de vitesse, de connectivité, de latence et d'efficacité énergétique. La 5G vise à offrir une couverture réseau complète et continue, éliminant les zones blanches et garantissant que chaque utilisateur puisse accéder aux services

sans interruption, peu importe sa localisation. Elle promet des vitesses de données jusqu'à 10 gigabits par seconde, représentant une amélioration de 10 à 100 fois par rapport aux réseaux 4G et 4.5G. Cela permettra des téléchargements ultra-rapides et des expériences utilisateur fluides, même pour les applications les plus gourmandes en données. Une latence ultra-faible de l'ordre de la milliseconde est cruciale pour des applications en temps réel telles que la réalité augmentée/virtuelle, les jeux en ligne, et les communications critiques pour la sécurité publique.

Cela permet une réponse quasi-instantanée, essentielle pour une interaction naturelle et immédiate. La 5G offre une capacité de bande passante considérablement accrue, permettant de prendre en charge un grand nombre d'utilisateurs et d'appareils simultanément. Cela se traduit par une bande passante mille fois plus élevée par unité de surface comparée aux réseaux précédents, essentielle pour les environnements urbains denses. La 5G peut prendre en charge jusqu'à 100 fois plus d'appareils connectés par unité de surface que la 4G LTE, facilitant ainsi l'Internet des objets (IoT) et la communication entre machines. Cela permettra la mise en place de villes intelligentes, de véhicules autonomes, et d'autres applications IoT à grande échelle. La fiabilité du réseau est augmentée avec une disponibilité de 99,999%, assurant que le service est presque toujours disponible. Cela est particulièrement important pour les applications critiques où une interruption de service pourrait avoir des conséquences graves. La 5G vise à réduire la consommation d'énergie du réseau de 90%, ce qui est crucial pour la durabilité environnementale et pour réduire les coûts opérationnels. Cela est rendu possible grâce à des technologies avancées de gestion de l'énergie et des protocoles plus efficaces. Enfin, la 5G permet une optimisation énergétique des appareils IoT, prolongeant leur durée de vie de la batterie jusqu'à 10 ans. Ceci est essentiel pour les capteurs et les dispositifs déployés dans des environnements difficiles d'accès, où le remplacement fréquent des batteries serait impraticable. En combinant ces avancées, la 5G se positionne comme une technologie révolutionnaire capable de transformer divers secteurs industriels et d'améliorer significativement l'expérience utilisateur à travers le monde. La figure I.6 résume ces exigences.

**Bandes de Fréquences** – Les bandes de fréquences mmWave, jusqu'à 300 GHz, utilisées pour la 5G, offrent des débits élevés et une faible latence, mais sont coûteuses et sensibles aux obstacles physiques, nécessitant des solutions techniques pour une couverture

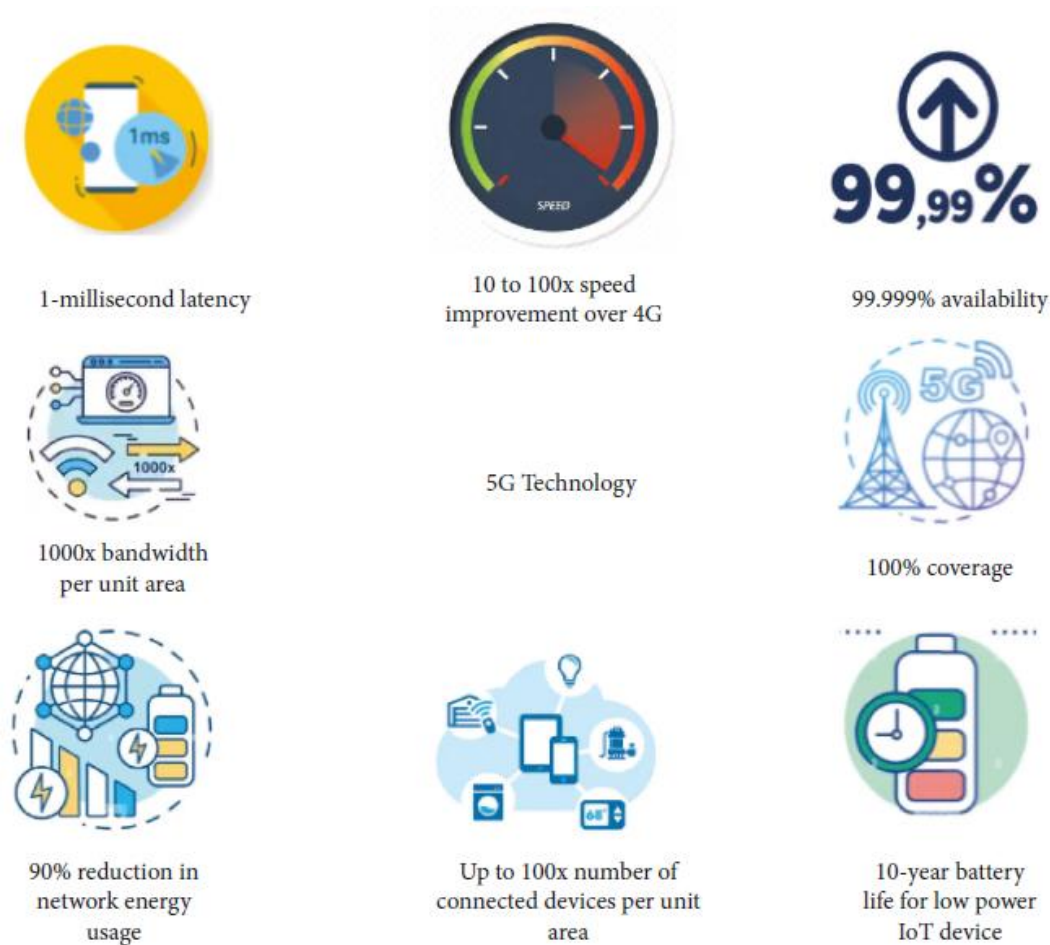
fiable. La 5G augmente la capacité et la largeur de bande des réseaux, atteignant des vitesses jusqu'à 10 Gbit/s grâce aux ondes millimétriques et à la technologie Massive MIMO, optimisant l'efficacité spectrale et la densité des connexions. Malgré la portée limitée des ondes millimétriques, la 5G supporte des applications exigeantes comme la réalité augmentée, les jeux en ligne et les infrastructures de villes intelligentes, améliorant considérablement la connectivité et ouvrant la voie à de nouveaux services.

**Large Couverture** – Un autre défi que la 5G cherche à relever est celui de la couverture. La 5G vise à offrir une couverture réseau complète et omniprésente [19]. En assurant une couverture adéquate, des technologies telles que l'Internet des Objets (IoT), la communication de dispositif à dispositif (D2D) et la communication de véhicule à véhicule (V2V) peuvent se connecter au réseau depuis n'importe quel emplacement, garantissant ainsi une connectivité constante et fiable.

La 5G promet une disponibilité réseau atteignant jusqu'à 99,999 % et une couverture proche de 100 %. Cela signifie que divers services et applications, y compris les technologies IoT, D2D et V2V, pourront accéder au réseau en tout temps et depuis n'importe quel endroit, sans interruption. Cette fiabilité et cette couverture étendue sont essentielles pour le bon fonctionnement des systèmes critiques, tels que les infrastructures de transport intelligentes, les applications de santé connectée et les réseaux industriels.

**Haut Débit** – L'expansion massive des connexions mobiles au cours des dernières années a considérablement augmenté la demande de volumes de données importants. Cette demande croissante est la principale force motrice derrière le besoin de haut débit dans la technologie 5G.

La technologie 5G prend en charge une multitude de services et d'applications nécessitant des débits de données élevés. Conçue pour offrir des vitesses de données pouvant atteindre 10 Gbit/s, la 5G représente une amélioration de dix fois par rapport aux capacités du réseau 4G. Cette avancée est rendue possible grâce à plusieurs solutions techniques avancées, notamment l'utilisation des ondes millimétriques, la technologie Massive MIMO, ainsi que diverses méthodes de modulation et de codage.



**Figure I.6. Exigences de spécification pour la technologie 5G**

Les ondes millimétriques permettent une large bande passante et des vitesses de transmission extrêmement rapides. La technologie Massive MIMO utilise un grand nombre d'antennes pour améliorer la capacité et la couverture du réseau, augmentant ainsi l'efficacité spectrale. De plus, les méthodes avancées de modulation et de codage optimisent la transmission des données, garantissant des performances élevées même dans des environnements densément peuplés.

Ces innovations permettent à la 5G de répondre aux exigences des applications modernes, telles que le streaming vidéo en ultra haute définition, les jeux en ligne à latence réduite, la réalité augmentée et virtuelle, ainsi que les services *cloud* avancés. En outre, elles préparent le terrain pour de nouvelles applications innovantes qui nécessitent des débits de données élevés et une connectivité fiable [20].

**Faible Latence** – L'un des besoins les plus significatifs sur lesquels se concentre la 5G est de fournir une latence très faible. La latence est le temps nécessaire pour qu'une demande

effectue un aller-retour de bout en bout, c'est-à-dire le temps nécessaire pour que le réseau réponde à une demande [21]. Dans les réseaux 5G, la latence est considérablement réduite à environ 1 milliseconde pour un aller-retour de bout en bout, ce qui représente une amélioration majeure par rapport à la latence de bout en bout des réseaux 4G, qui est généralement d'environ 10 millisecondes [22].

Cette réduction drastique de la latence est cruciale pour permettre une variété d'applications avancées et exigeantes. Par exemple, la réalité augmentée (RA) et la réalité virtuelle (RV) nécessitent des temps de réponse extrêmement rapides pour offrir une expérience utilisateur fluide et immersive. De même, les voitures autonomes dépendent de communications ultra-rapides et fiables pour réagir en temps réel aux conditions de la route et aux autres véhicules.

La chirurgie à distance est un autre domaine où la faible latence de la 5G est essentielle. Les chirurgiens peuvent effectuer des opérations à distance avec une précision et une rapidité qui seraient impossibles avec des réseaux ayant une latence plus élevée. Cela ouvre des possibilités importantes pour les soins de santé, en particulier dans les régions éloignées où l'accès à des spécialistes est limité [23].

Pour atteindre ces niveaux de latence ultra-faible, la 5G utilise plusieurs technologies avancées. Par exemple, le découpage du réseau (network slicing) permet de créer des sous-réseaux virtuels dédiés à des types de trafic spécifiques, optimisés pour des besoins de latence très faibles. En outre, l'Edge Computing joue un rôle clé en rapprochant le traitement des données des utilisateurs finaux, réduisant ainsi le temps nécessaire pour que les données voyagent à travers le réseau.

Ces innovations technologiques, soutenues par des avancées en termes d'infrastructure et de protocoles, permettent à la 5G de répondre aux exigences rigoureuses de faible latence, ouvrant la voie à des applications nouvelles et révolutionnaires qui dépendent de réponses réseau quasi-instantanées.

**Largeur de bande accrue** – Augmenter la capacité entraîne une augmentation de la bande passante. Le réseau LTE traditionnel fonctionne sur une bande de fréquence de 3 GHz. Cette propriété restreint les implémentations à 5 Gbps et complique la difficulté de conception [24]. Une bande passante élevée par unité d'espace permet un grand nombre d'appareils connectés dans une petite zone. Cela est possible grâce à la technologie des ondes

millimétriques (mmWave) [25]. La technologie 5G offrira 1000 fois la bande passante par unité de surface tout en augmentant la capacité jusqu'à 10 Gbps [26].

**Nombre Massif d'Appareils Connectés**– Un autre objectif significatif du système 5G est d'augmenter considérablement la capacité et de permettre un nombre massif d'appareils connectés simultanément. Comparé aux systèmes hérités, la 5G prendra en charge jusqu'à 10 à 100 fois le nombre d'appareils connectés simultanément. Cela est particulièrement pertinent dans le contexte de l'Internet des Objets (IoT), où des milliards de capteurs et d'appareils doivent être connectés au réseau [27].

La 5G est conçue pour être l'infrastructure réseau clé pour l'IoT, permettant une large gamme d'applications allant des maisons intelligentes aux villes intelligentes, en passant par l'automatisation industrielle. Pour que ce réseau fonctionne de manière efficace, il est essentiel de garantir non seulement une capacité élevée mais aussi un débit de données très élevé et une latence minimale.

Pour réaliser cette connectivité massive, la 5G utilise plusieurs technologies avancées. Le Massive MIMO (Multiple-Input Multiple-Output) est une de ces technologies. En utilisant un grand nombre d'antennes sur les stations de base, le Massive MIMO améliore l'efficacité spectrale et augmente la capacité du réseau. Cette technologie permet également de gérer un grand nombre d'appareils connectés en même temps, en optimisant l'utilisation de la bande passante disponible.

La technologie de communication de dispositif à dispositif (D2D) est également cruciale pour la 5G. D2D permet aux appareils de communiquer directement entre eux sans passer par une station de base. Cela réduit la charge sur le réseau central, améliore l'efficacité et réduit la latence. D2D est particulièrement utile dans les scénarios où une communication rapide et fiable est nécessaire, comme dans les véhicules autonomes ou les systèmes de sécurité publique.

Le Cloud Radio Access Network (Cloud RAN) est une autre innovation clé pour la 5G. En centralisant les fonctions de traitement du signal dans le *cloud*, le Cloud RAN permet une gestion plus flexible et efficace des ressources réseau. Cette approche réduit également les coûts d'infrastructure et permet une évolutivité plus facile pour gérer l'augmentation du nombre d'appareils connectés.

La 5G vise à augmenter la capacité du réseau et à permettre la connexion simultanée d'un nombre massif d'appareils grâce à des technologies avancées telles que le Massive MIMO, la communication D2D et le Cloud RAN. Ces solutions garantissent que le réseau peut gérer des débits de données élevés et une latence minimale, répondant ainsi aux exigences des applications IoT modernes et des autres services connectés [28].

**Haute Disponibilité** – De nombreux services et applications activés par le réseau 5G nécessitent une connectivité réseau constante pour fonctionner de manière optimale. Que ce soit pour les applications de streaming vidéo en haute définition, les jeux en ligne à latence réduite, les transactions financières sécurisées, ou encore les applications médicales critiques, une interruption de la connectivité peut avoir des conséquences significatives.

C'est pourquoi la 5G promet de fournir une perception de disponibilité de 99,999 %. Cette disponibilité élevée signifie que le réseau 5G sera opérationnel et disponible pour les utilisateurs et les appareils pratiquement tout le temps, avec une interruption minimale. En d'autres termes, les utilisateurs pourront se connecter et accéder au réseau à tout moment, quelle que soit leur localisation.

Cette fonctionnalité de disponibilité élevée est essentielle pour répondre aux exigences des applications et des services qui nécessitent une connectivité constante et fiable. Par exemple, dans le domaine de la santé, où des applications de télémédecine peuvent être utilisées pour surveiller à distance les patients ou pour effectuer des consultations en ligne, une disponibilité continue du réseau est cruciale pour assurer la sécurité et l'efficacité des soins.

De même, dans le secteur des transports, où des systèmes de conduite autonome et de gestion du trafic dépendent de communications rapides et fiables, une connectivité ininterrompue est nécessaire pour garantir la sécurité des passagers et des usagers de la route.

Pour atteindre cet objectif de disponibilité élevée, la 5G utilise plusieurs techniques et technologies, notamment la redondance des équipements, la diversification des chemins de communication, la surveillance en temps réel des performances du réseau, ainsi que des mécanismes de commutation rapide en cas de défaillance.

La promesse de disponibilité de 99,999 % de la 5G est cruciale pour garantir une connectivité réseau constante, permettant ainsi le fonctionnement fluide et efficace des applications et des services qui dépendent de la connectivité sans interruption [29].

**Durée de Vie de la Batterie Améliorée**– Dans le cadre de la 5G, prolonger la durée de vie de la batterie est crucial pour garantir une connectivité rapide et continue. La 5G vise à étendre cette durée jusqu'à 10 ans grâce à des avancées dans la technologie des batteries et l'électronique à faible consommation d'énergie. De nouveaux matériaux et designs de batteries sont développés pour une efficacité énergétique accrue, tandis que l'électronique est optimisée pour minimiser la consommation d'énergie lors de la transmission de données. Ces progrès sont essentiels pour offrir une expérience utilisateur satisfaisante et répondre aux besoins croissants de connectivité [30].

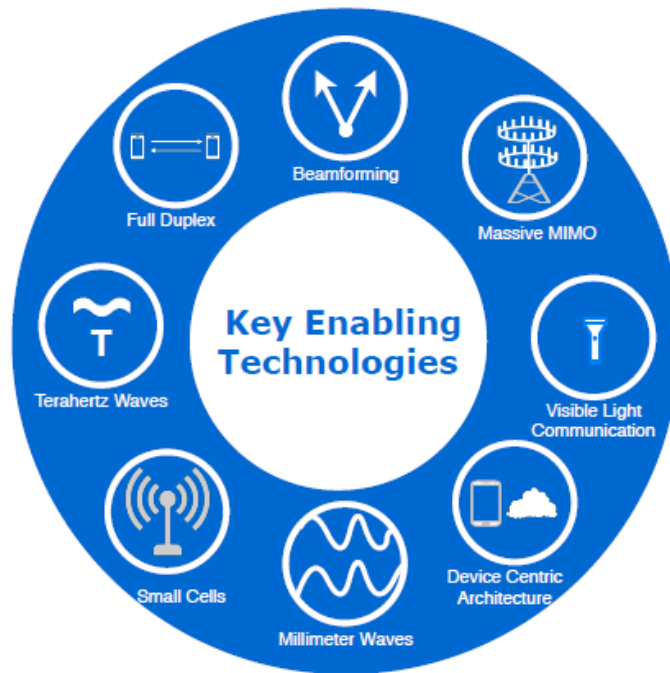
**Faible Consommation d'Énergie** - La 5G promet de réduire la consommation d'énergie du réseau jusqu'à 90 % tout en offrant des vitesses extrêmement élevées [31-32], une faible latence, une couverture étendue et une disponibilité de 99,999 %. Cette réduction est atteinte grâce à des technologies avancées telles que le découpage du réseau, le Massive MIMO, le *beamforming* et l'Edge Computing. Ces innovations permettent une utilisation plus efficace des ressources, une direction précise des signaux et un traitement des données plus proche des utilisateurs. De plus, la 5G optimise la consommation d'énergie avec des techniques de modulation adaptative et des transitions rapides entre les modes veille et actif, cruciales pour les appareils IoT. Malgré les défis posés par l'augmentation de la consommation d'énergie pour les vitesses élevées, la gestion avancée de l'énergie et les équipements plus efficaces permettent de maintenir des performances élevées tout en réduisant l'impact environnemental et les coûts opérationnels.

**Sécurité et Confidentialité** – Bien que la 5G utilise le système d'authentification et d'accord de clé (AKA), elle reste vulnérable à des menaces telles que les attaques comme l'homme du milieu MITM, le suivi de localisation, les écoutes clandestines et d'autres cyberattaques. La complexité accrue du réseau et le grand nombre de dispositifs connectés augmentent les risques. Il est donc crucial de développer des protocoles de sécurité robustes pour garantir la confidentialité et l'intégrité des communications [33].

## **I.5-Technologies clés habilitantes pour les réseaux 5G et au-delà**

Pour concrétiser les réseaux 5G et au-delà, de nombreuses idées avancées ont été proposées et analysées ces dernières années. Les principales technologies habilitantes envisagées pour les systèmes 5G et 6G comprennent les ondes millimétriques, les petites

cellules, le *beamforming*, l'architecture centrée sur les dispositifs, la technologie duplex intégral, le Massive MIMO, les ondes térahertz et le spectre de la lumière visible (figure I.7).



**Figure I.7. Technologies clés habilitantes pour les réseaux 5G et au-delà**

### I.5.1-Ondes millimétriques

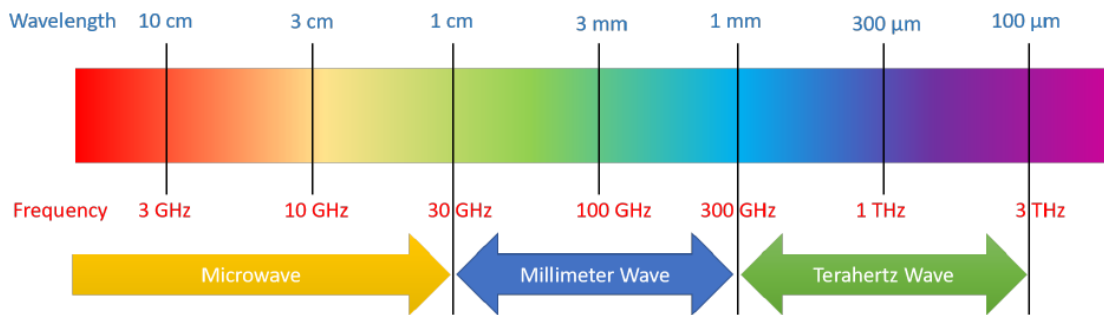
Les fréquences inférieures à 6 GHz sont couramment utilisées pour la communication cellulaire, tandis que les fréquences supérieures sont réservées à d'autres applications comme l'imagerie médicale et la télédétection par micro-ondes [34-35]. L'augmentation massive du trafic de données a congestionné le spectre radio, limitant la bande passante et ralentissant les connexions. Utiliser des fréquences au-dessus de 6 GHz, comme les ondes millimétriques (30-300 GHz), pourrait résoudre ce problème, offrant une bande passante dix fois supérieure à celle des bandes 4G [36-37].

Les ondes millimétriques, en raison de leur faible longueur d'onde (1 à 10 mm), ne sont pas adaptées aux applications à longue portée car elles ne pénètrent pas bien les bâtiments et sont absorbées par la pluie. Malgré ces défis, elles représentent une avancée prometteuse pour les réseaux 5G, offrant des débits beaucoup plus élevés pour les communications sans fil [38].

### I.5.2-Bande sub-millimétrique ou bande Terahertz

La bande de fréquences sub-millimétrique, ou bande Terahertz (300 GHz à 3 THz), est de plus en plus envisagée pour la communication sans fil, notamment pour les réseaux 6G.

Cette bande offre des avantages comme une faible interférence, une sécurité améliorée et une faible consommation d'énergie. Elle est prometteuse pour des applications variées telles que l'imagerie, la spectroscopie, la télé-présence holographique, l'industrie 4.0 et les communications à grande échelle. Cependant, des défis techniques subsistent, notamment la conception complexe d'antennes et de circuits, les pertes de propagation élevées, la spécification et le déploiement des points d'accès, et la gestion complexe de la mobilité [39]. Les bandes d'ondes millimétriques et térahertz sont représentées dans la figure I.8.



**Figure I.8. Bande d'ondes millimétriques et térahertz**

Le concept de MIMO ultra-massif (UM-MIMO) a émergé ces dernières années, exploitant des matériaux plasmoniques pour construire des antennes et des émetteurs-récepteurs afin d'atteindre la capacité de la bande THz. Des matériaux tels que le graphène et les méta-matériaux peuvent être utilisés pour construire des nano-antennes et des émetteurs-récepteurs pouvant fonctionner dans la bande THz [40]. L'UM-MIMO peut tirer parti de ces antennes et émetteurs-récepteurs miniatures pour fournir un multiplexage spatial plus élevé et un *beamforming*. Ainsi, les débits de données et la portée de communication peuvent être améliorés grâce au multiplexage spatial et au *beamforming*, respectivement. Beaucoup de recherches sont nécessaires pour réaliser l'UM-MIMO THz pour les réseaux 5G et au-delà. Certains des défis incluent la fabrication d'antennes en nano réseaux plasmoniques, l'estimation de canal, le pré-codage, la détection de signal, le *beamforming* et le *beamsteering* [40-41].

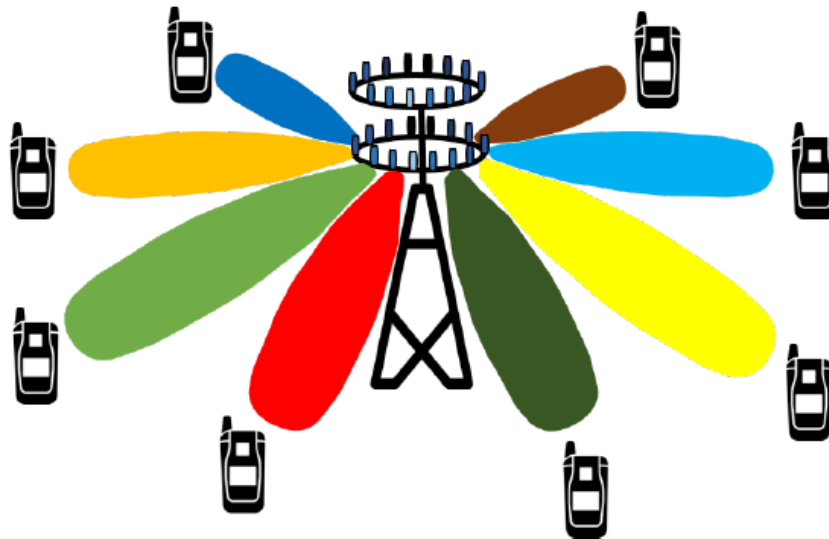
### I.5.3-Petites cellules ou réseaux hétérogènes

Les petites cellules sont de petites stations de base à faible puissance pouvant être placées à une distance de 100 m les unes des autres pour couvrir de petites zones géographiques. Ces stations de base à faible puissance empêchent le signal de chuter dans les

zones congestionnées. Les petites cellules sont très légères et petites, ce qui leur permet d'être placées n'importe où. Si nous utilisons des ondes millimétriques au lieu du spectre traditionnel en dessous de 6 GHz, les petites cellules peuvent devenir encore plus petites et peuvent être installées dans des endroits minuscules. Les petites cellules joueront un rôle significatif dans la fourniture de large bande mobile à haute vitesse et d'une latence ultra-basse pour la 5G. Les petites cellules peuvent être subdivisées en microcellules, femto-cellules et pico-cellules en fonction de la zone de couverture et du nombre d'utilisateurs qu'elles peuvent prendre en charge. Plusieurs études sur les petites cellules et leurs avantages pour les réseaux 5G sont étudiées dans [42].

### I.5.4-Beamforming

Le *beamforming* est la capacité de la station de base à adapter le diagramme de rayonnement de l'antenne [43]. Il permet à la station de base de trouver un itinéraire approprié pour livrer des données à l'utilisateur et réduit également les interférences avec les utilisateurs voisins le long de l'itinéraire [44]. Cette technologie présente plusieurs avantages pour les réseaux 5G et au-delà. Selon la situation, le *beamforming* peut être mis en œuvre de plusieurs manières différentes dans les réseaux futurs. Pour les systèmes massive MIMO, il augmente l'efficacité spectrale, tandis que pour les ondes millimétriques, il booste le débit de données.



**Figure I.9. Beamforming massive MIMO**

Dans les systèmes massive MIMO, la station de base peut envoyer des données à l'utilisateur par différents chemins (figure I.9), et le *beamforming* orchestre ici le mouvement

des paquets et le temps d'arrivée pour permettre à plus d'utilisateurs d'envoyer des données simultanément. Comme les ondes millimétriques ne peuvent pas pénétrer à travers les obstacles et ne se propagent pas sur de plus longues distances en raison d'une longueur d'onde plus courte, le *beamforming* permet d'envoyer des faisceaux concentrés vers les utilisateurs. Ainsi, le *beamforming* aide un utilisateur à recevoir un signal fort sans interférence avec d'autres utilisateurs.

### I.5.5-Architecture centrée sur les appareils

Le système actuel de la 4G repose sur une architecture centrée sur les stations de base, où un appareil dépend d'une connexion de liaison descendante et montante ainsi que des canaux de contrôle et de données pour obtenir les services de la station de base. Avec un nombre croissant d'utilisateurs, la densité cellulaire ou la densité des stations de base augmente rapidement, et cette densification du réseau nécessiterait des changements majeurs dans les réseaux 5G et au-delà. De plus, avec l'introduction des ondes millimétriques, de nombreuses bandes de fréquences avec des caractéristiques de propagation totalement différentes coexisteront. Ainsi, une architecture centrée sur la station de base pourrait évoluer vers une architecture centrée sur les appareils dans les réseaux futurs pour surmonter les défis tels que la densification du réseau et l'augmentation des bandes de fréquences [44]. Dans une architecture centrée sur les appareils, un appareil utilisateur communiquerait en échangeant des informations à travers plusieurs nœuds hétérogènes [45]. Diverses recherches sur les avantages de l'architecture centrée sur les appareils pour les réseaux 5G sont présentées dans la référence [46]. Une architecture centrée sur les appareils typique est illustrée dans la figure I.10.

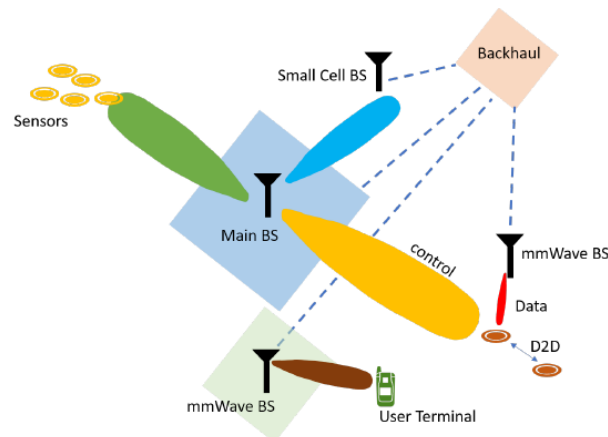


Figure I.10. Architecture centrée sur les appareils

### I.5.6-Full Duplex

En général, la transmission et la réception sans fil ne se font pas sur les mêmes bandes de fréquences pour éviter les interférences. Tout système bidirectionnel doit donc séparer les canaux de liaison montante et descendante en utilisant le domaine temporel ou fréquentiel pour obtenir des signaux orthogonaux non interférents.

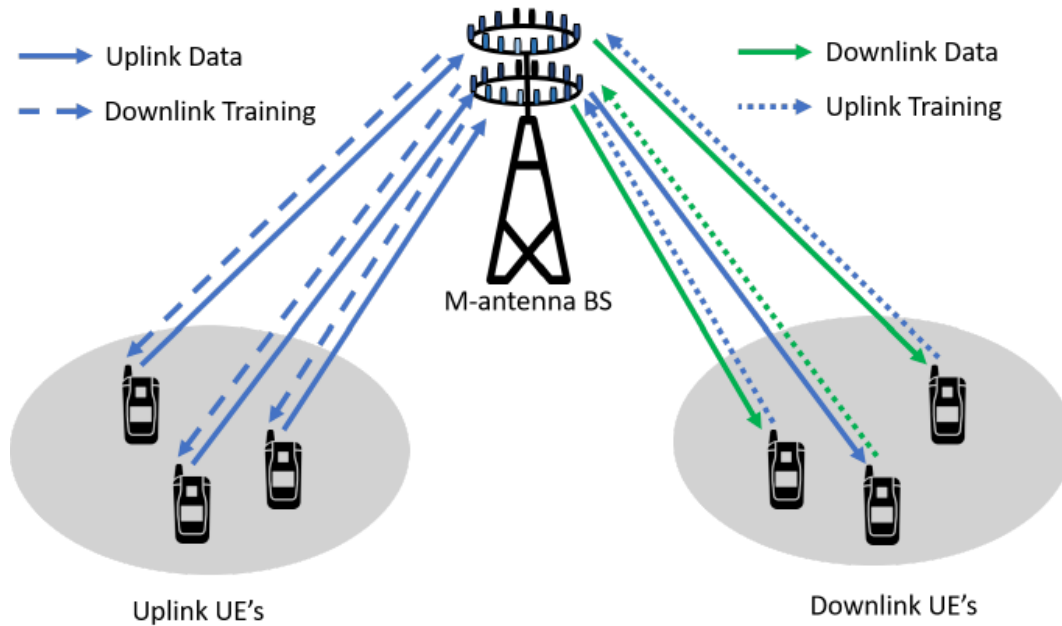


Figure I.11. Technologie Full Duplex

La technologie full duplex se réfère à la transmission et à la réception simultanée sur la même bande de fréquences et au même moment (figure I.11). Les réseaux 5G utiliseront le full-duplex pour la transmission des signaux afin de potentiellement doubler la capacité du réseau, ce qui est bénéfique pour les couches supérieures (par exemple, la couche MAC). Un des inconvénients de la technologie full-duplex est qu'elle augmente les interférences de signal à travers des échos gênants [47]. Plusieurs études ont été menées sur la technologie full-duplex et ses avantages pour les réseaux 5G [48-49].

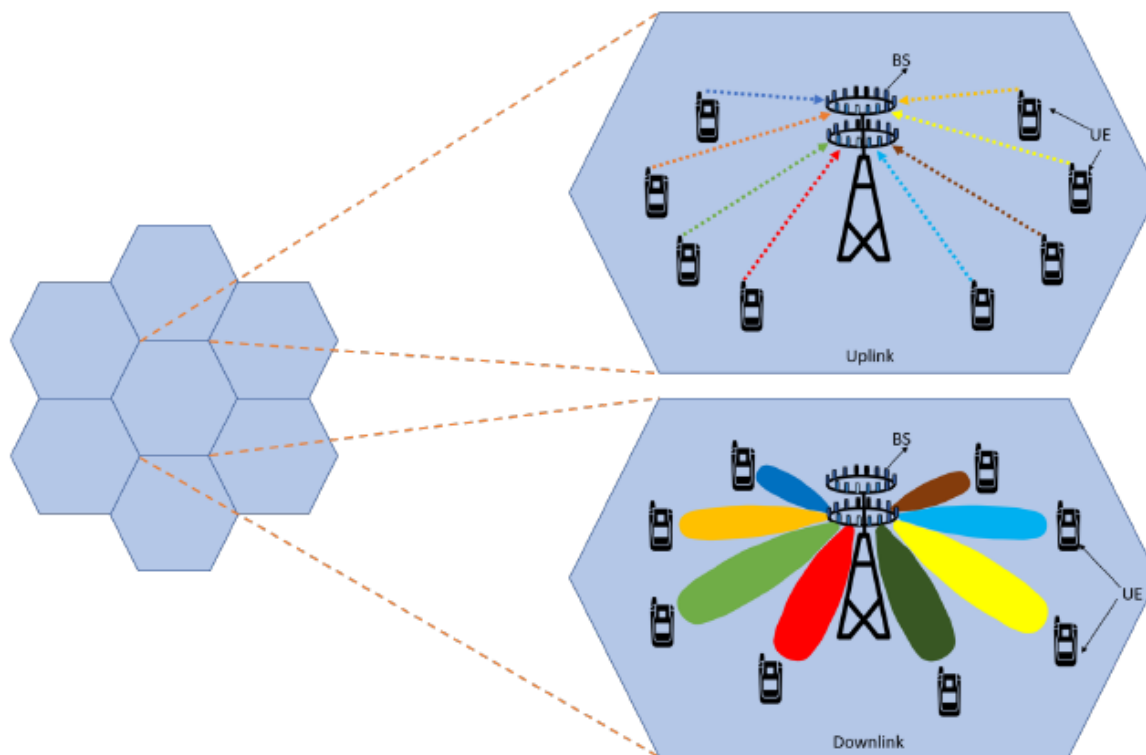
### I.5.7-Communication par lumière visible

Communication par lumière visible (VLC) La Communication par Lumière Visible (VLC) offre des performances similaires à celles de la fibre optique pour les réseaux des générations futures. Elle utilise la lumière visible entre 400 et 800 THz en utilisant à la fois des lampes fluorescentes ou des LED pour transmettre le signal sur de courtes distances. La

VLC peut être construite avec du matériel très peu coûteux, et elle peut tirer parti de la bande non autorisée. La VLC n'induit aucune radiation électromagnétique, ce qui la rend insensible aux radiations électromagnétiques externes. Cette technologie étant basée sur une source d'éclairage, elle est principalement utile pour les applications intérieures. Une norme pour la VLC a été définie dans la norme IEEE 802.15.7, mais le 3rd Generation Partnership Project (3GPP) ne l'a pas considérée pour les réseaux cellulaires [50]. La VLC serait très utile pour les applications des villes intelligentes, et elle a été reconnue comme l'une des technologies clés pour les réseaux 6G.

### **I.5.8-Massive MIMO**

Les systèmes MIMO sont une composante essentielle des systèmes sans fil actuels et, ces dernières années, ils ont été largement utilisés pour obtenir une efficacité spectrale et énergétique élevée [51-52]. Avant l'introduction du MIMO, les systèmes aux entrées uniques et aux sorties uniques étaient principalement utilisés, ce qui offrait un débit très faible et ne pouvait pas prendre en charge un grand nombre d'utilisateurs avec une grande fiabilité. Pour répondre à cette demande massive des utilisateurs, diverses nouvelles technologies MIMO telles que le MIMO à utilisateur unique (SU-MIMO), le MIMO multi-utilisateur (MU-MIMO) et le MIMO réseau ont été développées [53-54]. Cependant, ces nouvelles technologies ne sont pas suffisantes pour répondre aux demandes toujours croissantes. Les utilisateurs sans fil ont augmenté de manière exponentielle ces dernières années, générant des quantités massives de données qui doivent être traitées efficacement avec plus de fiabilité. De plus, il y a des milliards d'appareils IoT, avec diverses applications pour la santé connectée, les maisons intelligentes et l'énergie intelligente, qui contribuent au trafic de données. On prévoit qu'il y aura environ 50 milliards d'appareils connectés d'ici la fin de l'année 2020. Les technologies MIMO actuelles associées au réseau 4G/LTE ne sont pas en mesure de gérer cette énorme augmentation du trafic de données avec plus de vitesse et de fiabilité. Ainsi, le réseau 5G envisage la technologie massive MIMO comme une technologie potentielle pour surmonter le problème créé par le trafic de données et les utilisateurs massifs [55]. Plusieurs études sur le massive MIMO ont été menées sur les systèmes massive MIMO et leurs avantages [56].



**Figure I.12. Liaison montante et descendante Massive MIMO**

Le massive MIMO est la technologie la plus captivante pour l'ère d'accès sans fil 5G et au-delà. Il représente une avancée par rapport aux systèmes MIMO contemporains utilisés dans les réseaux sans fil actuels, regroupant des centaines, voire des milliers, d'antennes à la station de base et servant simultanément des dizaines d'utilisateurs. Les antennes supplémentaires utilisées par le massive MIMO aident à concentrer l'énergie dans une région de l'espace plus petite pour offrir une meilleure efficacité spectrale et un débit accru. Le système de liaison montante et descendante du massive MIMO est illustré dans la figure I.12. À mesure que le nombre d'antennes augmente dans un système Massive MIMO, les faisceaux rayonnés deviennent plus étroits et focalisés spatialement vers l'utilisateur. Les motifs de faisceau pour différentes configurations d'antennes sont présentés dans la figure I.13. Ces faisceaux d'antennes spatialement focalisés augmentent le débit pour l'utilisateur désiré et réduisent les interférences pour l'utilisateur voisin [57].

### **I.5.8.1-Transmission en liaison montante**

Le canal de liaison montante est utilisé pour transmettre les données et le signal pilote depuis le terminal utilisateur vers la station de base, comme le montre la figure I.13(a). Considérons un système massive MIMO en liaison montante équipé de  $M$  antennes à la station

de base et communiquant simultanément avec  $N$  ( $M \gg N$ ) utilisateurs à antenne unique. Si le signal transmis par l'utilisateur ou le signal pilote déterministe pour estimer le canal est  $x \in \mathbb{C}^N$ , le signal reçu à la station de base pendant la liaison montante est donné par :

$$y = Hx + n_{uplink} \tag{I.1}$$

où  $y \in \mathbb{C}^M$  est le signal reçu à la station de base,  $H$  est le vecteur de canal entre le terminal utilisateur et la station de base, et les éléments de  $H \in \mathbb{C}^{M \times N}$  sont indépendants et identiquement distribués avec une moyenne nulle et une variance unitaire, c'est-à-dire,  $H \sim \mathcal{CN}(0,1)$ . Le terme supplémentaire  $n_{uplink} \in \mathbb{C}^M$  est l'addition d'interférences provenant de plusieurs transmissions et du bruit du récepteur. L'interférence ajoutée est indépendante du signal utilisateur  $x$ , mais peut dépendre du canal  $H$ .

$$n_{uplink} = n_{uplink-interference} + n_{noise} \tag{I.2}$$

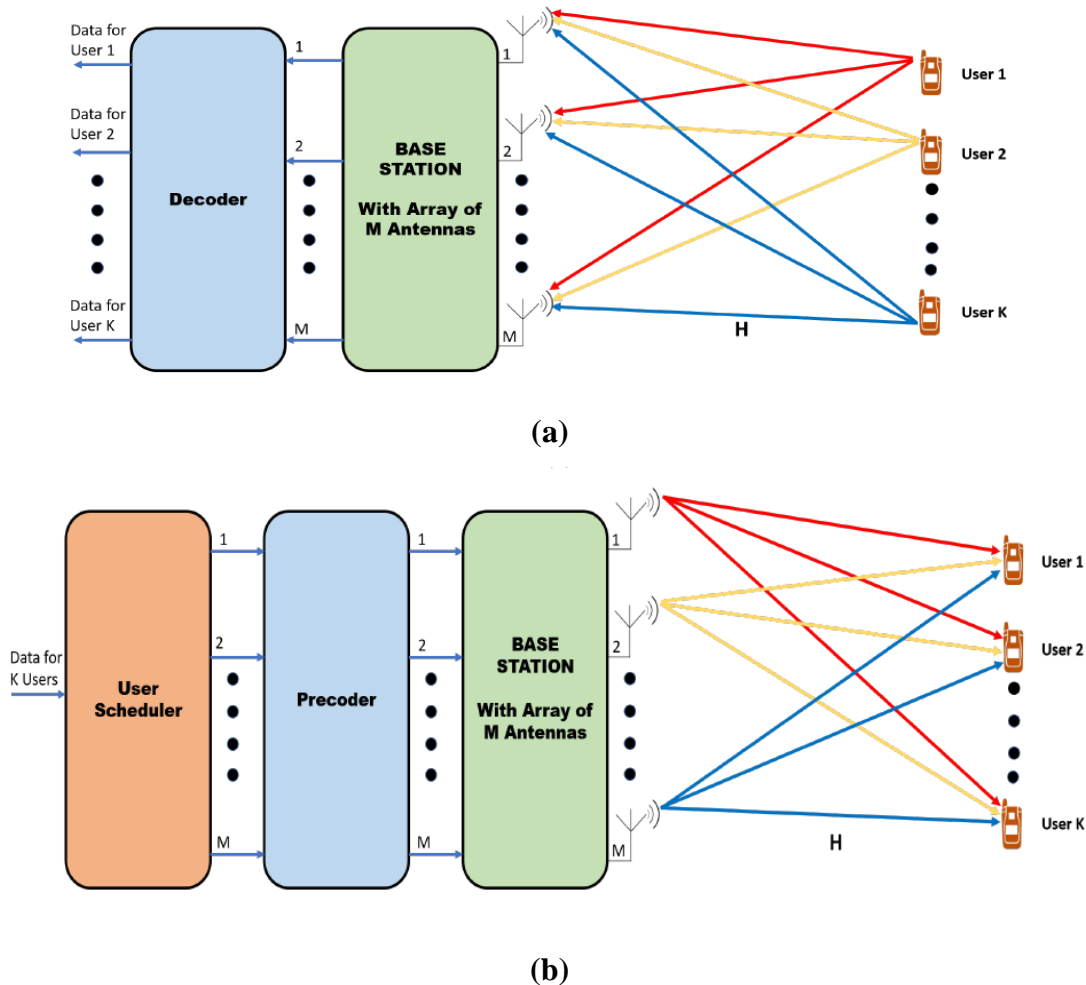


Figure I.13. Opération massive MIMO en liaison montante et en liaison descendante. (a) Liaison montante (b) Liaison descendante

### I.5.8.2-Transmission en liaison descendante

Le canal de liaison descendante est utilisé pour transmettre des données ou estimer le canal entre l'utilisateur et la station de base. La station de base utilise des pilotes d'entraînement pour estimer le canal. Une transmission en liaison descendante avec plusieurs UE et une station de base est illustrée à la figure I.13 (b). Considérons un système massive MIMO en liaison descendante, où la station de base est équipée de  $M$  antennes et dessert simultanément  $N$  utilisateurs ayant une seule antenne. La station de base envoie des informations indépendantes à plusieurs utilisateurs simultanément. Le signal reçu,  $y_k \in \mathbb{C}^{M \times 1}$ , au  $k$ -ième utilisateur est :

$$y_k = h_k x_k + n_{downlink} \quad (I.3)$$

où  $h_k$  est un vecteur de canal entre le  $k$ -ième utilisateur et la station de base, dont les éléments sont indépendants et identiquement distribués avec une moyenne nulle et une variance unitaire, c'est-à-dire,  $H \sim \mathcal{CN}(0,1)$ .  $x_k \in \mathbb{C}^M$  est le signal émis par la station de base pour l'utilisateur  $k$ , et  $n_{downlink}$  représente le bruit supplémentaire qui se compose du bruit du récepteur  $n_{noise} \sim \mathcal{CN}(0, \sigma^2 I)$  et de l'interférence pendant la liaison descendante  $n_{downlink-interference}$  causée par la transmission simultanée à d'autres utilisateurs, et est donnée par :

$$n_{downlink} = n_{downlink-interference} + n_{noise} \quad (I.4)$$

### I.5.8.3-Avantages du Massive MIMO pour les réseaux 5G et au-delà

Certains des avantages de la technologie Massive MIMO sont :

- **Efficacité spectrale** : Massive MIMO offre une efficacité spectrale plus élevée en permettant à son réseau d'antennes de focaliser des faisceaux étroits vers un utilisateur. Une efficacité spectrale plus de dix fois supérieure à celle du système MIMO actuel utilisé pour la 4G/LTE peut être obtenue.
- **Efficacité énergétique** : Comme le réseau d'antennes est concentré dans une section spécifique, il nécessite moins de puissance rayonnée et réduit les besoins énergétiques dans les systèmes Massive MIMO.
- **Haut débit** : Le gain en réseau et le multiplexage spatial fournis par le Massive MIMO augmente le débit de données et la capacité des systèmes sans

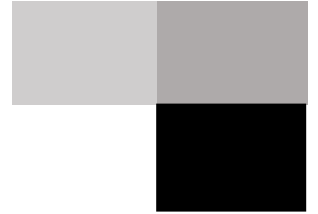
fil.

- **Suivi des utilisateurs** : Comme le Massive MIMO utilise des faisceaux de signal étroits vers l'utilisateur, le suivi des utilisateurs devient plus fiable et précis.
- **Faible consommation d'énergie** : Le Massive MIMO est construit avec des amplificateurs linéaires ultra-bas en puissance, ce qui élimine l'utilisation d'équipements électroniques encombrants dans le système. Cette consommation d'énergie peut être considérablement réduite.
- **Moins de fading** : Un grand nombre d'antennes au récepteur rend le Massive MIMO résilient contre le fading.
- **Faible latence** : Le Massive MIMO réduit la latence sur l'interface radio.
- **Robustesse** : Les systèmes Massive MIMO sont robustes contre les interférences non intentionnelles et le brouillage interne. De plus, ces systèmes sont robustes face à une ou quelques pannes d'antennes en raison de la présence d'antennes nombreuses.
- **Fiabilité** : Un grand nombre d'antennes dans le Massive MIMO offre un gain de diversité accru, ce qui augmente la fiabilité de la liaison.
- **Sécurité renforcée** : Le Massive MIMO offre une sécurité physique accrue grâce aux canaux de station mobile orthogonaux et aux faisceaux étroits.
- **Traitement linéaire à faible complexité** : Un plus grand nombre d'antennes de station de base rend les détecteurs de signal simples et les pré-décodeurs optimaux pour le système [1].

## I.6-Conclusion

Dans ce chapitre, nous explorons l'univers des réseaux de cinquième génération (5G), détaillant leurs caractéristiques distinctives et les impératifs qu'ils doivent satisfaire pour répondre aux besoins modernes en matière de communication. La 5G se démarque par sa capacité à gérer d'énormes volumes de données, essentiels pour des applications telles que la réalité virtuelle, l'Internet des objets (IoT) et le streaming vidéo en haute définition. Pour cela, les réseaux 5G doivent offrir des débits élevés, une faible latence et une connectivité robuste pour un nombre croissant d'utilisateurs. Parallèlement, le Massive MIMO émerge comme une technologie phare pour répondre aux défis de la 5G. En exploitant des dizaines voire des

centaines d'antennes, le Massive MIMO accroît la capacité des canaux et améliore l'efficacité spectrale, ce qui permet de gérer un trafic toujours croissant grâce au *beamforming*. Ce chapitre alors met en évidence l'évolution vers des réseaux de communication plus intelligents et plus performants, en raison de l'adoption de ces technologies et les techniques de modulation avancées. Ces avancées sont cruciales pour répondre aux besoins croissants en connectivité et pour permettre le déploiement réussi des applications innovantes de demain fait l'objet du chapitre suivant.



# **Chapitre II**

## **Techniques MIMO, MASSIVE MIMO & Hybrid Beamforming**



## II.1-Introduction

Dans ce chapitre, nous explorons la progression de la technologie MIMO vers le Massive MIMO dans les communications sans fil, en mettant en évidence les avantages de cette évolution tels qu'une capacité accrue, une efficacité spectrale améliorée et une meilleure qualité de signal. Nous examinons également l'importance des types de modulations, y compris les modulations numériques comme BPSK, QPSK, 16QAM et 64QAM, ainsi que les modulations analogiques telles que WB-FM, dans le contexte du MIMO et du Massive MIMO. Ces avancées technologiques sont essentielles pour répondre aux exigences croissantes des réseaux 5G en matière de capacité, de débit et de fiabilité, et pour soutenir la demande croissante de services de communication sans fil de haute qualité.

## II.2-Principes du MIMO

MIMO est une technique utilisée dans les communications sans fil. Les techniques à antennes multiples sont généralement classées en deux catégories : les techniques de diversité et les techniques de multiplexage spatial. Dans la première catégorie, le même signal est reçu ou transmis via plusieurs antennes au niveau du récepteur ou de l'émetteur, ce qui améliore la fiabilité de la transmission. Ainsi, l'utilisation de plusieurs antennes peut fournir un gain de diversité et renforcer la fiabilité des connexions, à condition que la diversité d'émission et de réception soit prise en considération.

Dans le multiplexage spatial, plusieurs flux indépendants peuvent être transmis simultanément, ce qui augmente la vitesse de transmission. Dans cette technique, la vitesse maximale de transmission réalisable peut être égale à la capacité du canal MIMO. En revanche, dans le cas de la technique de diversité, la vitesse de transmission réalisable est bien inférieure à la capacité du canal MIMO. Les multiples utilisations des antennes dans la communication sans fil offrent différentes possibilités. Par exemple, en utilisant des informations sur l'état du canal au niveau de l'émetteur, les antennes d'émission multiples peuvent fournir un gain de canal avec une formation de faisceau d'émission. Une nouvelle avancée dans le domaine du MIMO est l'utilisation d'antennes multiples à la fois au niveau de l'émetteur et du récepteur. Actuellement, le secteur des communications sans fil connaît une croissance exponentielle continue de la demande de trafic réseau, sans aucun signe de ralentissement, de même que le nombre d'appareils connectés. Les réseaux actuels atteignent leurs limites de capacité au niveau de la couche physique, en raison du « déficit de spectre »

ou du « tsunami de données », en particulier dans les zones urbaines très peuplées avec une forte densité d'appareils connectés.

Dans la sphère des communications sans fil, la principale interrogation réside dans la manière d'accroître la capacité du réseau afin de satisfaire la demande de trafic en constante augmentation. La capacité totale d'un réseau sans fil est étroitement liée au débit surfacique (exprimé en bps par unité de surface) du réseau, lequel est le fruit de trois facteurs multiplicatifs exprimé par l'équation II.1 :

$$\underbrace{AreaThroughput}_{bpsarea^{-1}} = \underbrace{AvailableSpectrum}_{Hz} \cdot \underbrace{CellDensity}_{cellsarea^{-1}} \cdot \underbrace{SpectralEfficiency}_{bpsHz^{-1}cell^{-1}} \quad (II.1)$$

Ainsi, pour obtenir un débit surfacique plus élevé, une pratique traditionnelle consiste à allouer davantage de spectre de fréquences (en Hz) pour les communications sans fil, à augmenter la densité cellulaire (plus de cellules par zone) et à améliorer l'efficacité spectrale (en bps/Hz par cellule). Avec la technologie MIMO, nous améliorons cette efficacité spectrale en augmentant la capacité du système de communication sans augmenter la bande passante disponible.



(a)



(b)

**Figure II.1.(a) Tour de station cellulaire multi-antennes, (b) point d'accès Wi-Fi multi-antennes [58]**

Dans le domaine des communications sans fil, MIMO est devenu un élément essentiel de différentes normes de communication, notamment IEEE 802.11n (Wi-Fi), IEEE 802.11ac (Wi-Fi), HSPA+ (3G), WiMAX (4G) et LTE (4G). Récemment, il a également été utilisé pour la communication par lignes électriques dans le cadre de la norme ITU G.hn et de la spécification HomePlug AV2. La figure II.1 illustre une station de base cellulaire et un point d'accès Wi-Fi, tous deux équipés de plusieurs antennes, ce qui constitue un exemple de la technologie MIMO utilisée dans notre vie quotidienne.

### II.3-MIMO multi-utilisateurs

Examinons rapidement les systèmes MIMO. Généralement, les systèmes MIMO sont divisés en deux catégories : le MIMO mono-utilisateur (SU-MIMO) (figure II.2 (a)), et le MIMO multi-utilisateurs (MU-MIMO) (figure II.2 (b)).

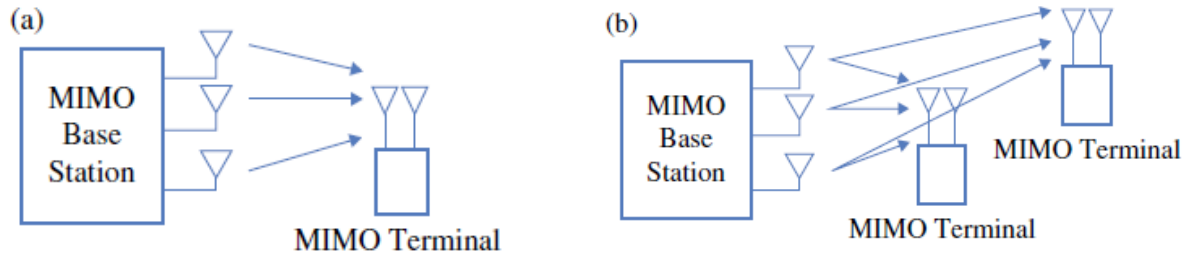


Figure II.2.(a) MIMO mono-utilisateur,(b) MIMO multi-utilisateurs [58]

#### II.3.1-SU-MIMO

Dans le SU-MIMO, à la fois l'émetteur et le récepteur sont équipés de plusieurs antennes. Des améliorations de performances telles que la couverture accrue, la fiabilité des liaisons et le débit de données peuvent être obtenues grâce à des techniques telles que la formation de faisceaux, le codage spatio-temporel orienté diversité et le multiplexage spatial des flux de données. Cependant, ces techniques ne peuvent pas être pleinement exploitées simultanément, donc un compromis est généralement trouvé entre elles.

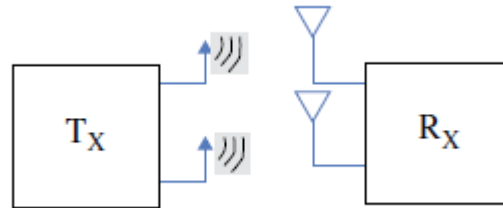
#### II.3.2-MU-MIMO

Dans le LTE, une stratégie de commutation adaptative entre les schémas de diversité spatiale et de multiplexage est mise en œuvre. En revanche, le MU-MIMO fonctionne différemment : il partage spatialement le canal sans fil entre plusieurs utilisateurs, qui transmettent et reçoivent sans codage ou détection conjoints. En exploitant les différentes signatures spatiales des utilisateurs dispersés au sein du réseau d'antennes de la station de base, celle-ci peut communiquer simultanément avec tous les utilisateurs, offrant ainsi des gains de performance impressionnants en termes de débit total. Cependant, les interférences entre les utilisateurs sur le canal représentent un défi majeur. Le traitement du signal dans le MU-MIMO vise à atténuer ces interférences, ce qui souligne l'importance cruciale de la connaissance des canaux spatiaux par rapport au SU-MIMO.

Passons maintenant en revue la technique MIMO.

## II.4-Technique MIMO

Considérons une configuration avec deux antennes émettrices et deux antennes réceptrices, ce qui ajoute un degré de liberté. Dans cette configuration, les coefficients de canal sont supposés être indépendants et non corrélés, de sorte que la récupération du signal, c'est-à-dire  $X_1$  et  $X_2$ , sera facilitée au niveau du récepteur.



**Figure II.3. Multiple-input multiple-output (MIMO)**

La capacité d'un canal MIMO augmentera linéairement en raison du gain de multiplexage spatial (figure II.3). En radio, le MIMO consiste à utiliser plusieurs antennes à la fois en transmission (Tx) et en réception (Rx) pour améliorer les performances de communication. Le MIMO offre une augmentation significative du débit de données et de la portée des liaisons sans nécessiter de bande passante supplémentaire ni d'augmentation de la puissance de transmission. Cette technologie atteint cet objectif en répartissant la même puissance d'émission totale sur les antennes pour obtenir un gain de réseau qui améliore l'efficacité spectrale et un gain de diversité qui améliore la fiabilité de la liaison. Le MIMO se différencie de la formation de faisceaux et de la diversité en améliorant le rapport signal sur bruit (SNR) du système de communication sans fil.

Le MIMO fait référence à une technologie spécifique permettant d'envoyer et de recevoir plusieurs signaux de données simultanément via le même canal radio en utilisant la propagation à trajets multiples. Cette propagation naturelle peut être exploitée pour transmettre plusieurs flux de données indépendants en utilisant des antennes co-localisées et un traitement multidimensionnel connu sous le nom de multiplexage spatial. Ce multiplexage conduit à une amélioration de la capacité du système selon l'équation  $C=N \cdot B \cdot \log(1+SNR)$ , où  $N$  est le nombre d'antennes d'émission,  $B$  est la bande passante disponible et  $C$  est la capacité du système.

### II.4.1-Multiplexage spatial des canaux MIMO déterministes

Considérons  $X \in \mathbb{C}^{n_t}$  le signal transmis avec  $N_t$  antennes,  $y \in \mathbb{C}^{n_r}$  le signal reçu avec  $N_r$  antennes et  $\mathcal{W} \sim \mathcal{CN}(0, N_0 I_{n_r})$  le bruit gaussien blanc. Le canal invariant dans le temps peut être défini comme suit  $Y=HX+W$ . Examinons le modèle de canal MIMO suivant, tel qu'illustré dans la figure II.4. La matrice de canal  $H \in \mathbb{C}^{n_t \times n_r}$  est donnée par :

$$H = \begin{bmatrix} h_{11} & \dots & h_{1r} \\ h_{21} & \dots & \vdots \\ \vdots & \dots & \vdots \\ h_{t1} & \dots & h_{tr} \end{bmatrix} \quad (\text{II.2})$$

Où  $h_{ij}$  est le coefficient de canal entre la  $i$  ème antenne réceptrice et la  $j$  ième antenne émettrice.

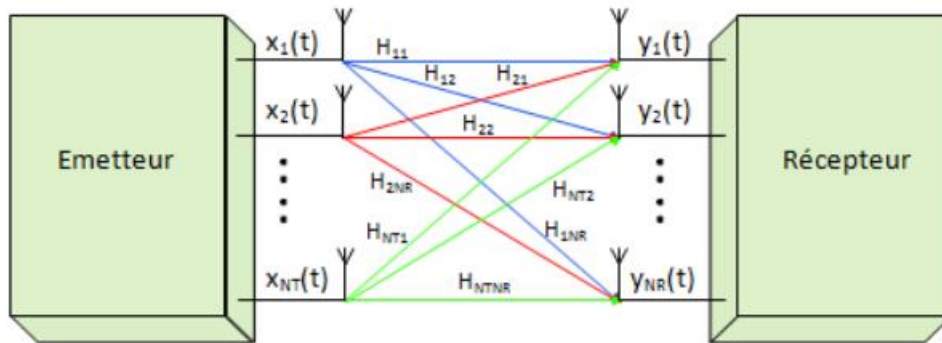


Figure II.4. Matrice de canaux MIMO

La matrice de canaux est déterministe et connue à la fois de l'émetteur et du récepteur. C'est supposé constante à tout moment. Il s'agit d'un canal gaussien vectoriel. La capacité est calculée en décomposant le canal vectoriel en un ensemble de sous-canaux gaussiens scalaires indépendants parallèles. La capacité est calculée au niveau du récepteur par un traitement de signal multidimensionnel, ce qui est très difficile, voire pratiquement impossible. Pour faciliter les calculs, une matrice de canaux un à un est réalisée sans interférence, c'est-à-dire  $h_{11}$ ,  $h_{22}$ , etc. Pour satisfaire la figure II.5, considérons l'équation II.3 :

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_{11} & 0 & 0 \\ 0 & h_{22} & 0 \\ 0 & 0 & h_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_t \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} n_1 \\ \vdots \\ n_r \end{bmatrix} \quad (\text{II.3})$$

Où  $H$  est une matrice diagonale.

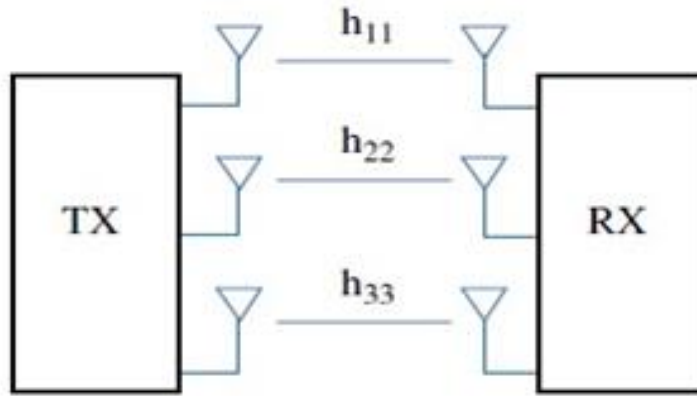


Figure II.5. Matrice de canaux un à un

Cette matrice diagonale peut être obtenue en utilisant la décomposition en valeurs singulières (SVD).

Nous pouvons représenter  $H$  en utilisant SVD par la formule II.4 :

$$H = U \Lambda V^* \quad (\text{II.4})$$

Avec  $U \in \mathbb{C}^{n_t \times n_r}$  et  $V \in \mathbb{C}^{n_t \times n_r}$  sont des matrices unitaires et  $\Lambda \in \mathbb{C}^{n_t \times n_r}$  est une matrice diagonale dont les éléments hors-diagonaux sont nuls et dont les éléments diagonaux sont représentés par  $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_{\min}$  sont les valeurs singulières de la matrice de canal  $H$ , où  $\min = \min(n_t, n_r)$ . Maintenant, le canal un à un est réalisé si nous annulons  $U$  et  $V^*$  de l'équation ci-dessus, c'est-à-dire  $UU^* = I$ ,  $VV^* = I$ . Ainsi, un prétraitement à l'émetteur et un post-traitement au récepteur sont nécessaires, c'est-à-dire multiplier  $X$  par  $U^*$  et  $Y$  par  $V$ . Cela est résumé dans la figure II.6 [58].

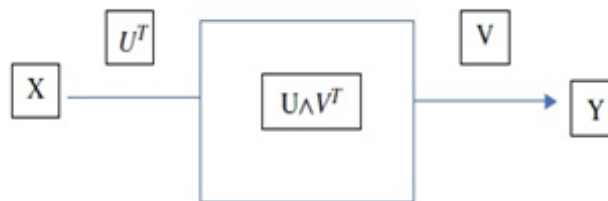


Figure II.6. Prétraitement au TX et post-traitement au RX

## II.5-Évolution de MIMO vers Massive MIMO

Dans les deux cas de SU-MIMO et de MU-MIMO, il est théoriquement démontré que l'augmentation du nombre d'antennes aux émetteurs et/ou aux récepteurs permet d'exploiter le domaine spatial à une échelle plus grande. Cette augmentation conduit à des performances

améliorées en termes des avantages intrinsèques au MIMO, tels que la capacité accrue du canal et la robustesse aux interférences et au bruit.

Dans les scénarios de MU-MIMO, lorsque le nombre d'antennes à la station de base augmente indéfiniment, plusieurs phénomènes bénéfiques se produisent. Tout d'abord, les effets du bruit de réception additif et du fading à petite échelle deviennent négligeables [59].

Cela signifie que les fluctuations rapides du signal dues aux obstacles et aux réflexions dans l'environnement ne perturbent plus significativement la communication. De plus, les interférences intracellulaires entre les utilisateurs, qui sont courantes dans les systèmes avec un nombre limité d'antennes, disparaissent également. Cela permet une communication plus claire et plus fiable pour chaque utilisateur [60].

Le principal défi restant dans ce contexte est l'interférence intercellulaire, qui est due aux transmissions associées à la même séquence pilote utilisée pour l'estimation du canal. Ces interférences se produisent lorsque les cellules voisines utilisent les mêmes séquences pilotes, ce qui peut perturber les estimations de canal et dégrader les performances du système [61].

Malgré ce défi, on constate que le débit par cellule et le nombre de terminaux par cellule deviennent indépendants de la taille de la cellule. Cela signifie que même avec des cellules plus petites ou plus grandes, la capacité du réseau et le nombre de connexions simultanées ne sont pas affectés. De plus, l'efficacité spectrale, qui est une mesure de la quantité de données pouvant être transmises par unité de spectre, reste constante quelle que soit la largeur de bande du système. Une autre conséquence importante est que l'énergie d'émission nécessaire par bit de donnée diminue drastiquement, tendant vers zéro à mesure que le nombre d'antennes augmente.

Ces caractéristiques font du massive MIMO une direction prometteuse pour l'évolution des systèmes cellulaires. En exploitant pleinement les avantages de cette technologie, il est possible de concevoir des réseaux qui offrent une capacité de transmission beaucoup plus élevée, une meilleure qualité de service, et une plus grande efficacité énergétique. Les recherches et les développements dans ce domaine continuent de progresser, rapprochant la réalisation de réseaux de communication sans fil ultra-performants et résilients.

L'augmentation de MIMO, notamment sous sa forme massive, offre une expansion significative des degrés de liberté dans le domaine spatial, surpassant de loin les capacités des systèmes actuels. Ce gain de liberté est crucial dans le contexte où le spectre sans fil est

devenu extrêmement encombré et coûteux, en particulier dans les bandes de fréquences inférieures à 6 GHz. Dans ces bandes, la demande croissante pour des services sans fil et l'augmentation du nombre de dispositifs connectés ont conduit à une saturation du spectre disponible, rendant les fréquences de plus en plus précieuses et chères [62].

Contrairement aux systèmes MU-MIMO conventionnels qui utilisent généralement jusqu'à huit antennes, les configurations dites "massive MIMO", "MIMO très large" ou "MIMO à grande échelle" exploitent un nombre bien plus élevé d'antennes, souvent de l'ordre de plusieurs centaines à des milliers. Cette augmentation exponentielle du nombre d'antennes permet de bénéficier de multiples avantages en termes de capacité et de qualité de service.

Le concept de base de massive MIMO repose sur l'utilisation d'un grand nombre d'antennes à la station de base, ce qui permet de mieux exploiter les dimensions spatiales du canal de communication. Les principaux avantages et mécanismes de cette technologie sont:

- 1) **Réduction du Fading et du Bruit** : Avec un nombre massif d'antennes, les effets de fading à petite échelle et le bruit de réception additif deviennent négligeables. Cela est dû à la diversité spatiale accrue, qui permet de lisser les variations rapides du signal et de réduire les interférences aléatoires [63].
- 2) **Amélioration de la Capacité du Réseau** : L'utilisation de nombreuses antennes permet de créer des faisceaux étroits et dirigés vers chaque utilisateur, ce qui maximise la réutilisation spatiale des ressources spectrales. Ainsi, plusieurs utilisateurs peuvent être servis simultanément dans la même bande de fréquence sans interférer significativement les uns avec les autres [64].
- 3) **Réduction des Interférences Intracellulaires** : En formant des faisceaux précis, les interférences entre utilisateurs au sein de la même cellule sont considérablement réduites. Cela permet une communication plus fiable et de meilleure qualité pour chaque utilisateur [65].
- 4) **Indépendance par Rapport à la Taille de la Cellule** : Le débit par cellule et le nombre de terminaux pouvant être supportés deviennent indépendants de la taille de la cellule. Cela signifie que les performances du réseau ne se dégradent pas lorsqu'on passe à des configurations de cellules plus petites, ce qui est essentiel pour les environnements urbains denses [66].
- 5) **Efficacité Spectrale Constante** : L'efficacité spectrale, ou la capacité à transmettre des

données par unité de spectre, reste constante quelle que soit la largeur de bande utilisée. Cela permet d'optimiser l'utilisation des ressources spectrales disponibles [67].

- 6) **Efficacité Énergétique** : Une caractéristique notable des systèmes massive MIMO est la réduction de l'énergie d'émission nécessaire par bit de donnée. À mesure que le nombre d'antennes augmente, l'énergie nécessaire pour transmettre chaque bit de donnée diminue, ce qui conduit à des systèmes plus écologiques et économes en énergie [61].

L'augmentation du nombre d'antennes dans les systèmes massive MIMO offre des améliorations spectaculaires en termes de capacité, de qualité de service, et d'efficacité énergétique. Elle représente une avancée majeure pour répondre aux défis posés par la saturation du spectre sans fil et pour soutenir la croissance continue des services de communication sans fil.

Le massive MIMO, dans un scénario de MU-MIMO, utilise un grand nombre d'antennes à la station de base pour desservir simultanément plusieurs terminaux avec des ressources temps-fréquence partagées. Cela permet de centraliser le traitement du signal à la station de base, simplifiant le matériel des terminaux.

Les recherches ont montré que le massive MIMO améliore considérablement l'efficacité spectrale en exploitant pleinement les dimensions spatiales, réduisant les interférences et augmentant la capacité du réseau. Il permet également de diminuer la puissance de sortie requise, rendant les transmissions plus économiques et respectueuses de l'environnement.

Cette technologie facilite une transition en douceur de la 4G/LTE vers la 5G, et même dans les bandes de hautes fréquences comme les ondes millimétriques, elle aide à surmonter les pertes de propagation. Le massive MIMO contribue aussi aux "communications vertes" en réduisant la consommation énergétique des stations de base et des terminaux, ce qui est bénéfique pour la durabilité et l'efficacité énergétique des réseaux de communication.

Dans cette partie, nous abordons le développement du massive MIMO et son impact dans la prochaine génération de la 5G.

## II.6-MASSIVE MIMO

Le Massive MIMO est une forme de systèmes MU-MIMO où le nombre d'antennes de la station de base et le nombre d'utilisateurs sont élevés. Dans le massive MIMO, des centaines

d'antennes de station de base servent simultanément des dizaines d'antennes d'utilisateurs dans la même ressource temps-fréquence.

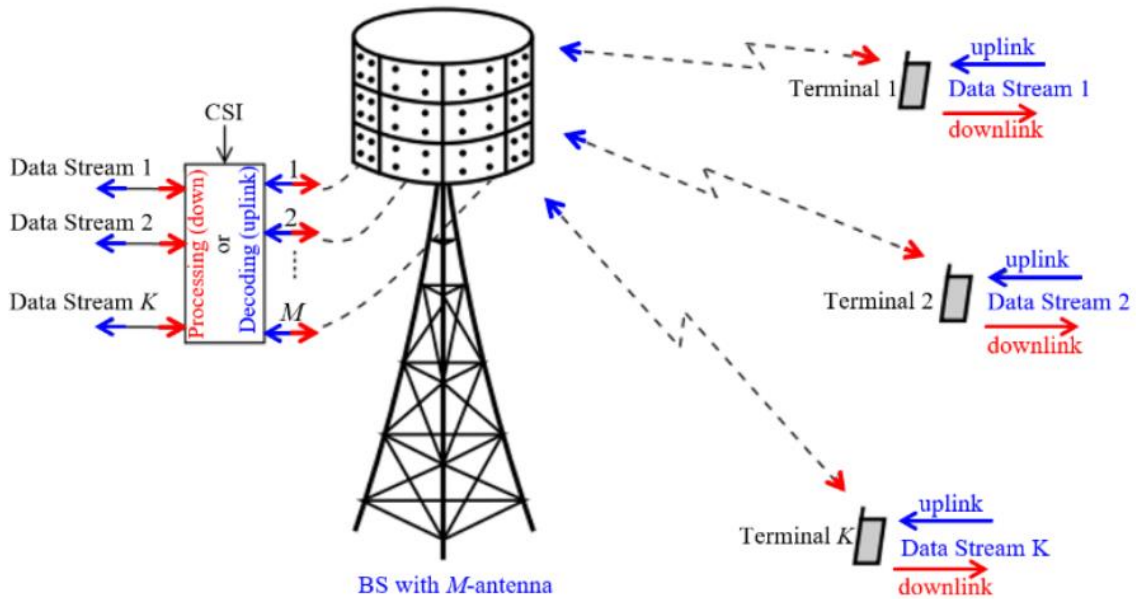


Figure II.7. Massive MIMO

La figure II.7 illustre les bases du massive MIMO, où chaque station de base est équipée d'un grand nombre d'antennes M et dessert une cellule avec un grand nombre de terminaux k. Les terminaux ont généralement une seule antenne chacun, et chaque station de base différente dessert des cellules différentes, avec éventuellement des ajustements de puissance et d'assignation de pilotes. Le massive MIMO repose sur le multiplexage spatial, qui lui-même repose sur le fait que la station de base dispose d'une connaissance suffisante du canal, à la fois en liaison descendante et en liaison montante [68].

### II.6.1-Flux de données en liaison montante

Une partie de l'intervalle de cohérence est utilisée pour la transmission des données en liaison montante. En liaison montante, tous les K utilisateurs envoient des données à la station de base dans la même ressource temps-fréquence. La station de base utilise ensuite l'estimation de canal ainsi que des techniques de combinaison linéaire pour détecter les signaux émis par tous les utilisateurs.

$$Y_{ul} = \sqrt{\rho u} \sum_{k=1}^K h_k s_k + n \tag{II.5}$$

$$Y_{ul} = \sqrt{\rho u} H s + n \tag{II.6}$$

Où  $\rho$  est le rapport signal sur bruit (SNR) moyen,  $S \triangleq [S_1, S_2, \dots, S_K]^T$ , et  $n$  est la variable aléatoire gaussienne avec une moyenne nulle et une variance indépendante de  $H$ .

À partir du vecteur de signal reçu  $Y$  en conjonction avec la connaissance du CSI, la BS va détecter de manière cohérente les signaux émis par les  $K$  utilisateurs. Le modèle de canal (II.6) est le canal à accès multiple qui possède la capacité totale [68].

$$C_{ul, \text{sum}} = \log_2 \det(I_K + \rho U H^H H) \quad (\text{II.7})$$

## II.6.2-Flux de données en liaison descendante

En liaison descendante, la station de base transmet des signaux à tous les  $K$  utilisateurs dans la même ressource temps-fréquence. Plus précisément, la station de base utilise son estimation de canal en combinaison avec les symboles destinés aux  $K$  utilisateurs pour créer  $M$  signaux précodés qui sont ensuite alimentés à  $M$  antennes.

$$Y_{dl, k} = \sqrt{\rho_d} h_k^T x + z_k \quad (\text{II.8})$$

où  $\rho_d$  est la moyenne (SNR) et  $Z_k$  est le bruit additif au  $k$ -ème utilisateur avec une moyenne nulle et une variance unitaire, collectivement, le vecteur de signal reçu des  $K$  utilisateurs peut être écrit comme suit :

$$Y_{dl} = \sqrt{\rho_d} H^T x + z \quad (\text{II.9})$$

Où  $Y_{dl} \triangleq [Y_{dl1}, Y_{dl2}, \dots, Y_{dlk}]^T$ , et  $Z \triangleq [Z_1, Z_2, \dots, Z_k]^T$ . Le modèle de canal est le canal de diffusion dont la capacité totale est connue.

$$C_{sum} = \max_{\substack{\{q_k\} \\ q_k \geq 0, \sum_{k=1}^K q_k \leq 1}} \log_2 \det(I_M + \rho_d H^* D_q H^T) \quad (\text{II.10})$$

Où  $D_q$  est la matrice diagonale dont le  $k$ -ème élément diagonal est  $q_k$ . La capacité totale peut être atteinte en utilisant la technique de codage "dirty-paper" (DPC). En propagation en ligne de vue, la station de base crée pour chaque terminal un faisceau, avec une fenêtre angulaire étroite centrée autour de la direction vers le terminal. Plus il y a d'antennes, plus les faisceaux sont étroits. En revanche, en présence de diffusion locale, le signal observé en tout point de l'espace est la superposition de nombreux composants indépendamment diffusés et réfléchis,

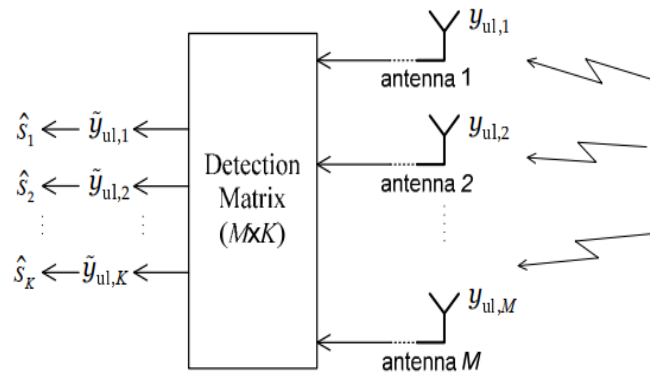
qui peuvent s'ajouter de manière constructive ou destructive au niveau des terminaux. Plus il y a d'antennes, plus la puissance se concentre sur les terminaux [68].

## II.7-Traitement linéaire

Pour obtenir des performances optimales, des techniques de traitement de signal complexes doivent être mises en œuvre. Par exemple, en liaison montante, la détection multiutilisateur à maximum de vraisemblance (ML) peut être utilisée. Avec la détection multiutilisateur à ML, la station de base doit rechercher tous les vecteurs de signal transmis possibles, et choisir le meilleur comme suit :

$$\hat{S} = \arg \min_{s \in S^k} \|Yul - \sqrt{\rho}uHs\|^2 \quad (\text{II.11})$$

Où  $S$  est l'alphabet fini de  $s_k$ ,  $k = 1, 2, \dots, k$ . Le problème (II.11) est un problème des moindres carrés (LS) avec une contrainte d'alphabet fini. La station de base doit rechercher parmi  $|S|^k$  vecteurs, où  $|S|$  désigne la cardinalité de l'ensemble  $S$ . Par conséquent, la détection à ML a une complexité exponentielle en fonction du nombre d'utilisateurs. La station de base peut utiliser des schémas de traitement linéaire (récepteurs linéaires en liaison montante et pré-codeurs linéaires en liaison descendante) pour réduire la complexité du traitement du signal (figure II.8).



**Figure II.8. Schéma bloc de la détection linéaire à la station de base**

Ces schémas ne sont pas optimaux. Cependant, lorsque le nombre d'antennes de la station de base est élevé, le traitement linéaire est presque optimal [68].

### II.7.1-Récepteur linéaire (en liaison montante)

Avec les schémas de détection linéaire à la station de base, le signal reçu  $y_{ul}$  est séparé en  $K$  flux en le multipliant par une matrice de détection linéaire  $M \times K$ ,  $A$ :

$$\tilde{y}_{ul} = A^H y_{ul} = \sqrt{\rho u} A^H H_S + A^H n \quad (\text{II.12})$$

Chaque flux est ensuite décodé indépendamment (figure II.8). La complexité est de l'ordre de  $K|S|$ . À partir de (II.12), le  $k$ -ème flux (élément) de  $\tilde{Y}_{ul}$  qui est utilisé pour décoder  $s_k$ , est donné par:

$$\tilde{y}_{ul,k} = \underbrace{\sqrt{\rho u} a_k^H h_k s_k}_{\text{Signal souhaité}} + \underbrace{\sqrt{\rho u} \sum_{k' \neq k}^k a_k^H h_{k'} s_{k'}}_{\text{Interférence entre utilisateurs}} + \underbrace{a_k^H n}_{\text{bruit}} \quad (\text{II.13})$$

Où  $a_k$  désigne la  $k$ -ème colonne de  $A$ . Les interférences plus le bruit sont traités comme un bruit effectif, et donc, le rapport signal sur interférence plus bruit (SINR) du  $k$ -ième flux est donné par :

$$SINR_k = \frac{\rho u |a_k^H h_k|^2}{\rho u \sum_{k' \neq k}^k |a_k^H h_{k'}|^2 + \|a_k\|^2} \quad (\text{II.14})$$

Trois schémas de détection linéaire sont considérés : la combinaison maximum-ratio (MRC), le récepteur de suppression de zéro-forcing (ZF) et le récepteur d'erreur quadratique moyenne minimale (MMSE).

#### a) Combinaison maximale de rapports

Avec la MRC (Combinaison Maximale de Réception), la station de base (BS) vise à maximiser le rapport signal/bruit (SNR) de chaque flux, en ignorant l'effet de l'interférence multi-utilisateurs. D'après l'équation (2.13), la  $k$ -ième colonne de la matrice de réception MRC  $A$  est :

$$a_{mrc,k} = \arg \max_{a_k \in \mathbb{C}^{M \times 1}} \frac{\text{puissance}(\text{signal désiré})}{\text{puissance}(\text{bruit})} \quad (\text{II.15})$$

$$= \arg \max_{a_k \in \mathbb{C}^{M \times 1}} \frac{\rho u |a_k^H h_k|^2}{\|a_k\|^2}$$

Avec  $\frac{\rho u |a_k^H h_k|^2}{\|a_k\|^2} \leq \frac{\rho u \|a_k\|^2 \|h_k\|^2}{\|a_k\|^2} = \rho u \|h_k\|^2$

Et l'égalité est atteinte lorsque  $a_k = \text{const. } h_k$ . En insérant  $a_{mrc,k}$  dans l'équation (2.14), le SINR reçu du k-ième flux pour la MRC est donné par :

$$\text{SINR}_{mrc,k} = \frac{\rho_u \|h_k\|^4}{\rho_u \sum_{k' \neq k}^k |h_k^H h_{k'}|^2 + \|h_k\|^2} \quad (\text{II.16})$$

$$\rightarrow \frac{\|h_k\|^4}{\sum_{k' \neq k}^k |h_k^H h_{k'}|^2}, \quad \text{comme } \rho_u \rightarrow \infty \quad (\text{II.17})$$

- **Avantage** : le traitement du signal est très simple, car la station de base (BS) multiplie simplement le vecteur reçu par la transposée conjuguée de la matrice de canal H puis détecte chaque flux séparément. Plus important encore, la MRC peut être mise en œuvre de manière distribuée. De plus, à faible  $\rho_u$ :  $\text{SINR}_{mrc,k} \approx \rho_u \|h_k\|^2$ . Cela implique qu'à faible SNR, la MRC peut obtenir le même gain de réseau que dans le cas d'un système à utilisateur unique.
- **Inconvénient** : comme mentionné ci-dessus, étant donné que la MRC néglige l'effet de l'interférence multi-utilisateurs, elle fonctionne mal dans des scénarios limités par l'interférence. Cela peut être observé dans l'équation (II.17), où le SINR est limité par une constante (par rapport à  $\rho_u$ ) lorsque  $\rho_u$  est élevé[68].

### b) Récepteur de forçage à zéro

En revanche, par rapport à la MRC, les récepteurs à forçage nul (ZF) prennent en compte l'interférence entre utilisateurs, mais négligent l'effet du bruit. Avec le ZF, l'interférence multi-utilisateurs est complètement annulée en projetant chaque flux sur le complément orthogonal de l'interférence entre utilisateurs. Plus précisément, la k-ième colonne de la matrice de récepteur ZF satisfait :

$$\begin{cases} a_{zf,k}^H h_k \neq 0 \\ a_{zf,k}^H h_{k'} = 0 \end{cases}, \forall k' \neq k \quad (\text{II.18})$$

La matrice de récepteur ZF, qui satisfait l'équation (2.18) pour tout k, est la pseudo-inverse de la matrice de canal H. Avec le ZF, nous avons :

$$\tilde{y}_{ul} = (H^H H)^{-1} H^H y_{ul} = \sqrt{\rho_u s} + (H^H H)^{-1} H^H n \quad (\text{II.19})$$

Le SINR (rapport signal sur interférence et bruit) reçu du k-ième flux est donné par :

$$\text{SINR}_{\text{ZF},k} = \frac{\rho u l}{[(\mathbf{H}^H \mathbf{H})^{-1}]_{kk}} \quad (\text{II.20})$$

Avantage : le traitement du signal est simple et le ZF fonctionne bien dans des scénarios limités par les interférences. Le SINR peut être augmenté autant que souhaité en augmentant la puissance de transmission.

Inconvénient : comme le ZF néglige l'effet du bruit, il fonctionne mal dans des scénarios limités par le bruit. De plus, si le canal n'est pas bien conditionné, la pseudo-inverse amplifie considérablement le bruit, ce qui entraîne une performance très médiocre. Comparé à la MRC, le ZF a une complexité de mise en œuvre plus élevée en raison du calcul de la pseudo-inverse de la matrice de gain de canal [68].

### c) Récepteur à erreur quadratique moyenne minimale (MMSE)

Il est connu que le récepteur MMSE maximise le SINR reçu. Par conséquent, parmi les récepteurs MMSE, ZF et MRC, le MMSE est le meilleur ; le SINR reçu pour le récepteur MMSE est donné par :

$$\text{SINR}_{\text{MMSE},k} = \rho u h_k^H \left[ \rho u \sum_{i \neq k}^k h_i h_i^H + I_M \right]^{-1} h_x \quad (\text{II.21})$$

## II.7.2-Précodage linéaire en liaison descendante

En liaison descendante, avec les techniques de pré-codage linéaire, le signal transmis à partir de M antennes,  $x$ , est une combinaison linéaire des symboles destinés aux K utilisateurs (la figure II.9).

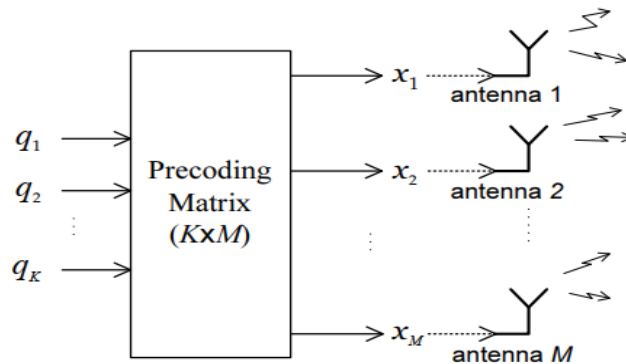


Figure II.9. Schéma bloc du pré-codage linéaire au niveau de la station de base

Supposons que  $q_k$ ,  $E\{\|q_k\|^2\} = 1$ , soit le symbole destiné au  $k$ -ème utilisateur. Alors, le vecteur de signal pré-codé linéairement  $x$  est :

$$X = \sqrt{a} W q \quad (\text{II.22})$$

Où  $q \triangleq [q_1, q_2, \dots, q_k]^T$ ,  $w \in C^{M \times K}$  est la matrice de pré-codage, et  $a$  est la constante de normalisation choisie pour satisfaire la contrainte de puissance  $E\{\|x\|^2\} = 1$ , ainsi:

$$a = \frac{1}{E\{tr(w w^H)\}} \quad (\text{II.23})$$

Un schéma bloc du pré-codeur linéaire au niveau de la station de base est montré dans la figure ci-dessous. Ainsi, le SINR de la transmission de la station de base au  $k$ -ème utilisateur est donné par [68] :

$$SINR_K = \frac{\alpha \rho_d |h_k^T w_k|^2}{\alpha \rho_d \sum_{i \neq k} |h_i^T w_k|^2 + 1} \quad (\text{II.24})$$

## II.8-Estimation de canal

Dans cette section, nous discutons de l'estimation du canal à la station de base (BS). Nous expliquons pourquoi le mode TDD est généralement supposé pour les systèmes Massive MIMO.

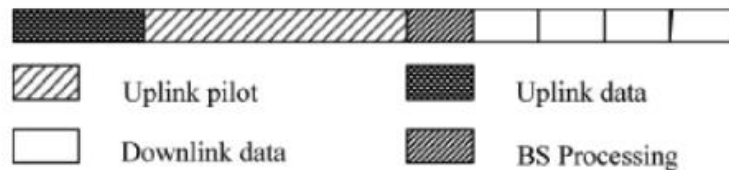
### II.8.1-Protocole FDD

Le schéma FDD est brièvement discuté ici pour mettre en évidence le coût de l'obtention du CSI par rétroaction en termes de ressources système et de largeur de bande. Dans les systèmes FDD, le pré-codage en liaison descendante (DL) et la détection en liaison montante (UL) utilisent des bandes de fréquence différentes, d'où la nécessité d'une rétroaction pour obtenir le CSI. Les ressources de rétroaction utilisées dans le système FDD de diversité multi-utilisateurs augmentent et, par conséquent, avec le système massive MIMO, ces ressources augmentent de plus en plus, ce qui entraîne une perte de ressources temps-fréquence [69].

### II.8.2-Protocole TDD

Dans les systèmes TDD, la station de base et le terminal utilisateur (UT) partagent la même bande de fréquence pour la transmission ; par conséquent, il est considéré comme un moyen efficace d'obtenir les informations sur l'état du canal (CSI) pour les canaux qui changent rapidement. Les caractéristiques des systèmes TDD incluent la notion de réciprocité, où l'on suppose que le canal de la liaison descendante est égal à la transposition du canal en

liaison montante. Cela élimine le besoin de rétroaction et permet l'acquisition du CSI par la réciprocité du support sans fil avec des signaux d'entraînement en liaison montante. L'utilisation du système TDD rend le système Massive MIMO évolutif en nombre d'antennes de service jusqu'à un certain point souhaité, bien que la contrainte de l'intervalle de cohérence doit être prise en compte. La communication est divisée en deux phases : la phase de liaison montante (UL) et la phase de liaison descendante (DL). Dans la phase UL, l'UT émet des signaux pilotes à destination de la BS, la BS utilise ces signaux pilotes pour le processus d'estimation de canal (CE) et pour former des matrices de pré-codage. Les matrices produites sont ensuite utilisées pour transmettre des données pré-codées aux UT situés dans chaque cellule de la BS dans la phase DL. Le protocole TDD est illustré dans la figure II.10. On suppose que le canal est constant pendant l'intervalle de cohérence [69].



**Figure II.10. Protocole de transmission TDD**

## II.9-Formation des faisceaux

Dans cette section, nous introduisons les concepts de formation de faisceau analogique, numérique et hybride. Les avantages de chaque schéma et leurs applications avec les configurations MIMO massives sont également discutés. Les trois architectures différentes sont illustrées dans les figures II.11(a, b) et la figure II.12 pour la formation de faisceau analogique, numérique et un exemple de formation de faisceau hybride, respectivement. Ces figures montrent un schéma simplifié puisque l'oscillateur de porteuse, le modulateur en bande de base, les amplificateurs de puissance et autres composants RF typiques doivent également être intégrés. En tant que notation générale :

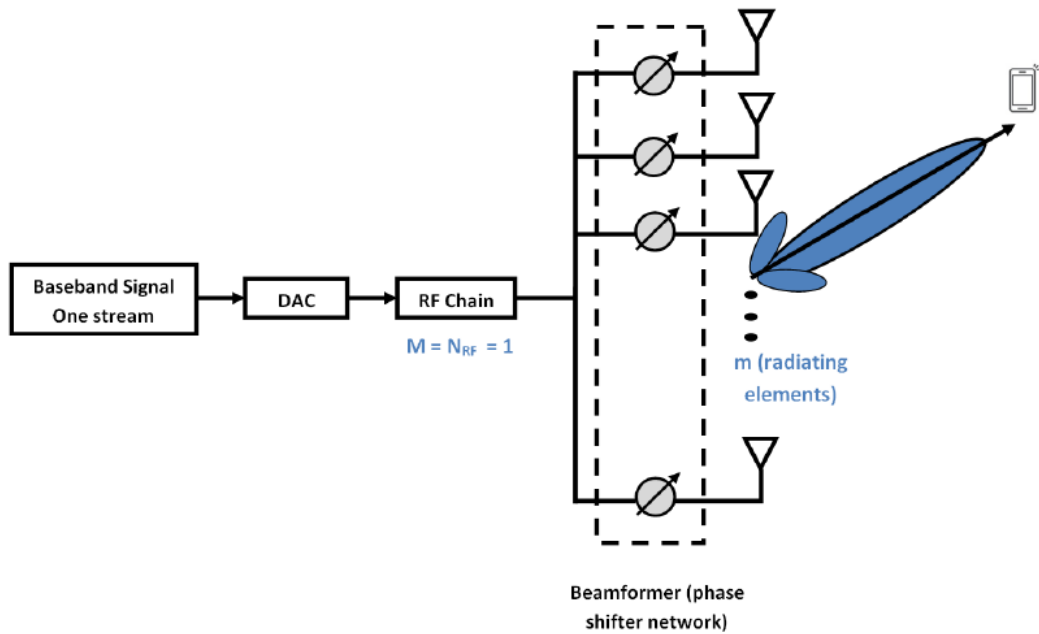
- Beamforming numérique (DBF):  $m = M = N_{RF}$
- Beamforming analogique (ABF) :  $m > 1$  et  $M = 1$
- Hybrid Beamforming :  $m > 1$  et  $M < m$
- **Formation de faisceau numérique (DBF)**

Dans une architecture entièrement numérique, chaque élément rayonnant est connecté à une chaîne RF. Le signal est pré-traité en bande de base avant la transmission RF. Plusieurs faisceaux peuvent être formés simultanément à partir du même ensemble d'éléments dans le réseau. Cela permet une flexibilité totale du système et rend le DBF attrayant pour le multiplexage spatial avec le massive MIMO. Cependant, cela nécessite également une chaîne RF pour chaque élément. Le DBF est appelé MU-MIMO dans LTE/5G. Il est déjà utilisé dans les modes de transmission 7, 8 et 9 dans LTE Advanced Pro [70].

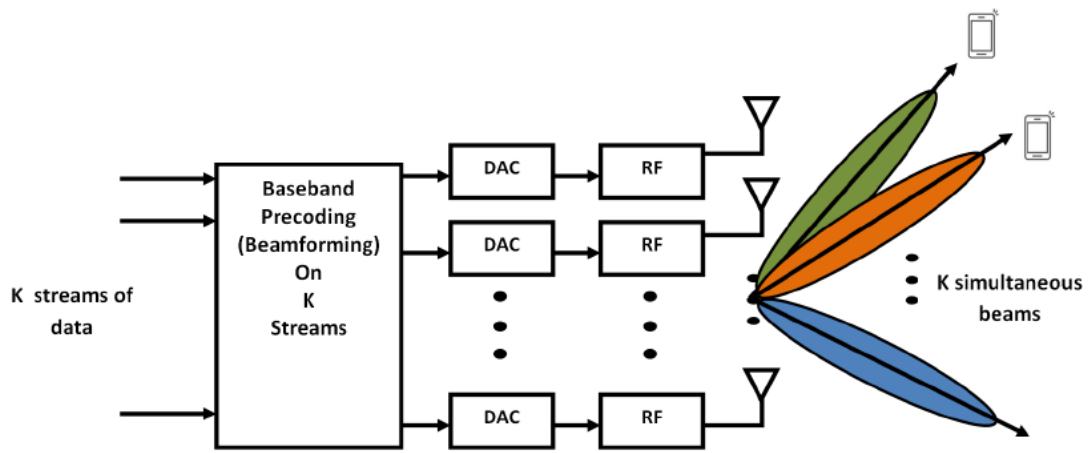
- **Formation de faisceau analogique (ABF)**

L'ABF [71] est plus simple mais peut accueillir un utilisateur (pas de SDMA). Le même signal est alimenté à chaque élément d'antenne physique et les phases du signal sont ajustées dans le domaine RF à l'aide de déphaseurs analogiques pour orienter le diagramme de rayonnement du réseau dans une direction donnée. Les différentes copies du signal provenant des différents éléments du réseau sont sommées de manière constructive au récepteur pour former la direction du faisceau. C'est le principe des réseaux à commande de phase qui est connu depuis un certain temps maintenant. La principale différence avec le DBF réside principalement dans le traitement, où le DBF est appliqué sur le signal en bande de base (sur K flux de données), tandis que le décalage de phase dans le formateur de faisceau analogique est appliqué après la conversion numérique-analogique (DAC) pour l'utilisateur à flux unique.

L'ABF représente le meilleur compromis entre la couverture et les contraintes de puissance/coût, mais n'est pas adéquat pour les scénarios de massive MIMO avec un grand nombre de récepteurs. Cependant, il peut être associé aux ondes millimétriques pour des applications potentielles de conception de liaisons sans fil de retour ou des cas d'utilisation où la fiabilité de la liaison et des débits de données élevés sont indispensables.



(a)



(b)

Figure II. 11.(a) Formateur de faisceau analogique émetteur, (b) Formateur de faisceau numérique émetteur complet

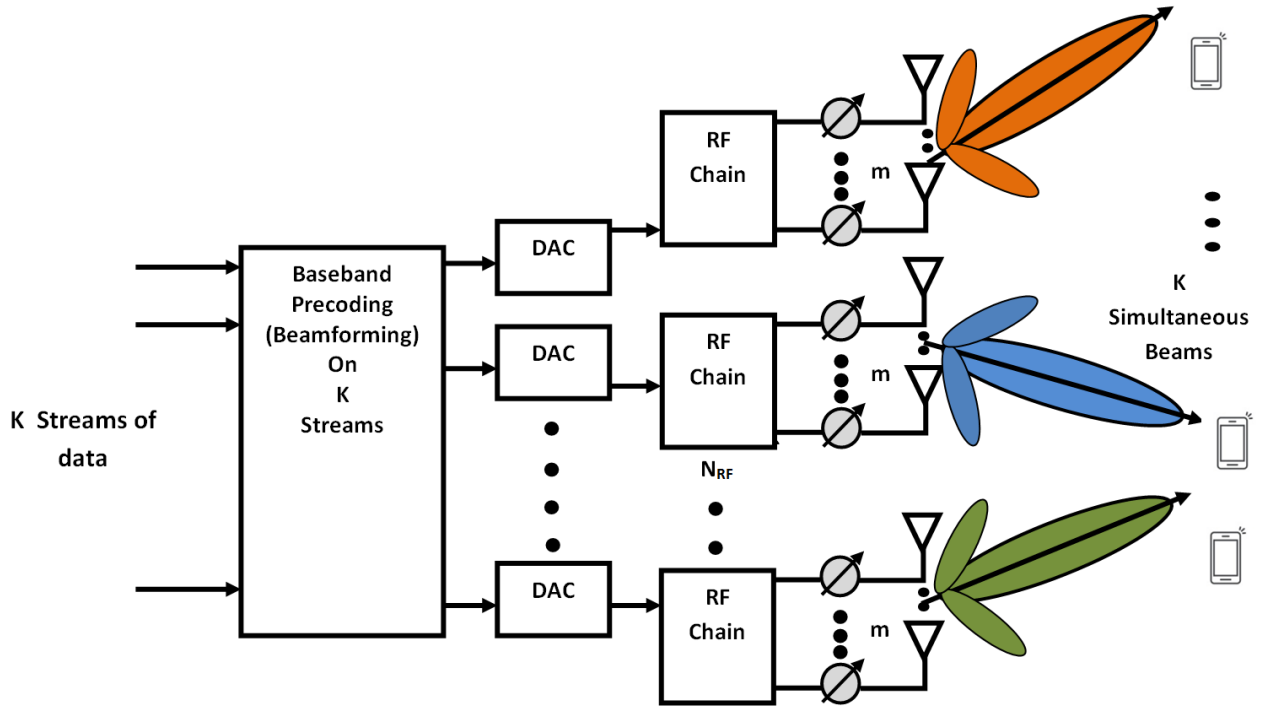


Figure II.12.Exemple d'une architecture Hybrid Beamforming

Le DBF est pratique pour les améliorations de capacité et la flexibilité dans les scénarios MU. Cependant, sa complexité augmente avec  $M$ . La formation de faisceau hybride est un compromis entre les deux où le nombre de chaînes RF est inférieur au nombre d'antennes, mais reste élevé pour accueillir un nombre donné de flux. La formation de faisceau hybride peut également être considérée comme un réseau à commande de phase adapté à la transmission de faisceaux simultanés. Une étude sur les architectures de formation de faisceau hybride pour le massive MIMO est disponible dans [72]. Une comparaison entre les schémas hybrides analogique-numérique et numérique complet est présentée dans [73], et le compromis entre le débit et la formation nécessaire est décrit dans [74].

Comme le montre la figure II.12, le  $N_{RF}$  est inférieur au nombre total d'éléments rayonnants  $m$  mais doit être égal ou supérieur au nombre d'antennes ou de flux de données  $K$  (faisceaux envoyés simultanément). C'est l'une des architectures proposées (architecture partiellement connectée) de la formation de faisceau hybride, mais beaucoup d'autres existent [75], telles que des architectures entièrement connectées où le formateur de faisceau RF de

chaque chaîne RF utilise tous les éléments du réseau. Il convient de souligner qu'une chaîne RF dans la formation de faisceau hybride peut être considérée comme un port d'antenne logique. En général, il y a plus d'éléments d'antenne physique que de ports d'antenne logiques. Il peut y avoir autant de faisceaux simultanés que de ports d'antenne logiques.

Dans le cadre de cette thèse nous nous intéressons de plus près aux types de modulations utilisées dans un système Massive MIMO. Dans ce qui suit, nous abordons quelques types de modulations dans ce contexte.

## II.10-Modulations Massive MIMO

Les systèmes Massive MIMO représentent une avancée significative dans les technologies de communication sans fil, permettant des améliorations substantielles en termes de capacité, de fiabilité et d'efficacité spectrale. En exploitant un grand nombre d'antennes tant pour l'émission que pour la réception, les systèmes Massive MIMO bénéficient de gains de diversité et de multiplexage qui les rendent particulièrement adaptés pour répondre aux exigences croissantes des réseaux modernes, tels que ceux de la 5G et au-delà.

Un des éléments clés qui permettent aux systèmes Massive MIMO d'atteindre ces performances exceptionnelles est l'utilisation de techniques de modulation avancées. La modulation, processus par lequel les caractéristiques d'une onde porteuse (amplitude, fréquence, phase) sont variées pour transmettre des informations, joue un rôle crucial dans la communication efficace des données.

### II.10.1-Modulations analogiques

#### a) Principe de la Modulation AM-DSB

La modulation en amplitude à double bande latérale (AM-DSB, Amplitude Modulation Double SideBand) est une technique de modulation analogique où l'amplitude de la porteuse est modulée par le signal d'information. Dans AM-DSB, les deux bandes latérales (supérieure et inférieure) du spectre du signal modulé sont transmises, portant chacune une copie du signal d'information.

- **Principe :** AM-DSB consiste à faire varier l'amplitude d'une onde porteuse en fonction de l'information du signal. La fréquence de la porteuse reste constante, tandis que son amplitude varie proportionnellement à l'amplitude du signal d'information. Le signal modulé contient la fréquence de la porteuse et les

fréquences de la bande latérale qui sont les sommes et les différences de la fréquence de la porteuse et des fréquences du signal modulant.

➤ **Équation** : L'équation pour un signal AM-DSB peut être exprimée comme suit:

$$s(t) = [A_c + m(t)]\cos(2\pi f_c t) \quad (\text{II.25})$$

Où :

- $s(t)$  est le signal modulé.
- $A_c$  est l'amplitude de la porteuse.
- $m(t)$  est le signal modulant ou signal d'information.
- $f_c$  est la fréquence de la porteuse.
- En termes de spectre, le signal AM-DSB contient des composantes à  $f_c \pm f_m$ , où  $f_m$  est la fréquence du signal modulant.

➤ **Avantages de la Modulation AM-DSB**

- **Simplicité de Mise en Œuvre** : La modulation et la démodulation AM-DSB sont techniquement simples à réaliser avec des circuits analogiques standards [76].
- **Compatibilité avec les Récepteurs Standards** : Les récepteurs de radiodiffusion standard sont généralement conçus pour recevoir les signaux AM-DSB, ce qui facilite leur adoption large [77].

- **Bonne Qualité de Signal pour des Conditions de Canal Favorables** : AM-DSB peut fournir une qualité de signal acceptable dans des conditions de canal favorables où le bruit et les interférences sont minimaux [78].

➤ **Inconvénients de la Modulation AM-DSB**

- **Inefficacité Spectrale** : AM-DSB utilise une bande passante deux fois supérieure à celle du signal d'information d'origine, ce qui est inefficace en termes d'utilisation du spectre [79].
- **Sensibilité au Bruit et aux Interférences** : Le signal AM-DSB est susceptible au bruit et aux interférences, car toute variation de l'amplitude due au bruit affecte directement le signal d'information [80].

- **Consommation d'Énergie Élevée** : La transmission de la porteuse non modulée et des deux bandes latérales consomme plus d'énergie, ce qui peut être inefficace pour les systèmes de communication sans fil [81].
- **Distorsion d'Amplitude** : Les variations de l'amplitude du signal peuvent conduire à des distorsions si le système n'est pas parfaitement linéaire, affectant ainsi la qualité du signal reçu [82].

### b) Principe de la Modulation AM-SSB

La modulation en amplitude à bande latérale unique (AM-SSB, Amplitude Modulation Single Side Band) est une technique de modulation analogique où une seule bande latérale (supérieure ou inférieure) est transmise, et la porteuse est généralement supprimée ou réduite. Cette méthode est plus efficace que la modulation AM-DSB en termes de bande passante et de puissance.

- **Principe** : Dans AM-SSB, seule l'une des bandes latérales (soit la bande latérale supérieure [USB] ou la bande latérale inférieure [LSB]) est transmise, éliminant ainsi la redondance présente dans les signaux AM-DSB. La porteuse peut être complètement supprimée ou atténuée, ce qui réduit la puissance requise pour la transmission.

La modulation AM-SSB est obtenue en utilisant des filtres passe-bande pour isoler la bande latérale désirée ou en utilisant des techniques de phase pour supprimer la bande latérale indésirable et la porteuse.

- **Équation** : L'équation pour un signal AM-SSB peut être représentée comme :

$$s_{USB}(t) = A_m \cos(2\pi f_m t) \cdot \cos(2\pi f_c t) - A_m \sin(2\pi f_m t) \cdot \sin(2\pi f_c t) \quad (\text{II.26})$$

$$s_{LSB}(t) = A_m \cos(2\pi f_m t) \cdot \cos(2\pi f_c t) + A_m \sin(2\pi f_m t) \cdot \sin(2\pi f_c t) \quad (\text{II.27})$$

Où :

- $s_{USB}(t)$  est le signal de bande latérale supérieure.
- $s_{LSB}(t)$  est le signal de bande latérale inférieure.
- $A_m$  est l'amplitude du signal modulant.
- $f_m$  est la fréquence du signal modulant.
- $f_c$  est la fréquence de la porteuse.

➤ **Avantages de la Modulation AM-SSB [79-77]**

- **Efficacité Spectrale** : AM-SSB utilise seulement la moitié de la bande passante requise par AM-DSB, ce qui permet de transmettre plus d'informations dans une même bande de fréquence.
- **Réduction de la Puissance** : Puisque seule une bande latérale est transmise et la porteuse est supprimée ou réduite, AM-SSB consomme moins de puissance, ce qui est bénéfique pour les systèmes alimentés par batterie.
- **Moins de Brouillage et d'Interférences** : L'utilisation d'une seule bande latérale réduit les interférences mutuelles et le brouillage par rapport aux systèmes utilisant AM-DSB.

➤ **Inconvénients de la Modulation AM-SSB**

- **Complexité de la Démodulation** : La démodulation d'AM-SSB est plus complexe car il est nécessaire de reconstituer correctement la porteuse supprimée, souvent en utilisant un oscillateur local précis [76].
- **Sensibilité à la Dérive de Fréquence** : AM-SSB est plus sensible aux dérives de fréquence, ce qui peut compliquer la conception des récepteurs.
- **Coût Élevé des Équipements** : Les équipements pour générer et recevoir des signaux AM-SSB sont généralement plus coûteux que ceux pour AM-DSB en raison des filtres et des circuits supplémentaires nécessaires [78].

c) **Principe de la Modulation WBFM**

La modulation de fréquence à large bande (WBFM, Wideband Frequency Modulation) est une technique de modulation analogique où la fréquence de la porteuse varie en fonction de l'amplitude du signal modulant, avec une déviation de fréquence large par rapport à la bande passante du signal modulant [76]. Cela contraste avec la modulation de fréquence à bande étroite (NBFM), qui utilise une déviation de fréquence relativement faible.

- **Principe** : Dans WBFM, la déviation de fréquence de la porteuse est proportionnelle à l'amplitude instantanée du signal modulant. Cette déviation est suffisamment large pour que la bande passante du signal modulé soit beaucoup plus grande que la bande passante du signal modulant.

La fréquence instantanée  $f_i(t)$  de la porteuse est donnée par :

$$f_i(t) = f_c + \Delta f \cdot \frac{m(t)}{A_m} \quad (\text{II.28})$$

Où :

- $f_c$  est la fréquence de la porteuse non modulée.
- $\Delta f$  est la déviation maximale de fréquence.
- $m(t)$  est le signal modulant.
- $A_m$  est l'amplitude maximale du signal modulant.

➤ **Équation** : Le signal WBFM peut être représenté par l'équation suivante :

$$s(t) = A_c \cos(2\pi f_c t + 2\pi k_f \int_0^t m(\tau) d\tau) \quad (\text{II.29})$$

Où :

- $s(t)$  est le signal modulé.
- $A_c$  est l'amplitude de la porteuse.
- $f_c$  est la fréquence de la porteuse.
- $k_f$  est le coefficient de sensibilité en fréquence.
- $m(t)$  est le signal modulant.

La bande passante approximative du signal WBFM est donnée par la règle de Carson :

$$BW = 2(\Delta f + f_m) \quad (\text{II.30})$$

Où :

$\Delta f$  est la déviation de fréquence.

$f_m$  est la fréquence maximale du signal modulant.

➤ **Avantages de la Modulation WBFM**

- **Immunité au Bruit** : WBFM offre une meilleure immunité au bruit par rapport aux modulations d'amplitude, car les variations d'amplitude dues au bruit sont ignorées par le récepteur WBFM.
- **Qualité du Signal** : WBFM peut transmettre des signaux audio avec une haute-fidélité et une faible distorsion, ce qui le rend idéal pour la diffusion de radiodiffusion FM.
- **Utilisation Efficace de la Puissance** : WBFM utilise plus efficacement la puissance de transmission car la puissance est concentrée dans la fréquence porteuse, plutôt que dispersée sur une large gamme

d'amplitudes [77].

➤ **Inconvénients de la Modulation WBFM**

- **Large Bande Passante** : WBFM nécessite une bande passante beaucoup plus large que d'autres techniques de modulation, ce qui peut limiter le nombre de canaux disponibles dans une bande de fréquence donné.
- **Complexité des Récepteurs** : Les récepteurs WBFM sont plus complexes et coûteux à concevoir et à construire par rapport aux récepteurs AM et NBFM.
- **Utilisation du Spectre** : L'utilisation inefficace du spectre radioélectrique peut être problématique dans des environnements avec une densité élevée de services radio.

## II.10.2-Modulations Numériques dans les Systèmes Massive MIMO

### a) Principe de la modulation BFSK

La modulation par déplacement de fréquence binaire (BFSK) est une technique de modulation numérique dans laquelle les bits de données sont représentés par des fréquences porteuses distinctes. Généralement, deux fréquences porteuses sont utilisées, chacune associée à l'un des états logiques, 0 ou 1. Lors de la transmission d'un bit de données 0, une fréquence porteuse basse est utilisée, tandis que pour un bit de données 1, une fréquence porteuse plus élevée est utilisée [78].

- **Détails de la modulation BFSK** : Dans un système BFSK, chaque symbole de données est modulé sur une période de temps prédéfinie. Si le symbole de données est un 0, la fréquence porteuse basse  $f_1$  est utilisée, tandis que si le symbole est un 1, la fréquence porteuse haute  $f_2$  est utilisée [78].
- **Équation de la modulation BFSK** : L'équation mathématique de la modulation BFSK peut être représentée comme suit :

$$s(t) = A_c \cdot \cos(2\pi f_1 t + \phi) \text{ Pour un bit de données de 0} \quad (\text{II.31})$$

$$s(t) = A_c \cdot \cos(2\pi f_2 t + \phi) \text{ Pour un bit de données de 1} \quad (\text{II.32})$$

### Avantages et Inconvénients de la Modulation BFSK

- **Avantages**

- **Simplicité de Mise en Œuvre** : BFSK est facile à implémenter avec des oscillateurs numériques qui commutent entre deux fréquences pour représenter les bits de données.
- **Robustesse au Bruit** : Cette modulation offre une meilleure résistance au bruit comparée aux modulations d'amplitude comme ASK, car la distinction entre les fréquences améliore la détection en présence de bruit.
- **Bonne Performance en Canaux Non Linéaires** : BFSK fonctionne efficacement dans des environnements non linéaires, tels que les liaisons radio de faible puissance.
- **Efficacité Énergétique** : Conçus pour être économes en énergie, les systèmes BFSK conviennent aux communications sans fil de faible puissance et aux applications IoT.

➤ **Inconvénients**

- **Efficacité Spectrale Limitée** : BFSK nécessite une bande passante plus large par rapport à d'autres techniques de modulation comme PSK ou QAM, limitant le nombre de canaux disponibles dans un spectre donné.
- **Complexité de Démodulation** : La démodulation BFSK peut nécessiter des circuits plus complexes, augmentant le coût et la consommation d'énergie des récepteurs.
- **Vulnérabilité aux Interférences de Fréquence** : BFSK peut être sensible aux interférences de sources utilisant des fréquences proches, ce qui peut dégrader les performances de communication.
- **Débit de Données Inférieur** : Par rapport à des techniques plus avancées comme QAM, BFSK a un débit de données inférieur pour une même bande passante, limitant son utilisation dans des applications nécessitant des taux de transmission élevés.

**b) Principe de la modulation CPFSK**

La modulation par déplacement de fréquence à saut de phase continue (CPFSK) est une technique de modulation numérique dans laquelle la phase de la porteuse est modifiée pour représenter les données. Contrairement à la modulation BFSK, où les fréquences porteuses sont directement modulées, la CPFSK maintient une continuité de phase entre

les symboles de données successifs.

- **Équations de la modulation CPFSK** : La CPFSK peut être décrite par les équations suivantes :

$$s(t) = A_c \cdot \cos(2\pi f_c t + 2\pi \Delta f \int_0^t m(t) dt) \quad (\text{II.33})$$

Où :

- $s(t)$  est le signal modulé CPFSK ;
  - $A_c$  est l'amplitude de la porteuse ;
  - $f_c$  est la fréquence de la porteuse ;
  - $\Delta f$  est la déviation de fréquence maximale ;
  - $m(t)$  est le signal de données modulant.
- **Avantages de la modulation CPFSK**
    - Efficace dans les environnements à bande passante limitée.
    - Résistance accrue au bruit que la modulation BFSK.
    - Utilisée dans les systèmes de communication numérique à large bande.
  - **Inconvénients de la modulation CPFSK**
    - Plus complexe à mettre en œuvre que la modulation BFSK.
    - Sensible aux variations de fréquence.

### c) Principe de la Modulation PAM4

La modulation d'amplitude en impulsion (PAM4) est une technique de modulation qui utilise quatre niveaux distincts d'amplitude pour représenter les données binaires. Chaque niveau d'amplitude correspond à une combinaison de deux bits, ce qui permet de doubler la capacité de transmission par rapport à la modulation binaire PAM2 (NRZ).

- **Principe** : Dans PAM4, chaque symbole représente deux bits d'information, ce qui réduit le débit de symboles requis pour une transmission donnée par rapport à PAM2. Les quatre niveaux de signal distincts peuvent être mappés de la manière suivante :

- Niveau 1 : '00' ;
- Niveau 2 : '01' ;
- Niveau 3 : '10' ;
- Niveau 4 : '11'.

- **Équation:** L'équation pour un signal PAM4 peut être exprimée comme suit :

$$s(t) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} a_n p(t - nT_s) \quad (\text{II.34})$$

Où  $a$  représente l'amplitude du  $n$ -ième symbole (qui peut être l'un des quatre niveaux),  $p(t)$  est la forme d'onde de base de l'impulsion, et  $T_s$  est la période de symbole.

Les niveaux d'amplitude  $a_n$  sont souvent normalisés à  $\{-3A, -A, A, 3A\}$ , où  $A$  est une amplitude de base.

➤ **Avantages de la Modulation PAM4**

- **Efficacité Spectrale** : PAM4 permet de transmettre plus d'informations par unité de temps par rapport à PAM2 pour une même bande passante.
- **Augmentation du Débit de Données** : En utilisant quatre niveaux d'amplitude, PAM4 peut doubler le débit de données sans augmenter la bande passante nécessaire.
- **Complexité Modérée** : Comparée à des techniques de modulation plus complexes comme la QAM, PAM4 reste relativement simple à mettre en œuvre tout en offrant des gains significatifs en capacité de transmission.

➤ **Inconvénients de la Modulation PAM4**

- **Sensibilité au Bruit** : Étant donné que les niveaux d'amplitude sont plus rapprochés, PAM4 est plus sensible au bruit et aux distorsions par rapport à PAM2.
- **Dégradation du Rapport Signal sur Bruit (SNR)** : La réduction du SNR par bit est un inconvénient majeur, ce qui nécessite des techniques de codage d'erreur plus robustes pour maintenir la qualité de la transmission [77]
- **Complexité de l'Émetteur et du Récepteur** : Bien que moins complexe que certaines autres modulations, PAM4 nécessite des circuits de conversion numérique-analogique (DAC) et analogique-numérique (ADC) de haute précision pour distinguer clairement les quatre niveaux d'amplitude
- **Consommation d'Énergie** : Les systèmes utilisant PAM4 peuvent avoir une consommation d'énergie plus élevée due à la nécessité de maintenir des niveaux d'amplitude précis et de gérer des erreurs de transmission plus fréquentes

### Tableau Comparatif des Modulations

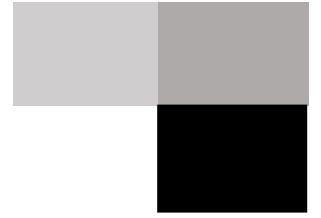
Le tableau II.1 compare différentes techniques de modulation, en mettant en évidence leurs principes, avantages et inconvénients.

**Tableau II.1. Compraison entre les différentes modulations**

Modulation	Principe	Avantages	Inconvénients
<b>BFSK (Binary Frequency-Shift Keying)</b>	Utilise deux fréquences pour représenter les deux états binaires (0 et 1).	Simplicité de démodulation, robustesse au bruit	Large bande passante, moins efficace en termes de spectre
<b>CPFSK (Continuous Phase Frequency-Shift Keying)</b>	Varie la fréquence en fonction du signal modulant tout en maintenant la continuité de phase.	Continuation de la phase, réduisant les interférences entre symboles	Complexité de l'émetteur et du récepteur
<b>PAM4 (Pulse Amplitude Modulation, 4 niveaux)</b>	Utilise quatre niveaux d'amplitude différents pour transmettre des symboles binaires.	Augmente le débit binaire par rapport au PAM2	Moins robuste au bruit, nécessite une amplification linéaire précise
<b>AM-DSB (Double Sideband Amplitude Modulation)</b>	Module l'amplitude de la porteuse proportionnellement au signal d'entrée.	Simplicité de mise en œuvre	Efficacité spectrale réduite, consommation de puissance élevée
<b>AM-SSB (Single Sideband Amplitude Modulation)</b>	Transmet une seule bande latérale (supérieure ou inférieure) et la porteuse.	Meilleure utilisation de la bande passante, consommation de puissance réduite	Complexité de l'émetteur et du récepteur
<b>WBFM (Wideband Frequency Modulation)</b>	Modifie la fréquence de la porteuse en fonction de l'amplitude du signal modulant avec une déviation de fréquence large.	Immunité élevée au bruit, qualité de signal supérieure	Large bande passante nécessaire, complexité accrue des récepteurs

### II.11-Conclusion

En conclusion, la 5G s'appuie sur des avancées technologiques telles que Massive MIMO, le *beamforming* hybride et les techniques de modulation avancées pour fournir une connectivité ultra-rapide et fiable. Massive MIMO permet d'augmenter la capacité et l'efficacité spectrale des réseaux, tandis que le *beamforming* hybride optimise la direction des signaux pour améliorer la qualité de la connexion. Par ailleurs, les techniques de modulation avancées jouent un rôle crucial en maximisant l'utilisation du spectre disponible. A cet effet, les techniques de modulations utilisées dans les systèmes MIMO sont abordées. Dans le prochain chapitre, nous présentons les deux méthodologies des deux contributions. En premier lieu, l'implémentation du massive MIMO hybride *beamforming* et en deuxième point la classification des modulations.



# Chapitre III

## Méthodologies



### III.1-Introduction

Ce chapitre englobe les méthodologies des deux contributions de cette thèse.

Dans la première partie, nous présentons les motivations et méthodologies de la première contribution qui consiste à définir le système hybrid *beamforming* Massive MIMO implémenté sous MATLAB. Pour cette implémentation, nous avons utilisé un système de test documenté par MathWorks, utilisant la boîte à outils Phased Array System dans Matlab, et le *beamforming* hybride à l'extrémité d'envoi d'un système Massive MIMO OFDM multi-utilisateurs. Le modèle simule des conditions réelles avec du bruit thermique configurable et illustre le *beamforming* hybride pour des systèmes à utilisateurs multiples et à utilisateur unique, en effectuant un sondage complet des canaux et en divisant le pré-codage en composantes numériques et analogiques. Les flux de données sont récupérés par des récepteurs numériques pour évaluer l'EVM et le BER, en utilisant un modèle de canal spatial basé sur la diffusion.

Dans la deuxième partie, nous nous intéressons aux types de modulations utilisées dans un système massive MIMO. Pour répondre aux besoins croissants en termes de vitesse et de diversité dans les systèmes de communication, les techniques de multiplexage spatial, telles que MIMO et Massive MIMO, deviennent cruciales dans les réseaux modernes. Ces méthodes permettent de recevoir et de surveiller plusieurs signaux provenant de différents systèmes avec des types de modulation et des fréquences variés, ce qui est essentiel pour de nombreuses applications militaires et civiles. La capacité à distinguer ces signaux rend les techniques de modulation et de démodulation indispensables pour garantir une transmission sans fil fiable. Nous présentons les techniques utilisées dans ce contexte sur lesquelles nous nous sommes basés dans l'implémentation de notre modèle.

#### III.1.2-Présentation de la méthodologie du système hybrid *beamforming* Massive MIMO

Les avancées technologiques dans les réseaux mobiles sont continuellement améliorées avec une large bande passante, une capacité accrue, une latence réduite et une qualité de service. D'autre part, les réseaux 4G ont rencontré de nombreux défis, notamment en soutenant le nombre croissant d'utilisateurs et en assurant des performances plus élevées. Pour atténuer ces limitations, la nouvelle génération de réseaux mobiles 5G a été développée [83-84]. Notamment, la 5G offre une grande flexibilité architecturale, qui peut prendre en charge le

nombre croissant d'appareils, la bande passante plus élevée pour prendre en charge des vitesses élevées de Gbps, et des réseaux très denses [85-86-87].

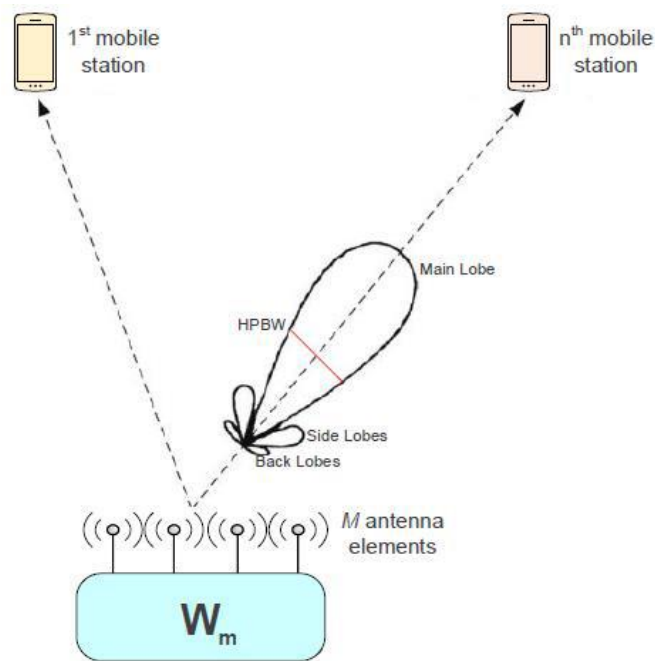
Les exigences en termes de nombre d'appareils connectés au réseau et de capacité ont poussé les chercheurs à s'intéresser à la bande de fréquences de 30 à 300 GHz, appelée bande millimétrique (ondes millimétriques). Les fréquences de la bande non autorisée disponibles dans la bande millimétrique répondent de manière appropriée aux exigences de la 5G en termes de capacité, mais le défi actuel réside dans le fait que les propriétés du canal dans de telles bandes diffèrent considérablement des canaux pour les fréquences plus basses. La forte demande en termes de vitesse et de fiabilité des communications au sein des réseaux mobiles a considérablement augmenté. Ainsi, les systèmes massive MIMO sont utilisés pour remédier à ces limitations. Fondamentalement, les systèmes MIMO utilisent plusieurs antennes à l'émission et à la réception en exploitant la dimension spatiale [88]. Ces antennes combinent l'antenne de signal préférée pour rejeter les signaux interférents, optimiser la vitesse de transmission des données et améliorer la capacité [89]. Le réseau Massive MIMO est basé sur la condition d'orthogonalité. Grâce à cette caractéristique, qui permet d'éliminer les effets de l'affaiblissement du signal. Il convient de souligner que la mise en œuvre du M-MIMO entraîne une forte interférence causée par le grand nombre d'antennes installées sur un réseau de petite taille. Il est donc essentiel d'introduire le *beamforming* pour atténuer ce problème [90-91-92].

Sur la dernière décennie, les techniques de *beamforming* hybride en 5G ont suscité un intérêt significatif de la part de la communauté de recherche et des praticiens [93-94]. Beaucoup de travail a été réalisé dans la littérature pour concevoir des systèmes MIMO efficaces et robustes. Par exemple, dans [95], une étude sur le *beamforming* est menée face à différents défis, tels que les interférences entre utilisateurs et le bruit thermique qui apparaissent lorsque de nombreuses antennes sont impliquées dans les mêmes stations de base sont utilisées. Il a été démontré que ces problèmes peuvent être surmontés en adoptant un *beamforming* hybride au niveau de la station de base. Ici, le type de modulation (16-QAM) utilisant 10 symboles OFDM a été employé. Dans [89], il a été démontré que l'augmentation du nombre d'antennes émettrices et réceptrices entraîne une augmentation du SE, en particulier pour les utilisateurs qui utilisent plusieurs flux de données. De plus, cette étude a conclu qu'en

employant des faisceaux hybrides, les niveaux de SE se rapprochent de ceux obtenus en utilisant le schéma optimal.

### III.1.3-Le beamforming dans le système de communication 5G

Le terme *beamforming* se rapporte à la capacité de l'antenne à concentrer l'énergie le long d'une direction spécifique dans l'espace. Ainsi, dans les communications à accès multiple, l'utilisateur désiré doit être desservi dans des conditions dites de "clutter". Dans ce cas, "clutter" signifie la présence d'autres utilisateurs situés dans la zone de service. Essentiellement, le *beamforming* permet à l'antenne de concentrer l'énergie pour atteindre un utilisateur sollicité et d'annuler dans les directions indésirables [96].



**Figure III.1.1. Émetteur de beamforming pour  $M$  éléments d'antenne**

Le *beamforming* peut également être défini comme une technique de traitement du signal utilisée principalement pour la transmission et la réception de signaux directionnels [97]. Il est réalisé en utilisant les éléments RF dans un réseau d'antennes de sorte que les signaux à des angles particuliers interfèrent de manière constructive tandis que d'autres signaux subissent une interférence destructive [97]. Le *beamforming* peut être réalisé à partir de  $M$  éléments d'antenne identiques avec une largeur de faisceau à mi-puissance (HPBW) de  $120^\circ$ . Bien sûr, le *beamforming* garantit la transmission de signaux avec une puissance élevée

dirigée précisément vers la station souhaitée et minimise la puissance de transmission vers les autres stations (figure III.1.1).

La sortie du système de *beamforming* peut être exprimée comme une base pondérée : [95]

$$y(t, a) = \sum_{m=1}^M W_m x[t - (m - 1) \frac{d}{c} \sin \alpha] \quad (\text{III.1.1})$$

- $y(t, a)$  : le signal de sortie ;
- $W_m$  : le poids complexe ;
- $x(t)$  : représente le signal envoyé par le premier élément d'antenne ;
- $d$  : la distance de séparation entre les éléments multiples ;
- $c$  : la vitesse de l'onde ;
- $\alpha$  : la direction de départ (ou d'arrivée).

Le signal de sortie dans l'équation III.1.1 peut également être exprimé dans le domaine fréquentiel.

$$y(f, a) = \sum_{m=1}^M W_m X(f) e^{-j2\pi f(m-1)\frac{d}{c}\sin\alpha} \quad (\text{III.1.2})$$

Pour le faisceau que nous voulons transmettre dans la direction  $\alpha_1$ , et dans le cas où  $d=\lambda/2$ , nous avons :

$$W_m = e^{j\pi f(m-1)\sin\alpha_1} \quad (\text{III.1.3})$$

Dans lequel, pour  $\alpha=\alpha_1$ , l'équation III.1.2 se simplifie en :

$$Y(f, a) = MX(f) \quad (\text{III.1.4})$$

Ou de manière équivalente :

$$\frac{Y(f, a)}{X(f)} = M \quad (\text{III.1.5})$$

Il s'agit de l'amplitude maximale pouvant être obtenue par le *beamforming*.

### III.1.4-Analyse des Techniques de Formation de Faisceaux : DBF vs ABF

Dans [86], une étude a été réalisée sur la technique de formation de faisceaux numériques (DBF). Dans ce cas, un ensemble de pré-codage et les poids combinés sont obtenus à partir de la matrice de canal. Les poids sont composés de termes de magnitude et de phase et sont généralement utilisés dans le domaine numérique.

Parmi les caractéristiques souhaitables du DBF, on trouve les faisceaux, la super-résolution et le motif des éléments de correction de l'antenne. En présence de  $n$  éléments d'antenne, la procédure DBF fait passer chacun des  $n$  signaux à travers un convertisseur analogique-numérique et une alimentation de l'amplificateur pour générer  $n$  flux de données numériques. Ces flux de données sont additionnés numériquement avec des facteurs d'échelle ou des décalages de phase appropriés pour obtenir les signaux composites.

C'est le principal inconvénient de cette méthode, car cette opération a un coût de mise en œuvre élevé, en particulier dans les systèmes MU-MIMO qui nécessitent l'installation de chaînes RF indépendantes et une grande consommation d'énergie. Contrairement au DBF, l'approche de formation de faisceaux analogiques (ABF) recommande de prendre les  $n$  signaux analogiques, de les décaler en phase en utilisant des techniques analogiques, puis de les combiner, ce qui conduit à une seule sortie qui est ensuite numérisée. La figure III.1.2 montre la principale différence structurelle entre les systèmes DBF et ABF.

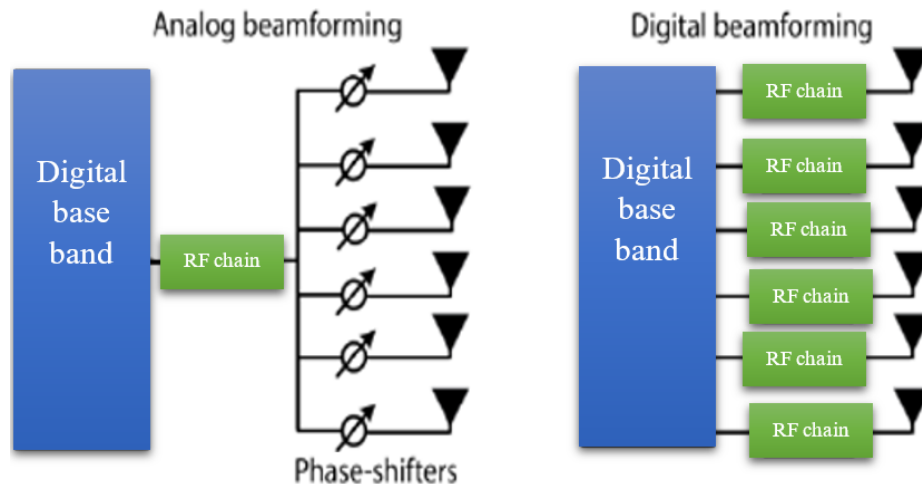


Figure III.1.1. Architectures ABF et DBF

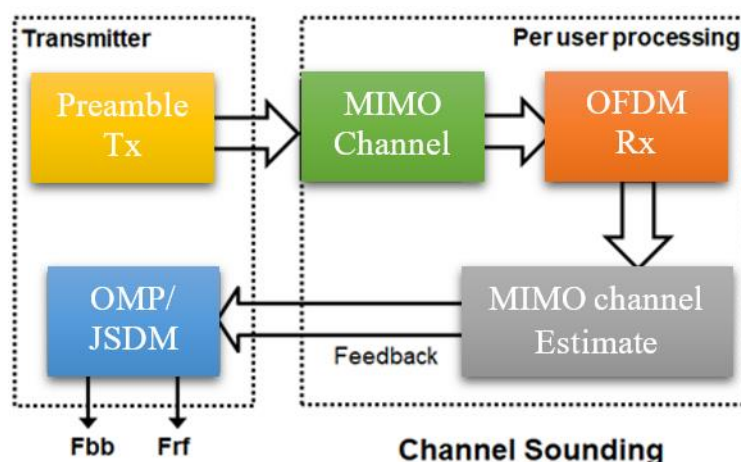
### III.1.5-Implémentation du beamforming hybride

Pour cette implémentation, nous nous sommes appuyés sur un système de test documenté par MathWorks qui a été mis en œuvre à l'aide de la boîte à outils Phased Array System dans Matlab, ainsi que sur le *beamforming* hybride à l'extrémité d'envoi d'un grand système MIMO OFDM multi-utilisateurs. Pour simuler des conditions réelles, un bruit thermique d'amplitude configurable est ajouté.

Cet exemple illustre le *beamforming* hybride et comment il est utilisé à l'extrémité d'un système de communication Massive MIMO, cela s'applique aux systèmes à utilisateurs

multiplés et à utilisateur unique. À cette fin, un sondage complet des canaux est effectué pour recevoir des informations relatives à l'état du canal au niveau de l'émetteur. Le pré-codage requis est divisé en composantes numériques en bande de base et analogiques RF pour les cas multi-utilisateurs et à utilisateur unique. Les multiples flux de données transmis sont récupérés par des récepteurs numériques pour mettre en évidence les valeurs communes de mérite pour un système de communication, à savoir l'EVM et le BER. Dans cet exemple, un modèle de canal spatial basé sur la diffusion est utilisé, qui prend en compte les emplacements spatiaux d'émission / réception et les diagrammes de rayonnement des antennes.

Pour les validations de liaison, un canal MIMO statique et plat plus simple est également proposé [98]. Le pré-codage repose sur les informations de canal de l'émetteur pour les systèmes de multiplexage spatial afin de maximiser l'énergie du signal dans le canal et la direction d'intérêt. Dans une première étape, une transmission de référence est effectuée pour la transmission du canal pour une estimation des informations. Ensuite, elle est utilisée pour calculer le pré-codage requis pour la prochaine transmission de données. La figure III.1.3 montre un diagramme du modèle de sonde de canal.



**Figure III.1.2. Diagramme fonctionnel du modèle de sondage de canal**

La prochaine étape consiste à former des faisceaux hybrides. Pour cela, la méthode JSDM (Joint Spatial Division Multiplexing) est utilisée pour calculer les poids de pré-codage RF analogiques et en bande de base. Après avoir calculé les poids, les utilisateurs ayant des covariances de canal de transmission similaires sont regroupés et le pré-codeur analogique élimine les interférences intergroupes.

Ensuite vient l'étape de la transmission des données. Ce système commence par associer chaque flux de données de chaque utilisateur à une chaîne RF individuelle. Ensuite, les antennes sont connectées à chaque chaîne RF. La figure III.1.4 illustre la transmission des données. Après la transmission des données, la propagation du signal est simulée à l'aide de la fonction helperApply MU Channel. L'utilisation de cette fonction consiste à ajouter diverses pertes, interférences et bruits au système. Après la propagation, le signal est reçu, amplifié et récupéré. Le récepteur compense la perte de chemin en amplifiant chaque utilisateur.

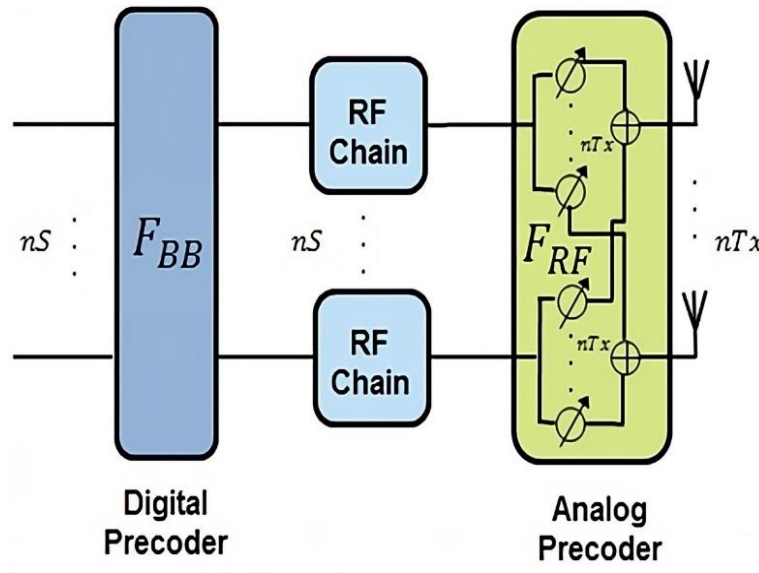


Figure III.1.3. Architecture de transmission des données

Le récepteur ajoute également du bruit thermique pour mieux simuler les conditions du monde réel. Tout comme l'émetteur, le récepteur de ce système massive MIMO comprend de nombreuses étapes telles que la démodulation OFDM, l'égalisation MIMO large, le démappage de modulation d'amplitude en quadrature (QAM) et le décodage de canal [98]. L'architecture globale de transmission et de réception des données est présentée dans la figure III.1.5.

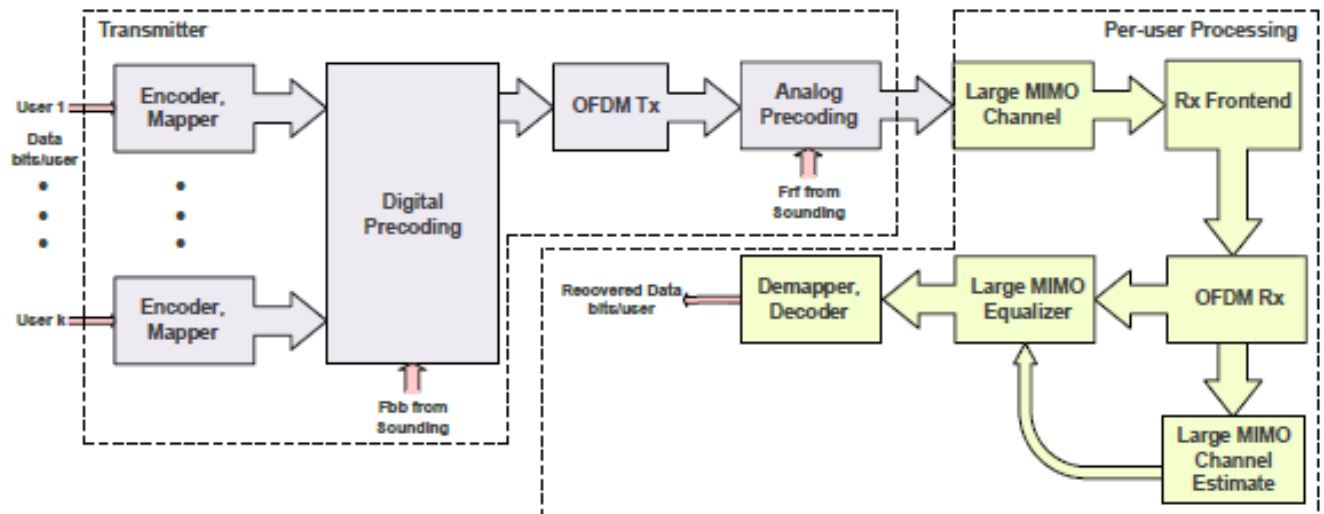


Figure III.1.4. Architecture de transmission et de réception de données

### III.2.1-Techniques de Classification de la Modulation dans les Systèmes Massive MIMO

Les systèmes de COMMUNICATION connaissent une croissance énorme et un développement rapide dans l'atmosphère concurrentielle actuelle en raison du besoin massif de diffusion d'informations. Avec des attentes plus élevées pour répondre à l'augmentation des besoins en termes de vitesse et de diversité sous-jacente pour soutenir la capacité accrue de différents systèmes, les techniques de multiplexage spatial, telles que l'entrée multiple et la sortie multiple (MIMO) et le massive MIMO, devient un composant critique dans la génération récente de systèmes de réseaux de communication [99]. Plusieurs signaux dans l'espace provenant de différents systèmes avec des types de modulation distincts sur différentes fréquences sont reçus, et il est essentiel de les reconnaître et de les surveiller pour de nombreuses applications militaires et civiles [100]. La discrimination des signaux provenant de différents systèmes rend les techniques de modulation et de démodulation des éléments cruciaux pour garantir la transmission de données sans fil [101-102].

D'une manière significative, la classification de la modulation (MC) consiste à découvrir automatiquement le type de modulation des signaux reçus avec des informations limitées ou sans information préalable sur les paramètres des signaux [103]. De manière cruciale, la modulation permet un certain niveau de cryptage, notamment dans le domaine militaire, rendant difficile le déchiffrement du message à la réception sans connaître le type de

modulation utilisé lors de la transmission [104-105]. Ainsi, les types de modulation doivent être identifiés de manière fiable dans les systèmes de communication non coopératifs pour garantir une transmission de données fiable. À cette fin, la discrimination des types de modulation est sans aucun doute un élément pivot à prendre en compte pour obtenir une démodulation correcte [106-107]. Bien entendu, le développement de techniques de classification de modulation efficaces et automatiques est essentiel pour maintenir une qualité de transmission élevée, et c'est une tâche non triviale tant pour les chercheurs en communication que pour les ingénieurs [108].

### III.2.2-Détection et classification de la modulation dans les Systèmes MIMO

Ces dernières années, les techniques de détection de modulation sont devenues nécessaires pour les applications militaires et commerciales, par exemple, dans la transmission de codage et la gestion du spectre. Diverses procédures visant à identifier les types de modulation ont été rapportées dans la littérature [105-108-109]. Par exemple, dans [110], une approche basée sur l'Analyse en Composantes Indépendantes (ICA) a été appliquée pour classer différents types de modulation dans un système MIMO. Le défi de la classification de la modulation dans les systèmes MIMO implique la manipulation d'un ensemble de signaux différents au niveau du réseau d'antennes réceptrices.

Cependant, dans cette approche, la variance du bruit est supposée être connue. Dans [111], les auteurs ont introduit une approche de classification de modulation aveugle pour un système MIMO sans connaître la matrice de canal et la variance du bruit. Tout d'abord, un algorithme d'espérance-maximisation (EM) est appliqué pour chaque candidat de modulation afin d'estimer les paramètres du canal. L'estimation obtenue est ensuite utilisée pour l'évaluation de la vraisemblance du candidat de modulation correspondant. Ensuite, le critère du maximum de vraisemblance est utilisé dans la décision de classification. Les résultats indiquent une classification satisfaisante pour les modulations BPSK, QPSK et 16-QAM dans des conditions de bruit gaussien blanc. Dans [112], les auteurs ont abordé la classification de modulation comme un problème de regroupement pour chaque type de modulation. Ensuite, les critères du maximum de vraisemblance sont appliqués pour la décision de classification finale. Les résultats montrent que ce classificateur de modulation a une performance robuste pour un faible SNR. Les auteurs dans [103] ont introduit une approche pour la classification de modulation pour les signaux PSK basée sur des graphes aléatoires. Essentiellement, cette

approche est conçue à travers la connectivité du graphe formée à l'aide de la transformée de Fourier des deuxièmes et quatrièmes puissances du signal acquis. Des expériences sont menées en utilisant des signaux PSK générés par un générateur et un analyseur Rohde & Schwarz. Il a été démontré que cette approche peut être utilisée pour classer les signaux de décalage de phase (PSK) dans les systèmes MIMO. Dans [113], un classificateur de modulation a été présenté pour les signaux multipath basé sur le cepstrum.

Tout d'abord, cette approche élimine l'impact du coefficient de canal à trajets multiples en utilisant la technique de prétraitement basée sur le cepstrum, puis applique une approche d'ajustement fonctionnel logarithmique pour la classification des signaux modulés. Les résultats expérimentaux révèlent la capacité de cette approche à discriminer le QPSK (décalage de phase en quadrature), la modulation d'amplitude en quadrature à 16 niveaux (16QAM) et le 4QAM. Dans [114], une approche couplée est introduite pour classifier la modulation des signaux MIMO-OFDM en combinant l'ICA et les machines à vecteurs de support (SVM). Tout d'abord, la technique JADE de l'ICA est utilisée pour séparer les flux de données du signal MIMO-OFDM. Ensuite, le maximum de vraisemblance et les SVM sont appliqués pour détecter la modulation des flux de données séparés. Cette approche a atteint des taux de classification de 85 % pour un rapport signal/bruit supérieur à 15 dB.

Reconnaître avec précision le type de modulation est de plus en plus important dans les communications sans fil pour améliorer les performances radio. L'objectif principal de cet article est de concevoir un détecteur piloté par l'apprentissage profond pour l'identification de la modulation dans les systèmes MIMO, qui est un composant essentiel de nombreux systèmes de communication. En tant qu'approche axée sur les données, l'approche de discrimination de la modulation introduite pourrait être utilisée à la fois pour les systèmes SISO et MIMO dans des conditions de canal variables, telles que l'évanouissement multiplex, ce qui n'est pas le cas de nombreuses procédures décrites dans la littérature. De plus, cette approche est réalisée sans estimer le rapport signal/bruit (SNR) ni effectuer de correction de synchronisation temporelle et de décalage de fréquence.

De plus, il s'agit d'une approche semi-supervisée qui ne nécessite pas de données étiquetées pour construire un modèle permettant de discriminer différents types de modulation à partir du signal reçu dans les systèmes MIMO. Contrairement aux approches supervisées, les

méthodes semi-supervisées sont plus attrayantes pour la discrimination de la modulation car il n'est pas toujours facile d'obtenir des données étiquetées avec précision.

### III.2.3-Contribution

Cette étude présente un modèle hybride profond semi-supervisé pour l'identification de la modulation dans les systèmes MIMO. À cette fin, le problème de classification multi-classe est traité comme plusieurs problèmes de discrimination binaire. Plus précisément, nous combinons la capacité d'extraction de caractéristiques du modèle de réseau antagoniste génératif (GAN) et la sensibilité à la détection de l'algorithme à vecteurs de support à une classe (1SVM). Ce choix est motivé par la souplesse du modèle GAN dans l'apprentissage d'informations pertinentes à partir de données complexes sans avoir besoin de données étiquetées ou d'hypothèses préalables sur la distribution des données. De plus, le 1SVM est un schéma efficace de détection d'anomalies en raison de sa capacité à apprendre des frontières de décision linéaires et non linéaires pour détecter les anomalies. Comme nous le savons, c'est la première fois que ce modèle hybride d'apprentissage profond est appliqué à la discrimination automatique de la modulation. En effet, pour chaque modulation, nous construisons d'abord un détecteur GAN-1SVM unique en utilisant les données d'entraînement de la classe considérée, avec les échantillons de cette classe comme inliers et tous les autres échantillons comme anomalies (c'est-à-dire un contre tous).

Ensuite, chaque détecteur est utilisé pour détecter une modulation spécifique à partir des signaux reçus. Cette approche construit un détecteur pour distinguer entre les types de modulation. Les caractéristiques extraites des signaux reçus à l'aide du discriminateur GAN entraîné sont utilisées comme entrée du schéma 1SVM. Le concept central du 1SVM consiste à déterminer un hyperplan plus proche des échantillons de données d'entraînement correspondant à une modulation spécifique, et aucune étiquette n'est nécessaire pour construire le 1SVM. Ensuite, les nouveaux échantillons reçus sont classés comme comparables ou distincts des données d'entraînement. Bien sûr, le 1SVM est un classificateur binaire semi-supervisé qui a été largement exploité pour la détection d'anomalies dans différentes applications.

De plus, à des fins de comparaison, nous étudions d'autres modèles d'apprentissage profond pour l'identification de la modulation, notamment les méthodes 1SVM basées sur les réseaux de croyances profondes (DBN) et les machines de Boltzmann restreintes (RBM), ainsi

que les GAN, DBN et RBM avec une couche softmax en tant que couche de discriminateur pour la classification multi-classes. Autant que nous le sachions, c'est la première fois que ces méthodes n'ont pas été explorées auparavant pour la classification de la modulation. Le jeu de données RadiomL 2016.10A disponible publiquement est utilisé dans cette étude pour évaluer l'efficacité des méthodes basées sur l'apprentissage profond étudiées. Cinq indices statistiques sont utilisés pour comparer l'exactitude de la discrimination des méthodes considérées : l'exactitude, la précision, le rappel, le score F1 et l'aire sous la courbe (AUC).

### III.2.4-Apprentissage profond dans les systèmes de communication

Récemment, l'apprentissage profond est apparu comme une ligne de recherche prometteuse pour améliorer les performances des technologies de communication, tant dans le milieu universitaire que dans l'industrie [115-116]. Essentiellement, les méthodes d'apprentissage profond sont un outil efficace pour extraire automatiquement des informations pertinentes à partir d'ensembles de données volumineux et de haute dimension sans avoir besoin de caractéristiques manuelles [117].

#### Applications de l'apprentissage profond

Les techniques d'apprentissage profond ont été appliquées à diverses applications dans le domaine des communications, notamment :

##### 1) Technologies de communication

- **Optimisation de la Modulation et Démodulation** : Les algorithmes d'apprentissage profond, tels que les réseaux de neurones convolutifs (CNN), peuvent améliorer l'efficacité des processus de modulation et de démodulation en reconnaissant et en adaptant les schémas de signal complexes [118].
- **Prédiction des Canaux** : Les réseaux récurrents (RNN) peuvent analyser les données temporelles pour prédire les variations des canaux de communication, permettant des ajustements dynamiques pour maintenir une qualité de signal optimale [119].

##### 2) Allocations de ressources :

- **Gestion de la Bande Passante** : L'apprentissage profond peut aider à allouer dynamiquement la bande passante en fonction de la demande et des conditions du réseau, améliorant ainsi l'utilisation des ressources [120].
- **Optimisation de la Puissance** : Les algorithmes peuvent déterminer les

niveaux de puissance optimaux pour la transmission des signaux, réduisant ainsi la consommation d'énergie tout en maintenant une communication fiable [121].

### 3) Contrôle du Trafic

- **Prévision des Congestions** : En analysant les modèles de trafic, les réseaux de neurones peuvent anticiper les congestions et suggérer des mesures préventives pour les éviter [122].
- **Routage Intelligent** : Les algorithmes d'apprentissage profond peuvent identifier les routes optimales pour les données, minimisant les délais et maximisant l'efficacité du réseau [123].

### 4) Classification de Modulation :

- **Identification Automatique des Schémas de Modulation** : Les réseaux de neurones peuvent classer les types de modulation (BPSK, QPSK, 16-QAM, etc.) en analysant les caractéristiques des signaux, améliorant ainsi la précision et la vitesse de la classification [124].
- **Robustesse contre le Bruit** : Les modèles d'apprentissage profond sont capables de maintenir une performance élevée même dans des conditions de bruit gaussien blanc [125].

### 5) Potentiel et Défis

Malgré leur potentiel, les technologies d'apprentissage profond n'ont pas été suffisamment exploitées et explorées dans les systèmes de communication pour plusieurs raisons :

- **Complexité et Coût Computationnel** : Les modèles d'apprentissage profond nécessitent des ressources computationnelles importantes pour l'entraînement et l'inférence, ce qui peut être un obstacle dans les environnements de communication où la latence et l'efficacité énergétique sont critiques. Des solutions comme les réseaux de neurones quantifiés ou les réseaux à faible précision peuvent être explorées pour atténuer ces coûts [126].
- **Disponibilité des Données** : Les modèles d'apprentissage profond ont besoin de grandes quantités de données représentatives et annotées pour s'entraîner efficacement. Dans les systèmes de communication, obtenir ces données peut

être difficile en raison de la variabilité des environnements de communication et des contraintes de confidentialité. L'utilisation de techniques de génération de données synthétiques et de l'apprentissage semi-supervisé ou non supervisé peut aider à surmonter ce défi [127].

- **Adaptation aux Environnements Dynamiques** : Les environnements de communication sont souvent dynamiques et sujets à des changements rapides, ce qui nécessite des modèles d'apprentissage profond capables de s'adapter rapidement. Des techniques telles que l'apprentissage en ligne et l'adaptation continue des modèles peuvent être cruciales pour maintenir des performances élevées [128].
- **Intégration avec les Systèmes Existants** : Intégrer les solutions basées sur l'apprentissage profond avec les infrastructures de communication existantes peut être complexe. Cela nécessite des changements dans l'architecture du réseau et des protocoles de communication, ainsi que des compétences spécialisées en développement et en maintenance des modèles d'apprentissage profond. L'élaboration de cadres de compatibilité et l'utilisation d'interfaces standardisées peuvent faciliter cette intégration [130].

L'apprentissage profond représente une avancée prometteuse pour les systèmes de communication, offrant des améliorations potentielles en termes de performance, d'efficacité et de gestion des ressources. Cependant, pour réaliser pleinement ce potentiel, il est nécessaire de surmonter les défis liés à la complexité computationnelle, à la disponibilité des données et à l'intégration des technologies. Les recherches futures devront se concentrer sur le développement de solutions d'apprentissage profond adaptées aux contraintes spécifiques des systèmes de communication et sur la démonstration de leur efficacité dans des environnements réels [130]. En fin de compte, l'adoption et l'intégration réussie des technologies d'apprentissage profond pourraient transformer les systèmes de communication, ouvrant la voie à des réseaux plus intelligents et plus adaptatifs [131].

### III.2.5-Travaux connexes

Récemment, l'apprentissage profond a émergé comme une ligne de recherche prometteuse pour améliorer les performances des technologies de communication, tant dans le milieu universitaire que dans l'industrie [132-134]. Essentiellement, les méthodes

d'apprentissage profond sont un outil efficace pour récupérer automatiquement des informations pertinentes à partir de données volumineuses et de haute dimension sans avoir besoin de caractéristiques manuelles [135]. Les techniques d'apprentissage profond ont été appliquées à différentes applications, telles que les technologies de communication [136], l'allocation de ressources [137], le contrôle du trafic [138] et la classification de modulation [132]. Néanmoins, les technologies d'apprentissage profond n'ont pas été bien exploitées et explorées dans les systèmes de communication. Jusqu'à récemment, peu d'études se sont concentrées sur l'exploration des technologies d'apprentissage profond pour la classification de modulation, un élément crucial dans les communications non coopératives. Par exemple, dans [139], une approche d'apprentissage profond basée sur deux étapes appelée réseau neuronal convolutif en cascade (CasCNN) a été introduite pour classer les formats de modulation PSK et QAM.

Cette approche est constituée de deux blocs de CNN. Le premier bloc est utilisé pour classer le type de modulation, tandis que le second est utilisé pour identifier les indices des modulations. Une précision de 90 % est obtenue en utilisant CasCNN à un SNR de 4 dB et une longueur de symbole de 256. Les auteurs de [134] ont employé le CNN et la mémoire à long court terme (LSTM) pour la classification de la modulation. L'avantage du modèle CNN-LSTM est sa capacité à explorer efficacement la corrélation des caractéristiques et les caractéristiques spatio-temporelles des signaux temporels complexes bruts ; les caractéristiques spatiales sont extraites à l'aide de CNN, tandis que LSTM est puissant pour apprendre les dépendances temporelles dans les données de séries temporelles. Ici, deux flux interagissant par paires sont utilisés pour apprendre les caractéristiques ; un flux (c'est-à-dire CNN-LSTM) extrait les caractéristiques temporelles locales des signaux bruts, et l'autre flux (c'est-à-dire CNN-LSTM) apprend les connaissances à partir des informations d'amplitude et de phase. Les résultats indiquent que le CNN-LSTM a amélioré la classification de la modulation par rapport à certaines méthodes existantes de pointe. Dans [132], une approche d'apprentissage profond basée sur l'unité récurrente à portes (GRU) est proposée pour la classification de la modulation avec des dispositifs finaux à ressources limitées. La classification est effectuée en utilisant une couche SoftMax comme sortie du modèle GRU. Il a été démontré que le modèle piloté par GRU atteint une précision de classification de 92,4 % avec une empreinte mémoire de 73,5 kBytes (soit 51,74 % de moins que l'approche de base).

L'étude de [133] examine la faisabilité d'application de deux modèles d'apprentissage profond, AlexNet et GoogLeNet, pour la classification de la modulation en utilisant des diagrammes de constellation de signaux. À cette fin, différentes techniques de conversion des données ont généré des images en niveaux de gris, des images en niveaux de gris améliorées et des images à trois canaux. Les résultats ont montré la performance supérieure des modèles d'apprentissage profond pour la classification de la modulation par rapport aux méthodes traditionnelles.

Dans [140], un réseau d'apprentissage profond avec trois couches cachées est utilisé pour la classification de la modulation en utilisant 21 caractéristiques, y compris les cumulants et l'amplitude instantanée. Le réseau a été initialisé aléatoirement plutôt que d'utiliser l'algorithme par couche gourmand pour le pré-entraînement, ce qui rend difficile l'exploitation de la pleine capacité de l'apprentissage profond.

Dans [141], une approche de réseau profond ResNet, principalement conçue pour la classification d'images, est appliquée pour identifier les formats de modulation. Cependant, ses performances sont limitées car les données de séries temporelles sont différentes des images distribuées spatialement

Bahloul et al ont considéré deux cumulants d'ordre supérieur des flux de signaux transmis pour classer les types de modulation dans les systèmes MIMO [142]. Ils ont introduit une technique de fusion à décision souple pour trouver le résultat de la classification. Dans [143], un classificateur basé sur la théorie des graphes aléatoires est utilisé pour identifier les signaux M-Quadrature Amplitude Modulation (QAM) dans les systèmes MIMO sous des conditions de canal insatisfaisantes. Dans cette approche, les caractéristiques obtenues en utilisant la transformée de Fourier discrète et la transformée éparse sont utilisées par le graphe aléatoire non dirigé pour classer les signaux M-QAM. Cette approche a montré des résultats de classification satisfaisants basés sur des données simulées. Dans [144], une approche basée sur un réseau de convolution tridimensionnel a été proposée pour classer la modulation MIMO-OFDM à partir des signaux reçus.

L'approche apprend les schémas de modulation en se basant sur l'hypothèse de canaux à évanouissement sélectif en fréquence et de SNR inconnus. Les résultats des simulations ont montré que cette approche atteint une précision de classification d'environ 95 % à 0 dB SNR.

Dans [145], Wang et al ont considéré un cadre d'apprentissage profond supervisé pour classer automatiquement la modulation dans les systèmes MIMO en utilisant l'approche à forçage nul basée sur le réseau de neurones convolutifs (CNN-ZF). Les résultats des simulations ont révélé que l'approche CNN-ZF a obtenu de meilleures performances de classification que le réseau de neurones artificiels avec des cumulants d'ordre élevé lorsqu'elle est appliquée dans des conditions d'information d'état de canal parfaites. Cependant, les résultats ont montré que les performances de la méthode CNN-ZF sont influencées non seulement par le coefficient d'erreur du canal, mais aussi par le nombre d'antennes à la transmission ( $N_t$ ) et à la réception ( $N_r$ ). Par exemple, les résultats simulés ont montré que l'approche CNN-ZF a obtenu des performances de classification élevées lorsque le coefficient d'erreur du canal est égal à 0,2 et SNR=10dB,  $N_r=4$ , et  $N_t=1$ .

Néanmoins, les performances de cette approche se sont considérablement dégradées, atteignant une précision de 50 % lorsqu'on utilise quatre antennes de réception et quatre antennes de transmission.

L'étude de [146] s'est concentrée sur le problème de la classification des modulations superposées pour le réseau relais cognitif bidirectionnel MIMO 5G sur des canaux Nakagami-m en utilisant un classificateur MultiBoosting (MultiBoostAB). Les résultats des simulations ont montré des performances de classification satisfaisantes du classificateur MultiBoostAB même à faible SNR. De plus, il a été démontré que cette approche offrait des performances supérieures par rapport au classificateur J48.

Gao et al ont proposé le classificateur Distribution Test Ensemble (DTE) pour classer les modulations M-QAM et M-PSK dans les systèmes MIMO [147]. Ils ont inclus des données météorologiques telles que la couverture nuageuse et la température comme prédicteurs. Ils ont obtenu une meilleure précision de classification que les autres classificateurs de test de distribution dans différentes conditions de canal. Ils ont également montré que même si le DTE est inférieur au classificateur d'apprentissage automatique dans le canal AWGN, le DTE offre une classification de modulation raisonnable avec une complexité de calcul plus faible que les classificateurs d'apprentissage automatique.

Wang et al ont introduit une approche coopérative basée sur un réseau de neurones convolutifs (CNN) pour reconnaître les types de modulation dans les systèmes MIMO [148].

Pour ce faire, dans un premier temps, le CNN a obtenu les sous-résultats de classification de chaque antenne reçue dans les systèmes MIMO. Ensuite, une décision finale est prise en utilisant les sous-résultats et les règles de décision coopératives. Les résultats des simulations ont indiqué les performances prometteuses de la règle de décision par moyenne pondérée couplée au CNN pour classifier les types de modulation.

Zhang et al ont présenté une technique généralisée basée sur CNN pour la reconnaissance de modulation dans les systèmes IoT [149]. Cette approche a été construite en utilisant des données avec des conditions de bruit variables, la rendant plus robuste par rapport à l'approche CNN conventionnelle. Les résultats montrent la capacité de classification supérieure de cette approche par rapport au CNN conventionnel.

Beaucoup de recherches ont été réalisées sur la conception de mécanismes d'identification de modulation pour les systèmes MIMO. Par exemple, voir quelques articles de revue pertinents [107-150-152].

### III.2.6-Méthodologie

Cette section présente brièvement le problème de reconnaissance de la modulation, les modèles GAN et le détecteur basé sur 1SVM utilisés pour développer notre approche d'identification de la modulation basée sur GAN-1SVM.

#### A.Problème de reconnaissance de la modulation

Cette section vise à fournir une idée de base du problème de classification de la modulation. En général, les principaux éléments dans les systèmes de communication sans fil avec des composants de classification de la modulation comprennent un émetteur et un modèle de canal au niveau du système. La présentation schématique simplifiée d'un système de communication sans fil avec une unité de classification de la modulation est représentée dans la figure III.2.1. Fondamentalement, le composant de reconnaissance de la modulation est une procédure intermédiaire entre la détection du signal et la démodulation du côté récepteur. La tâche de reconnaissance de la modulation vise à identifier le type de modulation du signal reçu pour faciliter la compréhension du type de système de communication et d'émetteur présents. Pour plus de détails sur les composants des systèmes de communication, voir [153-154].

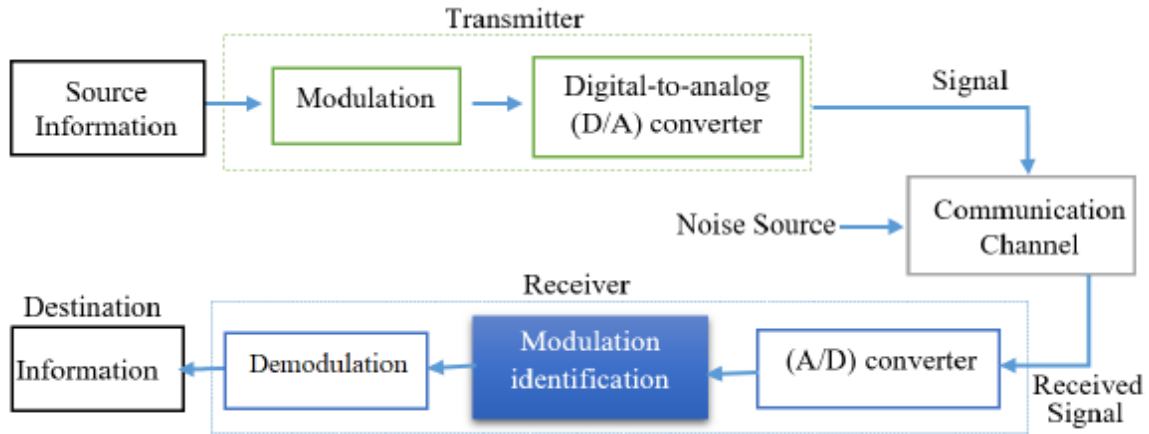


Figure III.2.1. Cadre de traitement de modèle de signal

Les données reçues du côté récepteur sont une version contaminée des données émises en raison de différentes perturbations du canal et de mesures de bruit. Ainsi, les données reçues  $r_t$  peuvent être formulées comme suit :

$$y_t = x_t * c_t + n_t \quad (III.2.1)$$

Où  $x_t$  représente le signal modulé,  $c_t$  fait référence à la réponse impulsionnelle du canal sans fil transmis, et  $n_t$  représente le bruit additif. Du côté émetteur, le rôle central du modulateur est de mapper le signal d'information (également appelé signal de modulation)  $v(t)$ , sur l'un des paramètres du porteur. Le signal résultant du modulateur est le signal modulé,  $x_t$ , qui est exprimé comme suit :

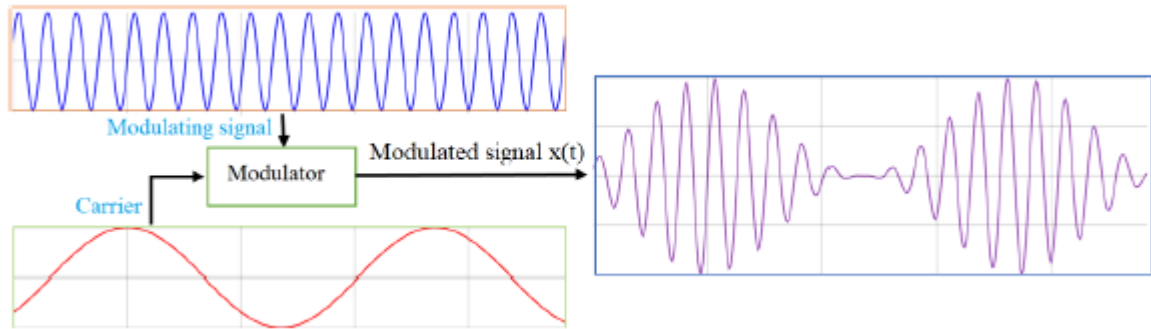
$$x(t) = \Re(v(t)A_c \exp(j2\pi f_c t)) \quad (III.2.2)$$

$$= A_c a(t) \cos(2\pi f_c t + \phi(t)) \quad (III.2.3)$$

$A_c$  et  $f_c$  se réfèrent respectivement à l'amplitude de la porteuse et à la fréquence de la porteuse du signal.

Au niveau du récepteur, la tâche de démodulation consiste à extraire le signal d'information de la porteuse (figure III.2.2). Cela peut être correctement accompli après avoir identifié le type de modulation utilisé dans le signal reçu. Le récepteur le plus simple pour reconnaître un schéma de modulation inconnu utilise une stratégie de recherche exhaustive en appliquant plusieurs démodulateurs pour chaque type de modulation spécifique. En utilisant cette stratégie, seul le démodulateur correspondant à la modulation correcte peut atteindre les

performances souhaitées. Cependant, la mise en œuvre de cette stratégie est calculatoire et chronophage, ce qui en fait une solution peu souhaitable. En alternative, une stratégie plus efficace et attrayante pour la reconnaissance de la modulation repose sur l'analyse des données reçues à l'aide de méthodes basées sur les données, en particulier le paradigme de l'apprentissage automatique.



**Figure III.2.2. Exemple illustratif d'une procédure de modulation**

Classiquement, la reconnaissance de la modulation est traitée dans la classification supervisée de la modulation comme un problème de classification multiclasse. Plus précisément, chaque classe correspond à une modulation spécifique ; nous avons donc un problème de classification à N classes pour N types de modulation.

$$P_i = P(x_t \in N_i | y_t) \quad (\text{III.2.4})$$

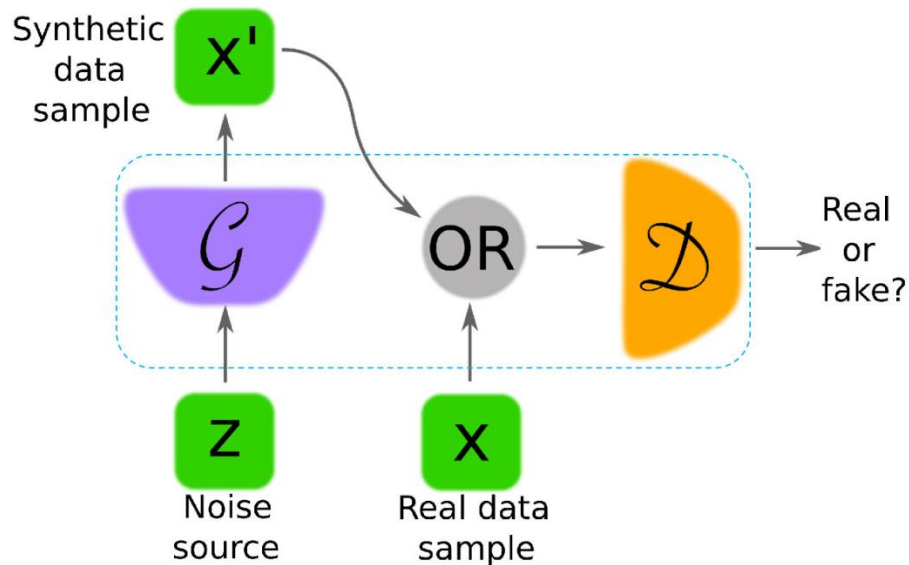
Fondamentalement, l'objectif central de la reconnaissance de la modulation consiste à maximiser la valeur de basée sur le signal reçu  $y(t)$ , où  $N_i$  désigne la  $i$ ème catégorie de tous les types de modulation.

### **B. Réseaux génératifs antagonistes**

Les Réseaux Antagonistes Génératifs (GAN) ont récemment émergé comme des modèles d'apprentissage profond efficaces et efficaces pour la génération de données et l'apprentissage de représentations de données à partir de données non étiquetées [155-157]. Les GAN ont été appliqués avec succès dans divers domaines, tels que la génération et l'apprentissage de données d'images, la prédiction de séries temporelles [158]. Traditionnellement, les GAN contiennent deux réseaux neuronaux appelés générateur G et discriminateur D, qui sont placés de manière antagoniste. Ils sont entraînés de manière non supervisée, ce qui les rend très attractifs car l'étiquetage est une tâche coûteuse. De plus, le

générateur et le discriminateur du GAN peuvent être entraînés uniquement via la rétro-propagation.

Les GAN adoptent une procédure astucieuse d'entraînement : le modèle générateur est entraîné à générer continuellement des données factices, tandis que le modèle discriminateur cherche à distinguer entre les données réelles et les données factices (générées). Traditionnellement, le modèle générateur est entraîné pour capturer la distribution des données d'entraînement et générer de nouvelles données. En même temps, le discriminateur est simultanément entraîné à discriminer les échantillons réels des échantillons générés (figure III.2.3). Un processus de compétition adverse entraîne les deux réseaux à améliorer la qualité des données générées, qui devient progressivement comparable à la vérité de terrain (données d'entraînement). Le GAN est optimisé une fois que l'équilibre de Nash entre les deux modèles est obtenu, c'est-à-dire, une capacité discriminatoire supérieure et une capacité de génération des fausses données avec une distribution approximativement identique à la vérité de terrain [159].



**Figure III.2.3. Architecture du GAN**

Dans la méthode GAN, avec  $p_z(z)$  (habituellement une distribution uniforme), le générateur produit des données avec une distribution  $p_g(x)$ . Ensuite, ensemble avec les données générées et les données de référence  $p_{data}(x)$ , celles-ci sont envoyées au discriminateur, qui tente de distinguer les données originales des données générées. En tant que modèle composite, le GAN se compose de deux fonctions de perte, les pertes du

générateur et du discriminateur. La minimisation de la fonction de perte GAN (connue sous le nom de perte min-max) est effectuée en maximisant  $D(x)$  et en minimisant  $D(G(z))$ . L'entraînement du GAN vise à résoudre le problème d'optimisation suivant [160]:

$$\min_G \max_D \mathcal{V}(G, D) = \mathbb{E}_{x \sim p_{data}} [\log D(x)] + \mathbb{E}_{z \sim p_z} [\log(1 - D(G(z)))] \quad (\text{III. 2.5})$$

Les paramètres du discriminateur sont mis à jour lors de l'entraînement via le gradient stochastique donné dans l'équation (III.2.6) :

$$\nabla_{\theta_d} \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m [\log(D(x^i)) + \log(1 - D(G(z^i)))] \quad (\text{III. 2.6})$$

Tandis que le générateur met à jour les paramètres du modèle via un gradient stochastique descendant (III.2.7) :

$$\nabla_{\theta_g} \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \log(1 - D(G(z^i))) \quad (\text{III. 2.7})$$

La convergence de la fonction du discriminateur D est donnée dans (III.2.8)

$$D^* = \frac{P_{data}(x)}{P_{data}(x) + P_g(z)} \quad (\text{III.2.8})$$

Où  $P_{data}(x)$  désigne la distribution des données d'entraînement et  $P_g(z)$  est la distribution apprise. Consultez [160] pour plus de détails sur le modèle GAN. De manière cruciale, le modèle GAN est construit en mettant à jour alternativement les paramètres du générateur et d'un discriminateur en utilisant le lot (un sous-ensemble échantillonné à partir des données d'entraînement). Même si GAN a été initialement conçu pour des problèmes de vision par ordinateur, la procédure d'entraînement adversarial a obtenu des performances prometteuses pour les problèmes de prédiction. Bien sûr, le modèle GAN est entraîné via une procédure auto-supervisée en optimisant alternativement les réseaux générateur et discriminant pour apprendre des représentations de données non étiquetées [160].

L'objectif de l'étape d'entraînement est d'apprendre la vraie distribution qui génère les données pour qu'elle ressemble aux signaux reçus. Une fois le modèle entraîné, le réseau discriminatoire est employé pour le reste de l'étude, car le rôle du générateur est de soutenir le discriminatoire dans la différenciation des données vraies des données fausses (bruitées).

Le discriminateur extrait automatiquement les caractéristiques efficaces qui fournissent une représentation continue compacte des signaux reçus. Dans cette étude, les caractéristiques extraites du modèle GAN entraîné seront utilisées en entrée pour le 1SVM afin de discriminer les types de modulation utilisés dans les signaux reçus. Ainsi, la prochaine section est consacrée à la description de l'approche 1SVM.

### C. One class SVM

Cette section expose l'idée d'un algorithme SVM à une classe (1SVM) adopté dans cette étude pour l'identification de la modulation. L'algorithme 1SVM est l'une des techniques de détection d'anomalies les plus populaires, connue pour son insensibilité aux mesures de bruit et aux valeurs aberrantes lors de l'entraînement [161]. Essentiellement, le 1SVM repose sur deux concepts essentiels : maximiser la marge et mapper les données dans un espace de caractéristiques de haute dimension induit par une fonction noyau. Il convient de noter que le 1SVM est un classificateur binaire semi-supervisé [162-163]. Plus précisément, le 1SVM est construit à l'aide de données d'entraînement non étiquetées contenant des échantillons (données sans anomalie). Lors de la phase d'entraînement, le processus 1SVM consiste à estimer une zone de frontière qui contient la majorité des données d'entraînement. Cela se fait en déterminant un hyperplan avec la plus grande distance par rapport aux données d'entraînement les plus proches [164]. Ensuite, le 1SVM conçu est utilisé pour identifier les anomalies (valeurs aberrantes) en vérifiant si une nouvelle donnée de test tombe dans cette zone de frontière ou non. Bien sûr, les points de données de test sont déclarés normaux (inclus) s'ils se trouvent dans la frontière définie précédemment ; sinon, ils sont identifiés comme des anomalies (valeurs aberrantes). La procédure 1SVM assure la recherche d'un hyperplan qui produit une bonne séparation des données en utilisant des astuces de noyau. La figure III.2.4 fournit une illustration de base du concept de détection d'anomalies basé sur le 1SVM.

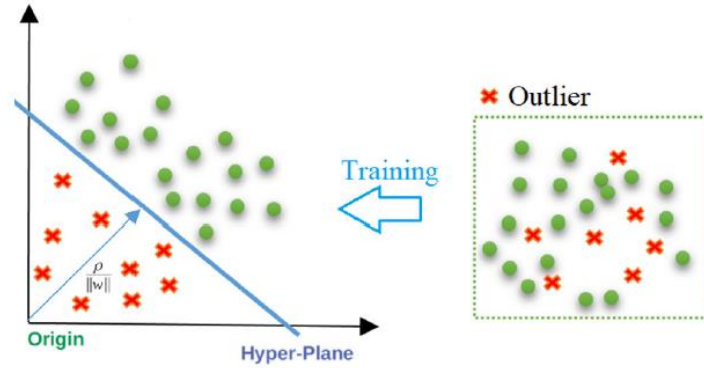


Figure III.2.4. Illustration basique de la procédure 1SVM

Bien sûr, le 1SVM vise à classer une classe de données et à la séparer de tout autre échantillon possible (figure III.2.4). Les échantillons de la classe normale peuvent être classés comme inliers par le 1SVM ; cependant, toutes les données qui diffèrent significativement des données normales seront classées comme outliers. En d'autres termes, le 1SVM est entraîné à rejeter les données qui sont différentes des données d'entraînement. En tant qu'approche de détection d'anomalies semi-supervisée, le 1SVM a attiré l'attention dans différentes applications, telles que la supervision des centrales photovoltaïques [165], la détection d'obstacles dans les voitures autonomes [166], la détection de la pollution de l'air anormale [167], et la surveillance de la qualité de l'eau [168].

L'essence de la détection d'anomalies en utilisant le schéma 1SVM est tout d'abord d'entraîner le 1SVM à reconnaître le comportement normal, puis de l'utiliser pour décider si les données testées sont normales ou non (outliers). À cette fin, les échantillons sont cartographiés dans un espace de grande dimension pour faciliter la séparation des échantillons en utilisant des astuces de noyau. Plus précisément, le 1SVM sépare les données en déterminant l'hyperplan qui optimise la marge de séparation des données d'origine. Ce problème d'optimisation est formulé par:

$$\min_{\omega, \gamma, \rho} \left( \frac{1}{2} \omega^T \omega - \rho + \frac{1}{\nu l} \sum_{i=1}^l \gamma_i \right) \quad (\text{III.2.9})$$

Sous réserve de :  $\omega \cdot \psi(x) > \rho - \gamma$

Où  $l$  représente la taille des données d'entraînement,  $\omega$  désigne un vecteur de poids,  $\nu \in [0, 1]$  représente le facteur de régularisation, tandis que  $\gamma$  désigne la variable d'écart non nulle utilisée pour pénaliser les échantillons qui ne se trouvent peut-être pas à l'intérieur de la marge de décision lors de la phase d'entraînement. De plus,  $\rho$  est la marge séparant l'origine et les

échantillons mappés dans l'espace des caractéristiques, connue sous le nom de décalage. Le 1SVM applique une fonction de décision  $\mathcal{F}$  donnée dans (III.2.10) qui renvoie -1 pour un outlier et 1 pour un échantillon typique en utilisant l'hyperplan prédéfini.

$$\mathcal{F}(x) = \text{sign}(\omega \cdot \psi(x) - \rho) \quad (\text{III.2.10})$$

Ici,  $\phi$  est une fonction non linéaire (c'est-à-dire un noyau) utilisée pour projeter les données dans l'espace des caractéristiques. Le terme  $\|\omega\|$  désigne l'hyperplan (figure III.2.4), et c'est en effet la distance euclidienne de l'origine aux points des vecteurs de support ; ce terme doit être maximisé. Les points des vecteurs de support font référence aux points les plus proches de l'hyperplan et influent sur l'orientation et la position de l'hyperplan.

Le problème d'optimisation quadratique de 1SVM est présenté dans l'équation (III.2.11).

$$\min_{\omega, \gamma, \rho} \left( \frac{\|\omega\|^2}{2} - \rho + \frac{1}{\nu l} \sum_{i=1}^l \gamma_i \right) \quad (\text{III.2.11})$$

Ainsi, pendant l'entraînement, la fonction objective encourage la maximisation de la marge  $\frac{\|\omega\|^2}{2} - \rho$  et la minimisation de la moyenne des variables de relâchement  $\gamma$ . Dans notre étude, nous adoptons la fonction de base radiale gaussienne (RBF)  $\kappa$ , définie dans l'équation (III.2.12).

$$\kappa(x, x') = \langle \psi(x), \psi(x') \rangle = e^{(\alpha \|x - x'\|^2)} \quad (\text{III.2.12})$$

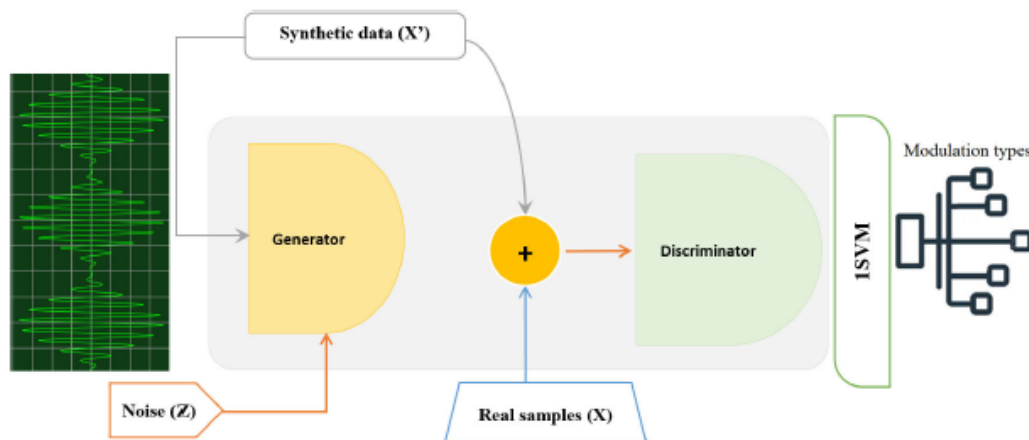
Où  $\alpha$  désigne un paramètre contrôlant à quel point  $x$  est différent de  $x_0$ .

Étant donné que le 1SVM est construit à l'aide de données non étiquetées, il est bien adapté à l'identification de la modulation dans les systèmes MIMO. De plus, le détecteur 1SVM est connu pour sa robustesse au bruit dans les données d'entraînement. En exploitant les propriétés souhaitables de la méthodologie GAN et du détecteur 1SVM, ce travail vise à développer une approche semi-supervisée pour discriminer entre différents types de modulations basés sur les signaux reçus.

### III.2.7-Cadre proposé

Cette étude introduit une approche efficace et semi-supervisée pour identifier automatiquement les types de modulation dans les systèmes MIMO. Plus précisément, cette approche est le détecteur GAN-1SVM couplé, qui aborde la classification de la modulation

comme un problème de détection d'anomalies. Le cadre général de l'approche proposée d'identification de la modulation est présenté dans la figure III.2.5.



**Figure III.2.5. Illustration du cadre d'identification de la modulation**

L'idée centrale de ce travail est de construire un modèle d'apprentissage profond basé sur GAN pour chaque type de modulation. L'extraction de caractéristiques est cruciale pour le succès de l'identification de la modulation. Essentiellement, le GAN apprend la distribution des données d'entraînement sous-jacentes. La procédure d'apprentissage comprend deux phases. Tout d'abord, le Générateur et le Discriminateur sont entraînés de manière compétitive pour apprendre la distribution des données d'entraînement afin de générer une distribution proche du réel. Les paramètres du modèle de discriminateur sont affinés pour atteindre l'optimum global. De plus, dans l'approche GAN-1SVM, la sortie du modèle GAN est utilisée pour alimenter le schéma 1SVM. Lors de l'entraînement, le 1SVM mappe les caractéristiques GAN dans l'espace noyau et détermine l'hyperplan seuil qui sépare les points de données (inliers) de l'origine. De manière cruciale, le GAN-1SVM est construit pour reconnaître chaque classe séparément sans étiquetage des données, ce qui le rend très attrayant pour les applications en ligne.

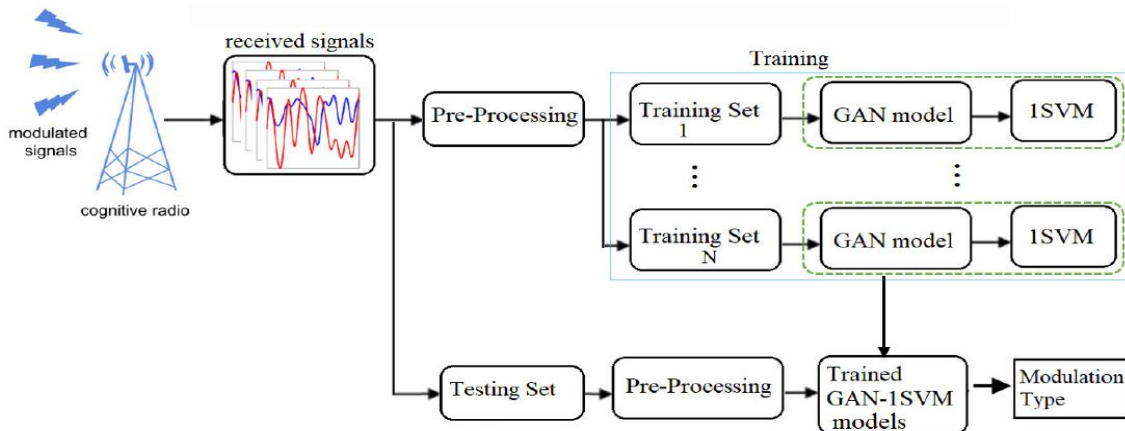
Une technique innovante d'identification de modulation basée sur l'apprentissage profond et le SVM à classe unique semi-supervisé est introduite dans cette étude (figure III.2.5). En résumé, le modèle GAN est utilisé comme extracteur de caractéristiques pour apprendre des informations pertinentes à partir du signal reçu, et le 1SVM vérifie la sortie du discriminateur GAN pour identifier le type de modulation. La figure III.2.6 résume les principales étapes de la reconnaissance de modulation pilotée par GAN et 1SVM proposée.

Dans l'étape de prétraitement, les données d'entraînement sont normalisées via une normalisation min-max dans l'intervalle [0, 1] et utilisées pour l'entraînement du modèle. La normalisation des signaux reçus,  $y$ , est accomplie en utilisant la formule suivante :

$$\tilde{y} = \frac{(y - y_{min})}{(y_{max} - y_{min})} \quad (III.2.13)$$

Où  $y_{min}$  et  $y_{max}$  désignent respectivement le minimum et le maximum des signaux reçus bruts.

Pour chaque type de modulation, nous commençons par entraîner le 1SVM en utilisant la sortie du discriminateur GAN basé sur des données d'entraînement contenant uniquement des données pour une modulation spécifique (figure III.2.6). Notez que des données non étiquetées sont utilisées pour la construction du 1SVM. L'essence de la phase d'entraînement consiste à déterminer un hyperplan aussi proche que possible des échantillons normaux (données d'un type de modulation spécifique).



**Figure III.2.6. Illustration du cadre d'identification de la modulation basé sur GAN-1SVM**

Contrairement aux méthodes supervisées, le 1SVM en tant que méthode semi-supervisée n'a besoin que des données des échantillons normaux (c'est-à-dire des signaux liés à une modulation spécifique) lors de l'entraînement et sans étiquetage. Après cela, le GAN-1SVM construit est appliqué pour évaluer la dissimilarité des nouveaux échantillons de test par rapport aux échantillons d'entraînement. Notez qu'il n'est pas toujours facile d'obtenir des

données étiquetées de manière précise pour différents types de modulation dans les systèmes MIMO, ce qui rend l'approche semi-supervisée GAN-1SVM très attrayante en pratique.

Dans cette étude, cinq scores statistiques couramment utilisés dans la littérature sont employés pour quantifier la performance des méthodes étudiées, calculés à l'aide d'une matrice de confusion  $2 \times 2$  (Tableau III.2.1) : Précision, Rappel, Score F1 et Aire sous la courbe (AUC). Pour une tâche de détection binaire, le nombre de vrais positifs (VP), de faux positifs (FP), de faux négatifs (FN) et de vrais négatifs (VN) sont utilisés pour calculer les métriques d'évaluation à partir d'une matrice de confusion  $2 \times 2$ .

La précision (III.2.14) calcule la fraction des points de données correctement reconnus. Le rappel (III.2.15) fait référence à la capacité à reconnaître correctement le type de modulation. La précision (III.2.16) indique la probabilité de succès d'identification correcte du type de modulation. Le score F1 (III.2.17) calcule la moyenne harmonique de la précision et du rappel. Ces métriques d'évaluation ont des valeurs dans la plage  $[0, 1]$ , où 1 signifie la meilleure performance.

**Tableau III.2.1. Matrice de confusion  $2 \times 2$**

		Modulation identifiée	
		Positive	Négative
Modulation actuelle	Positive	True Positive (TP)	False Negative (FN)
	négative	False Positive (FP)	True Negative (TN)

$$exactitude = \frac{TP+TN}{TP+FP+TN+FN} \quad (III.2.14)$$

$$Rappel = \frac{TP}{TP+FN} \quad (III.2.15)$$

$$precision = \frac{TN}{TN+FP} \quad (III.2.16)$$

$$F_1 - Score = 2 \frac{Precision.Rappel}{Precision+Rappel} = \frac{2TP}{2TP+FP+FN} \quad (III.2.17)$$

### III.2.8-Conclusion

Les systèmes massive MIMO exploitent plusieurs antennes pour optimiser la transmission et la capacité. Le *beamforming* est essentiel pour atténuer les interférences dues aux nombreuses antennes. Le *beamforming* hybride en 5G a montré des résultats prometteurs,

surmontant des défis tels que les interférences inter-utilisateurs et le bruit thermique, et améliore l'efficacité des systèmes de communication. En résumé, le *beamforming* et les systèmes MIMO continuent d'évoluer pour répondre aux exigences de la connectivité moderne. Dans la seconde partie de ce chapitre, nous détaillons l'étude des classifications des types de modulations utilisées dans les systèmes MIMO.

Parmi les méthodes couramment utilisées, on trouve le réseau de neurones convolutifs en cascade (CasCNN) et la combinaison CNN-LSTM, qui démontrent des performances solides dans la reconnaissance de modulation. Les unités récurrentes (GRU) et les modèles inspirés des architectures AlexNet et GoogLeNet sont également employés pour leur efficacité.

De plus, les cumulants d'ordre supérieur et les réseaux de convolution tridimensionnels montrent une grande efficacité dans les systèmes MIMO, permettant de mieux gérer les communications avec de multiples antennes. Les techniques comme CNN-ZF et Multi BoostAB se distinguent particulièrement par leurs précisions élevées, même à faible rapport signal sur bruit (SNR), ce qui est crucial pour maintenir la qualité de la communication dans des environnements bruyants.

Pour améliorer la reconnaissance de modulation, une nouvelle méthodologie est proposée, combinant les réseaux antagonistes génératifs (GAN) avec un détecteur basé sur les machines à vecteurs de support à classe unique (1SVM). Cette approche vise à séparer les données normales des anomalies, améliorant ainsi la fiabilité de la reconnaissance de modulation. L'intégration de ces technologies avancées permet de pousser les limites des systèmes de communication non coopératifs, offrant des solutions robustes et efficaces pour des applications variées.

Le dernier chapitre contient l'ensemble des résultats obtenus des simulations effectuées lors de notre travail ainsi qu'une comparaison avec d'autres travaux déjà réalisés.



# Chapitre IV

## Résultats et discussions



### IV.1-Introduction :

Au cours de ce chapitre, nous présentons les différents scénarios des simulations effectuées au cours des deux contributions. La première partie du chapitre concerne les résultats des simulations hybrid *beamforming* Massive MIMO. L'objectif des différents scénarios de simulations est l'identification de la modulation qui présente les meilleures performances. Cette opération est possible en relevant les valeurs de l'EVM obtenues après chaque simulation. La deuxième partie englobe les résultats et discussions des classifications des modulations. Les scénarios concernent l'association du classifieur Softmax avec DBN, RBM et GAN dans un premier temps. Ensuite l'association du SVM avec DBN, RBM et GAN. L'objectif est de faire une comparaison entre les deux associations.

### IV.2-Étude et évaluation des performances d'un système hybrid *beamforming* Massive MIMO pour la 5G

#### IV.2.1-Introduction

Le *beamforming* dans un système Massive MIMO se caractérise par la manipulation contrôlée des ondes, ce qui amplifie la puissance du signal dans la direction souhaitée tout en réduisant les interférences dans les autres directions. Dans cette section, nous présentons en détail les travaux de simulation réalisés dans le cadre de la première contribution. Ces travaux ont pour objectif de fournir un aperçu approfondi du comportement d'un système de *beamforming* hybride Massive MIMO dans différents scénarios.

Les simulations ont été menées en utilisant le logiciel MATLAB, un outil puissant pour la modélisation et la simulation de systèmes de communication. Il est important de souligner que ce programme nécessite une puissance de calcul significative ainsi qu'une mémoire RAM considérable, typiquement supérieure à 32 Go, pour exécuter efficacement les simulations. Ces ressources sont nécessaires en raison de la complexité des calculs impliqués dans la manipulation des matrices de canal et la simulation des algorithmes de *beamforming*.

Cette étude analyse l'impact des facteurs sur les performances d'un système MIMO hybride pour la 5G, notamment le nombre d'utilisateurs, de transmetteurs et d'antennes, ainsi que le type de modulation et les données bruitées. Elle vise à trouver une configuration optimale pour la conception de ces systèmes. Le Vecteur d'Erreur Magnitude (EVM) est utilisé comme indicateur d'efficacité, permettant de calculer les valeurs de SNR et BER. Les simulations évaluent les performances du système hybride *beamforming* pour le Massive

MIMO dans divers scénarios, fournissant ainsi des informations précieuses pour son déploiement efficace dans la 5G.

### IV.2.2-Réponse 3D du système

Sur la figure IV.2.1, le motif de réponse 3D du système est tracé. Il résume les diagrammes de rayonnement dans le cas de la modulation QPSK pour différents nombres d'utilisateurs allant de 4 à 32. Nous pouvons voir que les diagrammes de rayonnement ont plus de lobes à mesure que le nombre d'utilisateurs augmente et sont beaucoup plus directionnels.

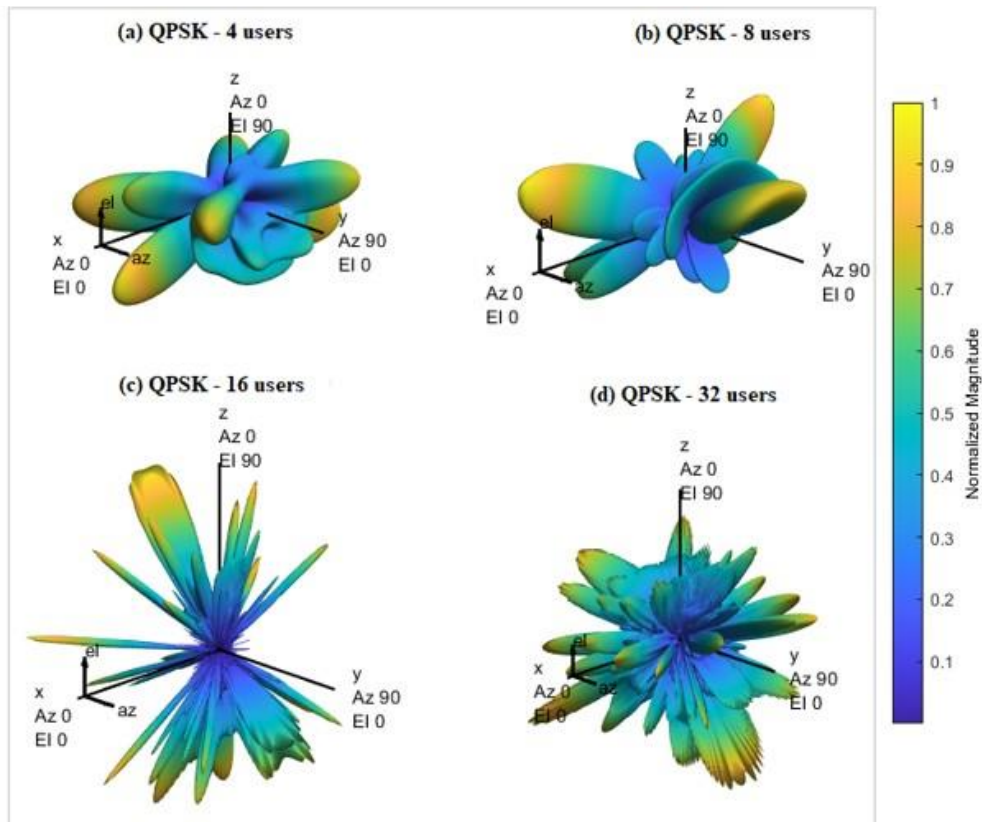


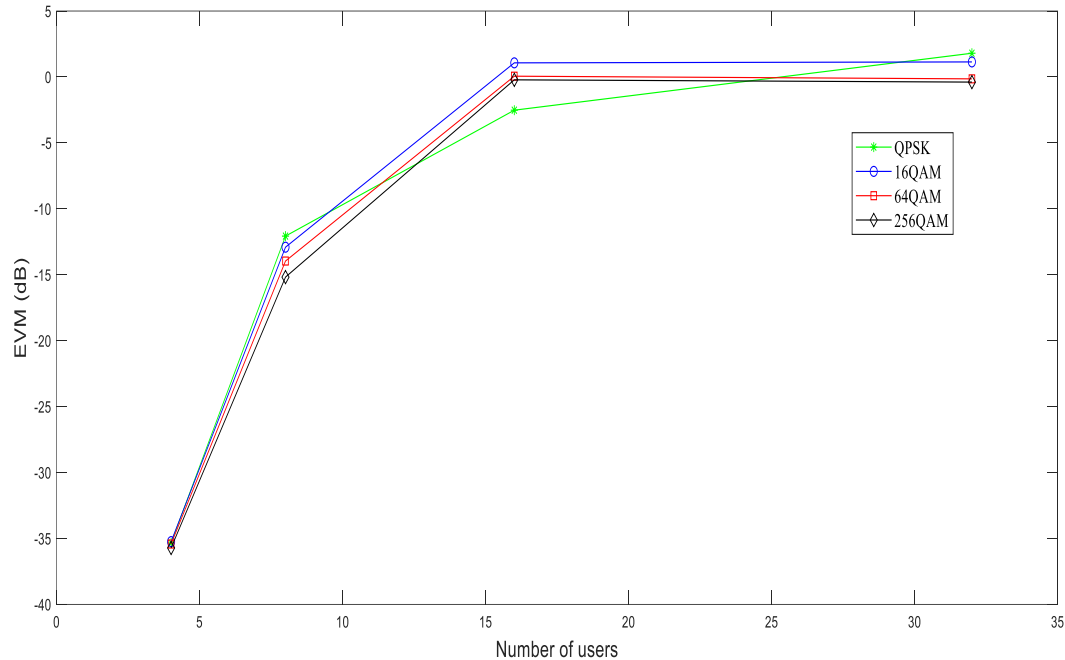
Figure IV.2.1. Diagramme de réponse 3D

### IV.2.3-Analyse de l'Impact du nombre d'utilisateurs sur les performances des modulations

Dans la figure IV.2.2, nous explorons l'effet de la variation du nombre d'utilisateurs, allant de 4 à 32, sur différents types de modulations : QPSK, 256 QAM, 16 QAM et 64 QAM. Les valeurs d'Error Vector Magnitude (EVM) en dB ont été mesurées pour chaque cas.

Les résultats obtenus révèlent que la modulation 256 QAM affiche les meilleures performances parmi les modulations étudiées. En effet, pour 32 utilisateurs, la valeur d'EVM

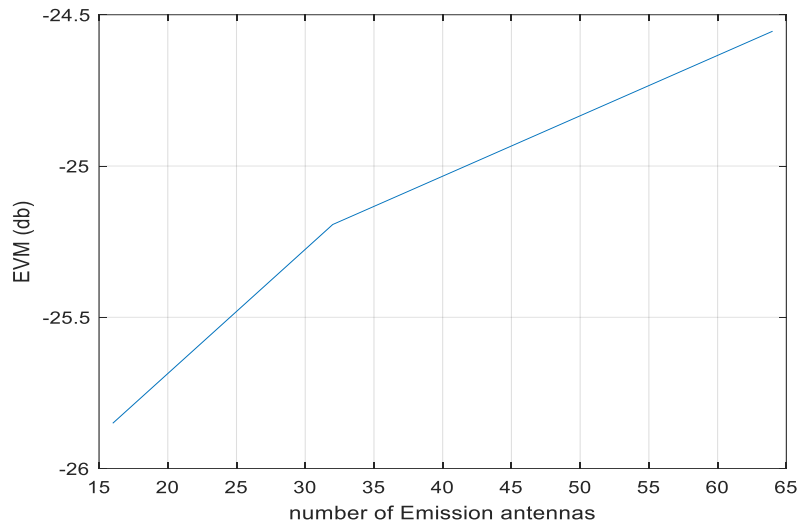
atteint  $-0,39$  dB, démontrant ainsi une robustesse notable même dans des scénarios avec un grand nombre d'utilisateurs. Nous pouvons confirmer que ce type de modulation présente les meilleures performances dans le mmWave en mettant en évidence la constellation de la modulation.



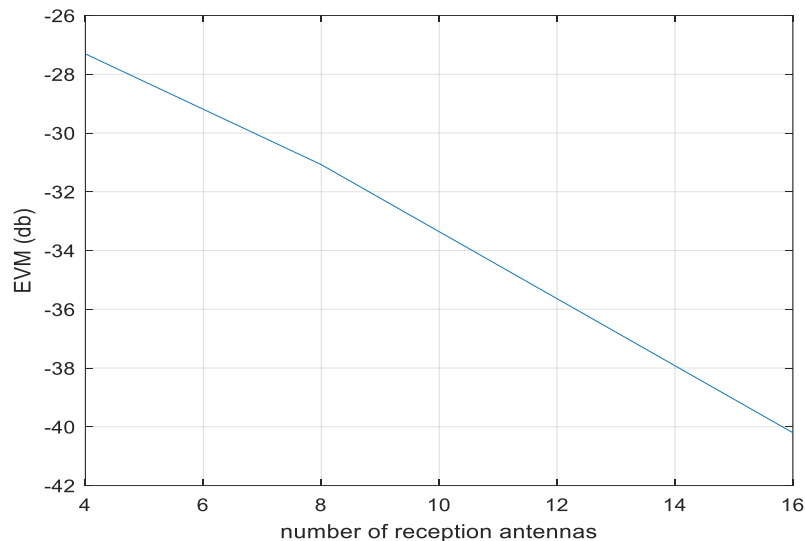
**Figure IV.2.2. La relation entre le nombre d'utilisateurs et le (EVM) pour différentes modulations (32 utilisateurs)**

Les figures IV.2.3 et IV.2.4 illustrent l'impact significatif du nombre d'antennes sur les performances du système. Plus précisément, nous observons que l'augmentation du nombre d'antennes en transmission conduit à une augmentation de l'EVM. Cette augmentation est attribuable à l'augmentation de l'interférence entre les stations, résultant en une détérioration des performances. La valeur d'EVM minimale mesurée est de  $-25,85$  dB. Cette valeur correspond à 64 antennes de transmission.

En revanche, au niveau de la réception, nous constatons que l'EVM atteint son optimum pour un grand nombre d'antennes. Cela s'explique par la capacité accrue du système à détecter tous les signaux avec précision et à réduire les erreurs de transmission. Dans la figure IV.2.3, nous observons une valeur d'EVM remarquablement basse de  $-40,201$  dB, obtenue avec 16 antennes en réception.



**Figure IV.2.3. Valeurs d'EVM en fonction du nombre d'antennes d'émission**



**Figure IV.2.4. Valeurs d'EVM en fonction du nombre d'antennes de réception**

Ces résultats mettent en évidence l'importance cruciale du nombre d'antennes dans la conception et les performances globales du système. Ils soulignent également la nécessité d'optimiser soigneusement la configuration des antennes en fonction des objectifs spécifiques du système et des conditions opérationnelles.

#### IV.2.4-Analyse de l'Impact du SNR sur l'EVM pour Différents types de modulations

Dans le tableau IV.2.1, nous étudions l'impact de différentes valeurs de rapport SNR et EVM pour différentes modulations. Il convient de noter que des valeurs négatives en décibels (dB) sont favorables à la qualité de la communication, indiquant un niveau plus élevé de signal par rapport au bruit.

**Tableau IV.2.1. Valeurs d'EVM pour différentes modulations avec différentes valeurs de SNR**

SNR	EVM(db) QPSK	EVM(db) 16QAM	EVM(db) 64QAM	EVM(db) 256QAM
2	0.55	-0.54	-0.99	-1.13
4	0.67	-0.27	-0.68	-0.76
6	0.87	-0.58	-0.52	-0.716
8	1.42	0.69	0.06	-0.218
10	1.1	1.1	0.44	-0.098

La première observation importante est que la modulation QAM se révèle être plus robuste que la QPSK face au bruit, comme en témoignent les valeurs d'EVM obtenues. Cette robustesse accrue permet à la modulation QAM de maintenir des performances acceptables même dans des conditions de bruit plus importantes.

Une deuxième observation significative est que la modulation 256 QAM offre les meilleures performances, même dans des conditions de bruit élevées, caractérisées par un SNR plus élevé. Ces résultats soulignent la capacité supérieure de la modulation 256 QAM à résister au bruit et à maintenir une communication fiable, même dans des environnements bruyants.

Ces observations mettent en lumière l'importance de choisir judicieusement le type de modulation en fonction des conditions de canal et de bruit spécifiques à chaque scénario de communication. En sélectionnant la modulation appropriée, il est possible d'optimiser les performances du système et d'assurer une communication robuste et fiable dans diverses conditions.

## IV.3-Évaluation des méthodes d'Identification des modulations

### IV.3.1-Introduction

Dans cette partie, nous utilisons les données publiques RadioML.2016.10a pour évaluer une méthode d'identification automatique de la modulation. Ces données contiennent une variété de modulations utilisées dans les systèmes de communication sans fil, simulées avec des imperfections de canal. L'objectif est de développer une approche basée sur un modèle génératif antagoniste (GAN) et un détecteur d'anomalies à une seule classe (1SVM) pour identifier la modulation. Les signaux sont prétraités, puis des expériences sont menées pour comparer les performances des classifieurs basés sur GAN, DBN et RBM, ainsi que des détecteurs 1SVM basés sur les mêmes modèles. Les résultats montrent que même avec l'intégration d'une couche Softmax supervisée, la discrimination précise entre les différentes modulations reste un défi, soulignant la complexité de la tâche. Cette étude évalue l'efficacité des détecteurs 1SVM non supervisés basés sur GAN, RBM et DBN pour discriminer la modulation dans les systèmes MIMO.

### IV.3.2-Description des données

L'efficacité de la méthode proposée est vérifiée en utilisant les ensembles de données publics RadioML.2016.10a, largement utilisés comme référence dans la reconnaissance de modulation [169].

De plus, cet ensemble de données comprend des modulations largement utilisées dans les systèmes de communication sans fil à l'échelle mondiale. Plus spécifiquement, ces données comprennent des signaux radio simulés de manière synthétique via le logiciel GNU Radio. En détail, ces données contiennent des signaux radio avec différentes modulations (trois modulations analogiques et huit modulations numériques) collectées à différents niveaux de SNR, de -20 dB à +18 dB avec un pas de 2 dB.

En général, les signaux transmis via des canaux radio sont affectés par différents effets. Les données générées ont été soumises à plusieurs imperfections de canal et à des interférences entre symboles pour imiter les systèmes sans fil réalistes.

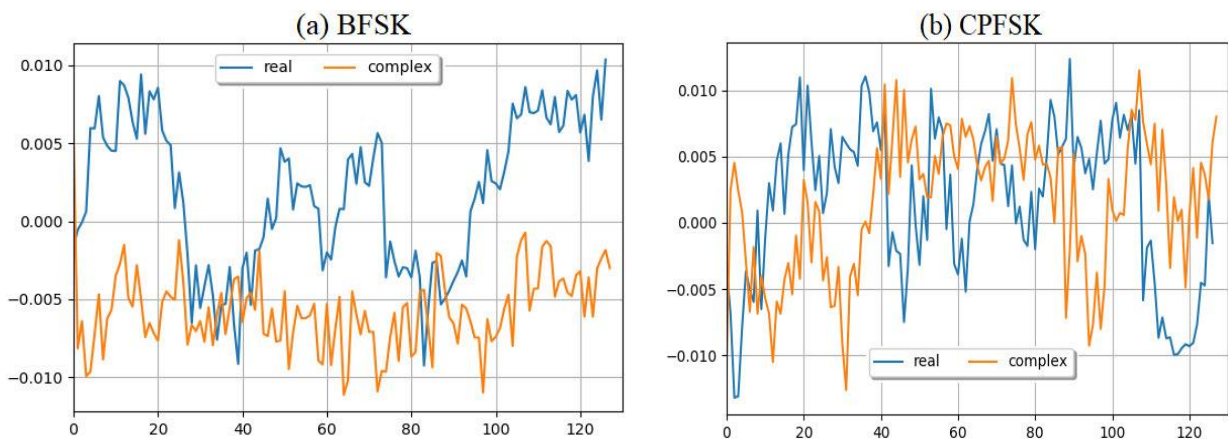
Plus précisément, les données RadioML.2016.10a sont générées en tenant compte de ces effets non idéaux, notamment le bruit thermique, le décalage temporel des symboles, le

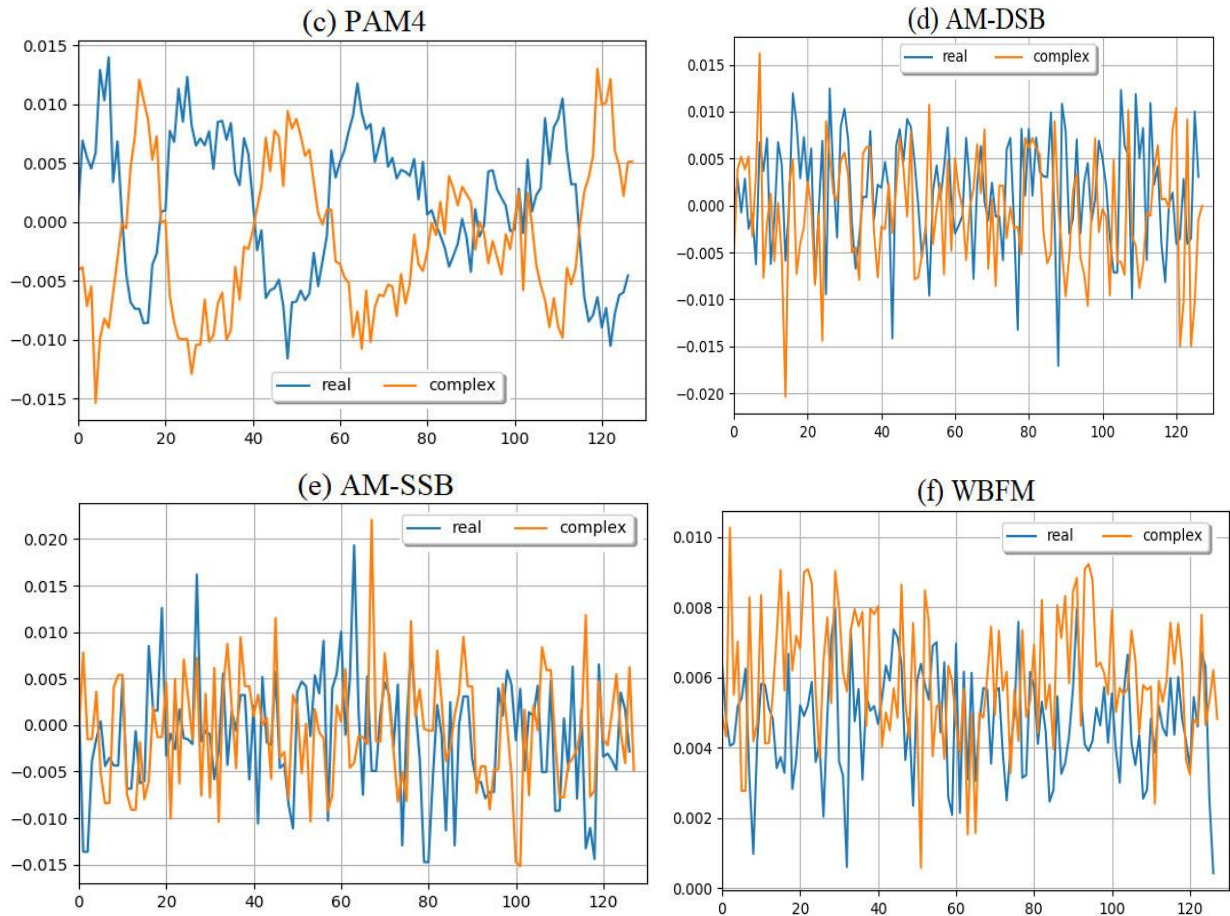
Doppler et la différence de phase [170]. Cette étude a évalué les approches d'identification de modulation considérées en utilisant un ensemble de données composé de six modulations.

Nous avons considéré trois modulations numériques, à savoir la modulation par décalage de phase binaire (BPSK), la modulation de fréquence à phase continue (CPFSK) et la modulation d'amplitude d'impulsion 4 (PAM4), ainsi que trois modulations analogiques (c'est-à-dire la modulation d'amplitude - modulation latérale unique (AM-SSB), AM-Double Sideband (AM-DSB) et Wide-band Frequency Modulation (WBFM)), largement utilisées dans les systèmes de communication sans fil. Les ensembles de données ont été modulés à un taux de huit échantillons par symbole en utilisant une puissance d'émission moyenne normalisée de 0 dB.

### IV.3.3-Difficultés de Discrimination Visuelle des Signaux de Modulation et Importance des Méthodes Automatiques

La figure IV.3.1 présente un exemple de l'évolution temporelle du signal complexe brut au récepteur pour différents types de modulation considérés. Nous observons que les signaux reçus sont contaminés par des mesures de bruit en raison des effets du canal et de différentes imperfections. Visuellement, nous pouvons observer différents motifs distinctifs avec quelques similitudes entre les modulations. Il n'est pas facile de discriminer visuellement entre les modulations basées sur les signaux reçus bruts par un expert humain, en particulier dans des conditions bruyantes.





**Figure IV.3.1. Exemple de signaux reçus de différents types de modulation : (a) BFSK, (b) CPFSK, (c) PAM4, (d) AM-DSB, (e) AM-SSB, et (f) WB-FM.**

Bien sûr, nous observons que les signaux reçus sont déformés, rendant la reconnaissance automatique d'une modulation particulière par les yeux humains difficile. Ainsi, cette étude vise à développer une approche d'identification de la modulation basée sur les données en combinant la puissance du modèle GAN en tant qu'extracteur de caractéristiques et la sensibilité du 1SVM en détection d'anomalies.

Dans cette étude, nous concaténons les valeurs imaginaire et réelle des signaux reçus à différents niveaux de SNR pour chaque type de modulation. Cela permet d'augmenter la taille des ensembles de données par rapport à l'utilisation de l'amplitude ou de la phase.

Ensuite, les données sont normalisées, et pour chaque classe, 80 % sont utilisées pour l'entraînement et 20 % pour les tests. Pour les tests, 20 % de la classe cible (inliers) sont

fusionnés avec les autres classes (outliers) pour évaluer la capacité de l'approche proposée à distinguer entre inliers et outliers. Cette procédure (testing) est répétée pour toutes les classes.

A travers ce travail, nous combinons un modèle d'apprentissage profond génératif, à savoir GAN, en tant qu'extracteur de caractéristiques et un détecteur, à savoir 1SVM, pour détecter une classe de modulation donnée. Bien sûr, nous avons conçu six détecteurs de modulation basés sur GAN-1SVM basés sur des caractéristiques des seuls signaux reçus d'un type de modulation.

#### IV.3.4-Identification de la modulation

Dans cette section, deux expériences sont menées pour démontrer les avantages de l'approche proposée pour l'identification de la modulation. Les DBN et RBM [171-172], des modèles génératifs non supervisés populaires, ont été considérés comme méthodes de référence pour la comparaison.

Les RBM sont des modèles stochastiques génératifs conçus avec une architecture simple constituée uniquement de deux couches. L'algorithme de divergence contrastive utilisant l'échantillonnage de Gibbs est employé dans l'apprentissage des RBM, ce qui est relativement lent [171]. D'autre part, les DBN, qui sont construits en empilant plusieurs RBM, sont entraînés pour acquérir des caractéristiques complexes via une stratégie d'apprentissage couche par couche [172]. Contrairement aux RBM et DBN, GAN n'utilise pas d'approximation de Monte Carlo dans l'entraînement. Pour plus de détails sur DBN et RBM, voir [173].

La première expérience a évalué les performances des classifieurs Softmax basés sur GAN, DBA et RBM pour la classification de la modulation. Un classifieur Softmax surpasse les RBM et DBN pour la classification multiclassée de la modulation. Pour la classification multi-classe basée sur GAN, un classifieur SoftMax est placé à la sortie du discriminateur GAN. D'autre part, la deuxième expérience visait à vérifier les performances des détecteurs 1SVM basés sur GAN, DBA et RBM pour l'identification de la modulation. Les expériences de cette étude sont menées à l'aide d'un processeur Intel i7, 12 Giga octets de mémoire.

Les approches mises en œuvre sont réalisées avec Python 3.6 avec Tensor flow 2.3, Keras 2.2 et Scikit-learn 0.20 sous Ubuntu 18.04 LTS. Dans un premier temps, les modèles ont été entraînés sur la base des données d'entraînement. Les valeurs des paramètres ajustés des modèles entraînés sont répertoriées dans le Tableau IV.3.1. Tous les hyper paramètres sont

calculés lors de l'entraînement des modèles par la minimisation de l'entropie croisée de l'erreur reconstruite.

**Tableau IV.3.1.Paramètres ajustés dans les approches étudiées**

Model	Parameters
1SVM	Kernel=RBF Kernel, nu=0.01, gamma=0.2
RBM	Layers : (visible layer6, hidden layer 32), Dense(1, activation='Sigmoid'), Epochs=500, n_gibbs_steps=5, Loss=Cross Entropy, Optimizer=Rmsprop
DBN	Layers: 02 RBMs, Epochs=500, batchsize=1024, n_hidden = (64,32),n_gibbs_steps=5, Optimizer = Rmsprop, Loss = CrossEntropy
GAN	<b>Generator: 03 Layers (32, 64, 30), Discriminator: 03 Layers (30,60,32), Epochs=500, Batch size=1024, Loss Entropy, Optimizer=Rmsprop</b>

### IV.3.5-Intégration de la Couche Softmax pour l'Amélioration des Performances de Classification

Dans les classificateurs Softmax basés sur RBM, DBN et GAN, les données d'entraînement comprennent des données étiquetées de tous les types de modulation. Cela permet de les distinguer en calculant la probabilité d'appartenance à une classe à l'aide de la couche softmax.

Un classificateur softmax fournit des probabilités pour chaque classe. En effet, la dernière couche est une fonction softmax dans les modèles examinés (c'est-à-dire RBM, DBN et GAN), agissant comme un classificateur alimenté à partir d'un espace de caractéristiques construit par les modèles profonds pendant la première phase d'entraînement non supervisé.

La couche softmax est entraînée de manière supervisée, ce qui permet d'affiner et d'ajuster les paramètres du modèle profond appris lors de son entraînement non supervisé. Plus

précisément, la deuxième étape de l'entraînement est réalisée en apprentissage supervisé (fine-tuning), où les paramètres des modèles génératifs profonds considérés sont ajustés et optimisés pour améliorer les performances de classification.

Les résultats de classification de la modulation des classificateurs Softmax basés sur RBM, DBN et GAN en utilisant des données de test sont répertoriés dans les tableaux (IV.3.2, IV.3.3 et IV.3.4). Nous observons tout d'abord que le classificateur Softmax basé sur GAN surpasse légèrement les classificateurs Softmax basés sur RBM et DBN.

Plus précisément, le classificateur Softmax basé sur GAN a atteint une précision moyenne et une AUC moyenne de 0,56 et 0,54, respectivement (Tableau IV.3.4). Tandis que RBM et DBN ont enregistré une AUC moyenne de 0,51 et 0,53, respectivement, et une précision moyenne de 0,53 et 0,54, respectivement (Tableaux IV.3.2 et IV.3.3).

Les résultats obtenus montrent que les classifieurs Softmax basés sur RBM, DBN et GAN ne sont pas en mesure de discriminer avec précision les types de modulations considérés. Même avec la grande capacité du modèle d'apprentissage profond basé sur GAN à extraire des informations pertinentes des signaux d'entrée, le classifieur GAN basé sur Softmax ne peut pas discriminer avec précision entre les six modulations considérées. Ces résultats de classification insatisfaisants pourraient être attribués à la limitation du classifieur Softmax dans la séparation des caractéristiques non linéaires. Plus précisément, le classifieur Softmax ne peut représenter que des frontières de classification linéaires, ce qui limite sa capacité de discrimination. De plus, ce résultat inadapté indique que séparer ces différentes modulations n'est pas une tâche facile.

**Tableau IV.3.2. Résultats de classification multiclasse utilisant Softmax basé sur RBM**

Classes	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score	AUC
AM-DSB	0.68	0.50	0.68	0.57	0.54
AM-SSB	0.89	0.41	0.89	0.56	0.55
CPFSK	0.31	0.71	0.31	0.43	0.47
BPSK	0.55	0.71	0.55	0.62	0.61
PAM4	0.55	0.71	0.55	0.62	0.61
WBFM	0.22	0.41	0.22	0.28	0.27

**Tableau IV.3.3. Résultats de classification multi-classe utilisant Softmax basé sur DBN**

Classes	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score	AUC
AM-DSB	0.50	0.57	0.50	0.53	0.52
AM-SSB	0.69	0.45	0.69	0.54	0.53
CPFSK	0.50	0.47	0.50	0.49	0.48
BPSK	0.60	0.63	0.60	0.61	0.60
PAM4	0.57	0.72	0.57	0.64	0.64
WBFM	0.38	0.51	0.38	0.43	0.43

**Tableau IV.3.4. Résultats de classification multi-classe utilisant Softmax basé sur GAN**

Classes	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score	AUC
AM-DSB	0.72	0.50	0.72	0.59	0.57
AM-SSB	0.86	0.40	0.86	0.55	0.54
CPFSK	0.37	0.89	0.37	0.53	0.56
BPSK	0.62	0.59	0.62	0.61	0.60
PAM4	0.63	0.96	0.63	0.76	0.57
WBFM	0.18	0.56	0.18	0.27	0.25

### **IV.3.6-Évaluation des Détecteurs 1SVM Non Supervisés Basés sur GAN, RBM et DBN pour la Discrimination de Modulation dans les Systèmes MIMO**

Dans la deuxième expérience, l'efficacité des détecteurs 1SVM non supervisés basés sur GAN, RBM et DBN pour discriminer le type de modulation dans un système MIMO est investiguée. Contrairement à l'expérience précédente utilisant une classification supervisée, nous fusionnons la capacité d'extraction de caractéristiques des modèles RBM, DBN et GAN et la sensibilité de détection du 1SVM. En d'autres termes, nous traitons l'identification de la modulation comme un problème de discrimination binaire multiple sans considérer de données étiquetées. Les résultats d'identification de la modulation lors de l'application des détecteurs 1SVM basés sur RBM, DBN et GAN sont répertoriés dans les tableaux IV.3.5, IV.3.6 et IV.3.7, respectivement. Les résultats dans les tableaux (IV.3.5-IV.3.7) montrent que

l'amalgame des modèles d'apprentissage profond avec le détecteur 1SVM a considérablement amélioré la capacité de reconnaissance de la modulation par rapport aux résultats précédents obtenus avec RBM, DBN, le classifieur Softmax basé sur GAN (Tableaux (IV.3.2-IV.3.4)). Le détecteur 1SVM basé sur GAN proposé offre des performances de discrimination supérieures des types de modulation en atteignant une précision moyenne de 0,951 et un score F1 de 0,954. Le 1SVM basé sur DBN a obtenu une précision moyenne de 0,911 et un score F1 de 0,913. L'approche 1SVM basée sur RBM a presque atteint des performances de détection comparables à l'approche 1SVM basée sur DBN avec une précision moyenne de 0,912 et un score F1 de 0,914.

Pour récapituler les évaluations, nous fournissons le diagramme en barres des valeurs AUC moyennes par modulation dans la figure IV.3.2 et par méthode dans la figure IV.3.3. Dans l'ensemble, la figure IV.3.2 confirme que le GAN-1SVM domine les autres modèles (1SVM basé sur RBM et DBN) en montrant de meilleures performances de détection dans l'identification des types de modulation à partir des signaux reçus. De plus, aussi bien les modulations numériques que les modulations analogiques peuvent être reconnues par l'approche GAN-1SVM proposée.

En résumé, ces résultats prouvent que l'approche GAN-1SVM a fourni des résultats satisfaisants dans l'identification des types de modulation à partir des signaux reçus. La principale raison pour laquelle cette approche hybride a surpassé le reste des méthodes est liée à ses principes fondamentaux basés sur : (i) la reconnaissance de chaque classe séparément, (ii) l'approximation de la distribution des données par la création d'un espace latent, qui est approprié dans la représentation des données d'origine, et (iii) la haute capacité de 1SVM à séparer les caractéristiques atypiques des données d'entraînement.

Maintenant, le temps d'exécution des modèles considérés est analysé. Nous avons mené toutes les expériences en utilisant un processeur Intel i3 avec 8 Go de RAM pour garantir une comparaison équitable. Nous avons implémenté les méthodes étudiées via Python avec TensorFlow 2.3, Keras et Scikit-Learn 0.22. Les temps de test moyens du GAN-1SVM, du DBN-1SVM et du RBM-1SVM sont respectivement de 0,3057, 0,24 et 0,21. Nous remarquons que l'approche RBM-1SVM nécessite un temps de test plus court par rapport à DBN-1SVM et GAN-1SVM. Le modèle RBM a une structure simple par rapport aux modèles DBN et GAN.

Le modèle GAN-1SVM nécessite en moyenne 0,3057 s pour les tests, dont la moyenne du temps de prédiction du 1SVM est de 0,000325 s. Notez que l'entraînement est effectué hors ligne, et une fois que le modèle est entraîné, il peut être utilisé pour la détection.

**Tableau IV.3.5. Résultats de classification multiple utilisant SVM à base de RBM**

Target	Classes	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score	AUC
AM-DSB	AM-SSB	0.944	0.957	0.93	0.943	0.944
AM-DSB	CPFSK	0.956	0.963	0.948	0.956	0.956
AM-DSB	BPSK	0.964	0.975	0.952	0.964	0.964
AM-DSB	PAM4	0.964	0.981	0.946	0.963	0.964
AM-DSB	WBFM	0.947	0.961	0.932	0.946	0.947
AM-SSB	AM-DSB	0.845	0.789	0.942	0.859	0.845
AM-SSB	CPFSK	0.855	0.811	0.926	0.865	0.855
AM-SSB	BPSK	0.852	0.794	0.95	0.865	0.852
AM-SSB	PAM4	0.87	0.819	0.95	0.880	0.87
AM-SSB	WBFM	0.86	0.800	0.96	0.873	0.86
CPFSK	AM-DSB	0.887	0.849	0.942	0.893	0.887
CPFSK	AM-SSB	0.883	0.849	0.932	0.888	0.883
CPFSK	BPSK	0.885	0.840	0.952	0.892	0.885
CPFSK	PAM4	0.884	0.854	0.926	0.889	0.884
CPFSK	WBFM	0.886	0.847	0.942	0.892	0.886
BPSK	AM-DSB	0.946	0.936	0.958	0.947	0.946
BPSK	AM-SSB	0.96	0.953	0.968	0.960	0.96
BPSK	CPFSK	0.944	0.934	0.956	0.945	0.944
BPSK	PAM4	0.941	0.926	0.958	0.942	0.941
BPSK	WBFM	0.944	0.939	0.95	0.944	0.944
PAM4	AM-DSB	0.874	0.883	0.862	0.872	0.874
PAM4	AM-SSB	0.86	0.873	0.842	0.857	0.86
PAM4	CPFSK	0.861	0.897	0.816	0.854	0.861
PAM4	BPSK	0.856	0.872	0.834	0.853	0.856
PAM4	WBFM	0.868	0.872	0.862	0.867	0.868
WBFM	AM-DSB	0.964	0.979	0.948	0.963	0.964
WBFM	AM-SSB	0.956	0.973	0.938	0.955	0.956
WBFM	CPFSK	0.966	0.981	0.95	0.965	0.966
WBFM	BPSK	0.962	0.981	0.942	0.961	0.962
WBFM	PAM4	0.966	0.979	0.952	0.966	0.966

Tableau IV.3.6. Résultats de classification multiple utilisant SVM à base de DBN

Target	Classes	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score	AUC
AM-DSB	AM-SSB	0.95	0.957	0.942	0.950	0.95
AM-DSB	CPFSK	0.951	0.965	0.936	0.950	0.561
AM-DSB	BPSK	0.955	0.961	0.948	0.955	0.955
AM-DSB	PAM4	0.949	0.959	0.938	0.948	0.949
AM-DSB	WBFM	0.96	0.962	0.958	0.960	0.96
AM-SSB	AM-DSB	0.838	0.780	0.942	0.853	0.838
AM-SSB	CPFSK	0.852	0.792	0.954	0.866	0.852
AM-SSB	BPSK	0.856	0.803	0.944	0.868	0.856
AM-SSB	PAM4	0.853	0.795	0.952	0.866	0.853
AM-SSB	WBFM	0.858	0.792	0.972	0.873	0.858
CPFSK	AM-DSB	0.888	0.845	0.95	0.895	0.888
CPFSK	AM-SSB	0.895	0.848	0.962	0.902	0.895
CPFSK	BPSK	0.895	0.852	0.956	0.901	0.895
CPFSK	PAM4	0.878	0.835	0.942	0.885	0.878
CPFSK	WBFM	0.872	0.826	0.942	0.880	0.872
BPSK	AM-DSB	0.963	0.958	0.968	0.963	0.963
BPSK	AM-SSB	0.949	0.946	0.952	0.949	0.949
BPSK	CPFSK	0.939	0.931	0.948	0.940	0.939
BPSK	PAM4	0.943	0.942	0.944	0.943	0.943
BPSK	WBFM	0.939	0.930	0.95	0.940	0.939
PAM4	AM-DSB	0.865	0.889	0.834	0.861	0.865
PAM4	AM-SSB	0.858	0.891	0.816	0.852	0.858
PAM4	CPFSK	0.863	0.889	0.83	0.858	0.863
PAM4	BPSK	0.88	0.906	0.848	0.876	0.88
PAM4	WBFM	0.871	0.904	0.83	0.865	0.871
WBFM	AM-DSB	0.972	0.974	0.97	0.972	0.872
WBFM	AM-SSB	0.959	0.973	0.944	0.958	0.959
WBFM	CPFSK	0.96	0.981	0.938	0.959	0.96
WBFM	BPSK	0.959	0.966	0.952	0.959	0.959
WBFM	PAM4	0.959	0.962	0.95	0.956	0.959

Tableau IV.3.7. Résultats de classification multiple utilisant SVM à base de GAN

Target	Classes	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score	AUC
AM-DSB	AM-SSB	0.976	1	0.952	0.975	0.976
AM-DSB	CPFSK	0.972	1	0.944	0.971	0.972
AM-DSB	BPSK	0.959	0.973	0.944	0.958	0.959
AM-DSB	PAM4	0.977	0.998	0.956	0.977	0.977
AM-DSB	WBFM	0.954	0.971	0.936	0.953	0.954
AM-SSB	AM-DSB	0.967	0.974	0.96	0.967	0.967
AM-SSB	CPFSK	0.959	0.966	0.952	0.959	0.959
AM-SSB	BPSK	0.962	0.977	0.946	0.961	0.962
AM-SSB	PAM4	0.955	0.952	0.958	0.955	0.955
AM-SSB	WBFM	0.969	0.976	0.962	0.969	0.969
CPFSK	AM-DSB	0.767	0.697	0.944	0.802	0.767
CPFSK	AM-SSB	0.972	1	0.944	0.971	0.972
CPFSK	BPSK	0.853	0.791	0.96	0.867	0.853
CPFSK	PAM4	0.917	0.899	0.96	0.919	0.917
CPFSK	WBFM	0.78	0.706	0.96	0.814	0.78
BPSK	AM-DSB	0.978	0.998	0.958	0.978	0.978
BPSK	AM-SSB	0.973	1	0.946	0.972	0.973
BPSK	CPFSK	0.971	0.994	0.948	0.970	0.971
BPSK	PAM4	0.978	1	0.956	0.978	0.978
BPSK	WBFM	0.967	0.978	0.956	0.967	0.967
PAM4	AM-DSB	0.974	1	0.948	0.973	0.974
PAM4	AM-SSB	0.981	1	0.962	0.981	0.981
PAM4	CPFSK	0.988	1	0.976	0.988	0.988
PAM4	BPSK	0.975	1	0.95	0.974	0.975
PAM4	WBFM	0.977	1	0.954	0.976	0.977
WBFM	AM-DSB	0.938	0.942	0.934	0.938	0.938
WBFM	AM-SSB	0.972	1	0.944	0.971	0.972
WBFM	CPFSK	0.984	1	0.968	0.984	0.984
WBFM	BPSK	0.972	0.996	0.948	0.971	0.972
WBFM	PAM4	0.968	1	0.936	0.967	0.968

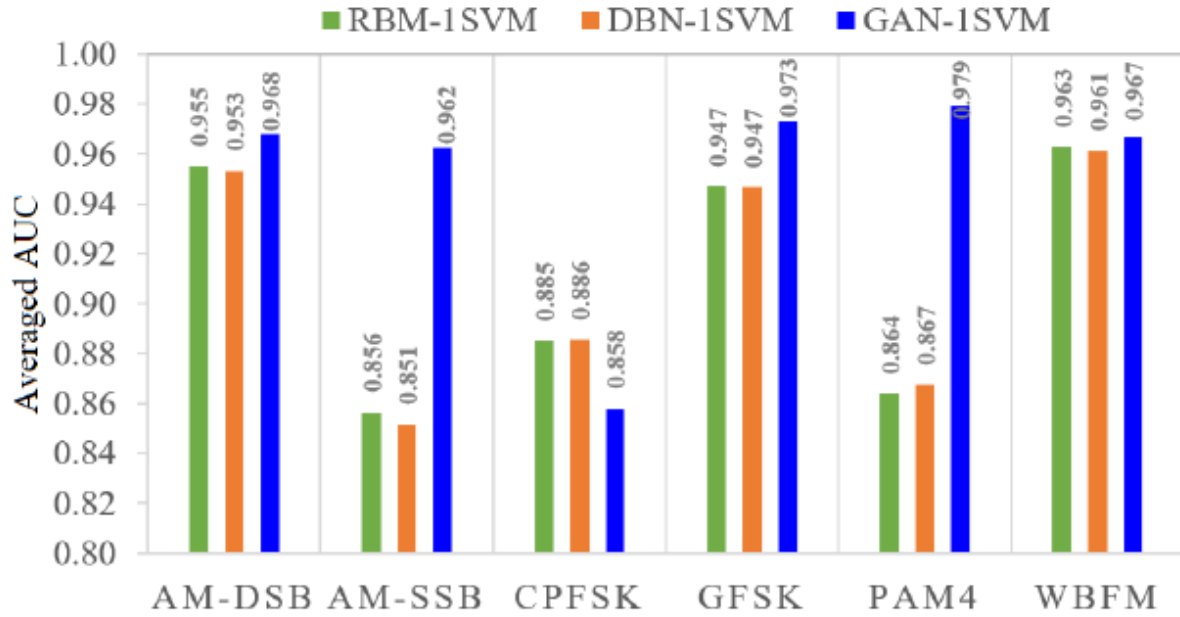


Figure IV.3.2.Valeurs AUC moyennes par modulation

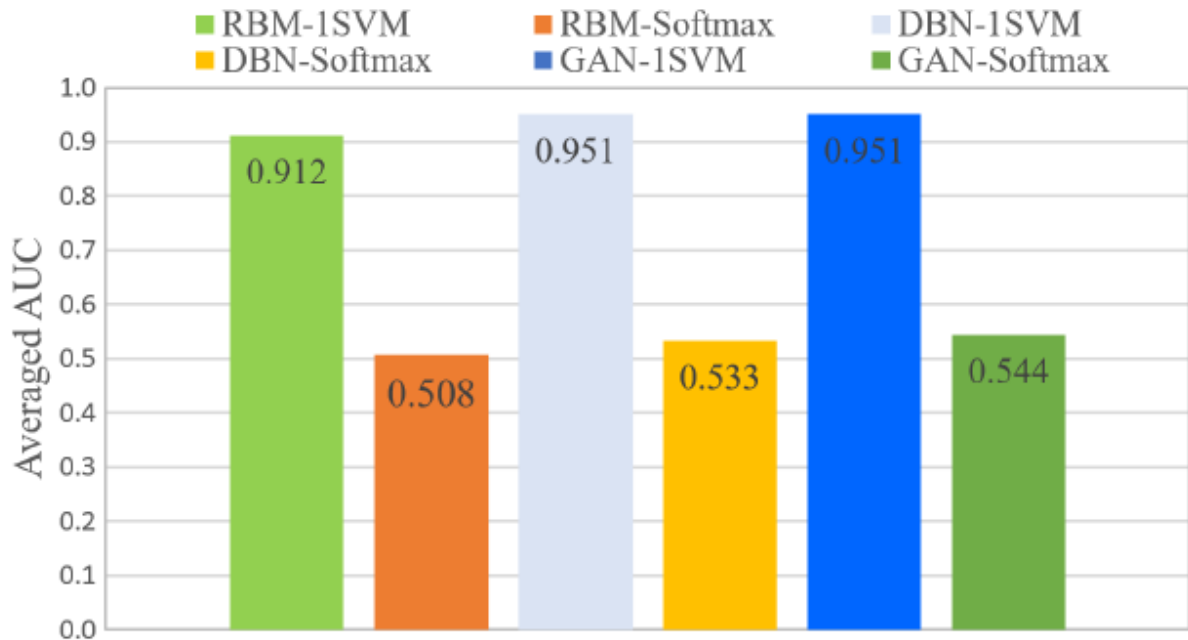


Figure IV.3.3.Valeurs AUC moyennes par méthode

### IV.3.7-Évaluation des Performances et de la Complexité Temporelle des Modèles GAN, RBM et DBN pour la Détection de Modulation

Après avoir entraîné le modèle GAN, nous avons utilisé uniquement le modèle de discriminateur, un réseau de neurones à propagation avant. Chaque neurone caché effectue une

combinaison linéaire des entrées  $X$  et applique une fonction non linéaire (ou d'activation) : sigmoïde ( $XW + b$ ) avec  $W$  et  $b$  étant respectivement la matrice de poids et le vecteur de biais.

Il convient de noter que la caractéristique centrale d'un modèle est sa capacité à reconnaître avec précision le type de modulation. Ainsi, il existe un compromis entre le temps d'entraînement et les performances. Les approches RBM-1SVM et DBN-1SVM nécessitent moins de temps d'entraînement, mais le GAN-1SVN montre de meilleures performances de détection.

De plus, l'entraînement est réalisé hors ligne. Fondamentalement, la sélection de l'approche d'identification de la modulation devrait être basée non seulement sur la précision de la détection, mais aussi sur la complexité du modèle.

La complexité temporelle fournit des informations pertinentes sur le temps nécessaire au modèle étudié pour l'exécution, généralement calculée à l'aide de la notation  $O$ . Supposons qu'un algorithme traitera  $n$  points de données. Un algorithme aura une complexité constante (c'est-à-dire  $O(1)$ ) s'il ne dépend pas de  $n$ . Cependant, si le modèle dépend de  $n$ , la complexité dépend du code de ligne dans le modèle (par exemple,  $O(n)$ ,  $O(n^2)$ ) [174].

### **IV.3.8-Analyse de la Complexité Computationnelle des Modèles GAN, DBN et RBM pour l'Identification de modulation**

La complexité computationnelle des modèles d'apprentissage profond (par exemple, GAN, DBN et RBM) dépend principalement de la structure du modèle : le nombre de couches et le nombre de neurones dans chaque couche. La complexité temporelle de l'approche GAN-1SVM proposée peut être évaluée en ce qui concerne l'extraction de caractéristiques par le modèle GAN et l'identification de la modulation à l'aide de l'algorithme 1SVM.

Les composants principaux de l'architecture GAN sont deux réseaux neuronaux : un encodeur et un décodeur. Comme décrit dans le tableau IV.3.1, l'encodeur et le décodeur GAN se composent d'un réseau neuronal avec trois couches. La complexité temporelle des réseaux neuronaux lors de l'entraînement et du test est respectivement de  $O(dN_{tr}IL)$  et de  $O(dN_{te})$  [175]. Où  $d$  est la dimension des données,  $L$  représente le nombre de couches,  $N_{tr}$  est le nombre de points de données d'entraînement,  $N_{te}$  représente le nombre de points de données de test. La complexité temporelle de 1SVM est de  $O(N_{te}^3)$  [174-176].

Ensuite, la complexité computationnelle totale du modèle GAN-1SVM à l'entraînement est de  $O(2(dN_{tr}IL) + (N_{te}^3))$ . Comme rapporté dans [177], la complexité temporelle de DBN

est similaire à celle de SVM,  $O(Nn^3)$ , ce qui est relativement élevé. La complexité temporelle pour l'entraînement du modèle RBM est de  $O(c(m + n))$ , où  $n$  et  $m$  représentent respectivement le nombre d'unités visibles et cachées, et  $c$  représente le nombre d'itérations [172-178].

### IV.3.9-Comparaison avec l'état de l'art

Cette section compare les performances des détecteurs proposés RBM, DBN et GAN-1SVM avec les méthodes de pointe (SOTA) appliquées à RadioML 2016.10a. Plusieurs méthodes entraînées par l'apprentissage profond ont été développées pour résoudre le problème de la reconnaissance automatique de la modulation, notamment LSTM [179], CNN [180], CNN-LSTM [181], CLDNN [180], CM-CNN [180], SCNN2 [182], combinaison du quatrième cumulant avec SVM [183], GAMHRNN-GRU à 2 couches [184] et GAM-HRNN-GRU [184].

Le Tableau IV.3.8 compare la précision moyenne obtenue des approches proposées (RBM, DBN et GAN-1SVM) avec celles des méthodes de pointe. Il convient de noter que les précisions moyennes des méthodes SOTA répertoriées dans le Tableau IV .3.8 sont estimées à partir des courbes de précision fournies dans les articles originaux. Cela est dû au fait que les articles originaux ne fournissent pas de valeurs de précision de classification spécifiques.

Le Tableau IV.3.8 montre que la combinaison des extracteurs de caractéristiques traditionnels avec des classificateurs peu profonds conduit aux performances de reconnaissance les plus faibles. Plus spécifiquement, dans [183], une approche combinant des cumulants d'ordre supérieur et SVM pour la classification de modulation. Plus précisément, des cumulants d'ordre élevé sont extraits des signaux reçus et utilisés comme entrée pour le SVM afin de classer les types de modulation.

Cette approche combinée a obtenu des performances améliorées par rapport au SVM autonome, mais sa précision moyenne de classification n'est pas satisfaisante, c'est-à-dire 0,473.

Cela indique que les caractéristiques traditionnelles ne sont pas efficaces pour caractériser les schémas de modulation des signaux reçus, peut-être en raison des différents effets de divers bruits. L'étude menée dans [180] a introduit un module de correction (CM) pour atténuer la distorsion du signal afin d'améliorer la précision de la modulation. Ils ont révélé que CM combiné avec CNN, CM+CNN, a obtenu une meilleure précision (0,59) que

CNN (0,52) et les réseaux neuronaux profonds à court et long terme (CLDNN) (0,55). Cependant, la précision de classification est toujours en dessous des performances souhaitées même avec CM.

Les auteurs de [182] ont présenté un schéma de réseau neuronal convolutif basé sur l'analyse spectrale (SCNN) pour la classification de modulation et ont atteint une précision de 0,611. Cette approche applique SCNN à des images de spectrogramme obtenues en appliquant la transformée de Fourier discrète à court terme aux signaux observés.

Dans [185], une approche appelée LSTM-IQFOC a obtenu une précision moyenne de 0,519 en fusionnant les données brutes en phase et en quadrature (IQ), les cumulants d'ordre quatre (FOC) et LSTM pour la reconnaissance de modulation.

De plus, la précision moyenne obtenue en utilisant LSTM [185] est de 0,624. Cela signifie que la reconnaissance de modulation n'a pas été améliorée même en utilisant des modèles d'apprentissage profond puissants.

Dans [184], en combinant des réseaux neuronaux récurrents hiérarchiques modifiés avec une mémoire auxiliaire groupée GRU (GAM-HRNN-GRU), des résultats considérablement améliorés ont été obtenus en atteignant une précision de 0,916.

Aussi, dans [185], une précision de 0,922 a été obtenue en utilisant l'approche GAM-HRNN-GRU à deux couches. Le tableau 9 a révélé que la méthode GAN-1SVM surpassait les méthodes SOTA en atteignant une précision de reconnaissance satisfaisante de 0,951.

Ainsi, nous pouvons déduire que le schéma GAN-1SVM est bien adapté pour discriminer les schémas de modulation à partir des signaux reçus et présente une manière efficace et flexible de reconnaissance automatique de modulation par rapport à d'autres méthodes basées sur l'apprentissage profond.

**Tableau IV.3.8. Comparaison avec les méthodes de pointe**

Reference	Model	Average accuracy
[182]	SCNN2	0.611
[183]	Fourth-order cumulant + SVM	0.473
[184]	2-layer GAM-HRNN-GRU	0.922
[184]	GAM-HRNN-GRU	0.916
[179]	LSTM	0.624
[185]	LSTM-IQFOC	0.519

[180]	CNN	0.520
[180]	CLDNN	0.550
[180]	CM-CNN	0.590
<b>Proposé</b>	RBM-1SVM	0.912
<b>Proposé</b>	DBN-1SVM	0.911
<b>Proposé</b>	GAN-1SVM	0.951

### IV.3.10-Conclusion

Dans la première contribution, l'étude s'est penchée sur l'impact des différents facteurs sur les performances d'un système Massive MIMO à faisceaux hybrides. Les résultats obtenus ont mis en lumière l'effet significatif de la modulation 256 QAM sur ces performances. En effet, même face à un grand nombre d'utilisateurs, cette modulation a permis d'atteindre une valeur d'EVM remarquablement basse, mesurée à -0,39 dB. Comparativement aux modulations QPSK, 16 QAM et 64 QAM, la modulation 256 QAM s'est révélée être la plus performante.

Il est important de noter que l'augmentation du nombre d'antennes en transmission a été corrélée à une augmentation de l'EVM. Cette observation s'explique principalement par les interférences entre les dispositifs. En revanche, pour un nombre important d'antennes en réception, une réduction de la valeur de l'EVM a été constatée.

Par ailleurs, l'étude a souligné que l'utilisation de la modulation 256 QAM confère une meilleure résistance au bruit par rapport aux autres types de modulation. Ce constat met en évidence l'importance de choisir judicieusement le type de modulation en fonction des conditions spécifiques du système.

Dans la deuxième contribution, le travail réalisé aborde le problème de la classification multi-classe comme un problème de détection d'anomalies en utilisant des données non étiquetées. Le schéma proposé combine la capacité étendue de l'extracteur de caractéristiques GAN avec la capacité de discrimination du détecteur d'anomalies basé sur le 1SVM. Le détecteur 1SVM est appliqué aux caractéristiques extraites par le modèle GAN pour distinguer les types de modulation.

L'efficacité de la méthode proposée a été vérifiée en utilisant les ensembles de données publics RadioML.2016.10a. Pour évaluer la précision de détection des méthodes étudiées, cinq

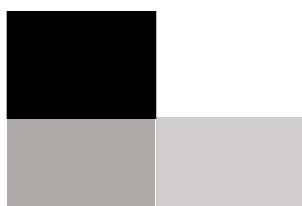
scores statistiques ont été utilisés : la précision, le rappel, le score F1, l'AUC (Area Under the Curve) et l'exactitude. Les résultats ont révélé que le GAN-1SVM proposé offre une meilleure performance de discrimination des types de modulation, surpassant les méthodes étudiées (RBM et DBN basées sur le 1SVM) ainsi que les techniques de pointe.

En détail, la précision mesure le pourcentage de prédictions correctes parmi toutes les prédictions effectuées, le rappel (ou sensibilité) mesure la capacité du modèle à identifier correctement les instances positives, le score F1 est la moyenne harmonique de la précision et du rappel, et l'AUC évalue la performance globale du modèle en fonction de ses courbes ROC (Receiver Operating Characteristic).

Le schéma GAN-1SVM se distingue par sa capacité à extraire des caractéristiques pertinentes à partir des données brutes via le modèle GAN, puis à utiliser le détecteur 1SVM pour identifier les types de modulation avec une grande précision. Les résultats montrent que cette approche est non seulement efficace mais également robuste par rapport aux méthodes traditionnelles, ce qui en fait une solution prometteuse pour la reconnaissance automatique des modulations dans les systèmes MIMO.



# Conclusion générale



## Conclusion générale

---

A travers cette étude, nous avons pu examiner l'impact de divers facteurs sur les performances d'un système Massive MIMO avec formation de faisceaux hybride. Plus précisément, les résultats ont montré que l'utilisation de la modulation 256 QAM offre des performances adéquates, même avec un grand nombre d'utilisateurs. Il a été démontré que l'utilisation de la modulation 256 QAM confère une plus grande robustesse au bruit par rapport aux autres types de modulation. Ceci nous a menés à un intérêt majeur vers la classification des types de modulations utilisées dans les systèmes Massive MIMO.

Dans ce contexte, l'étude a introduit une stratégie basée sur l'apprentissage profond semi-supervisé pour la discrimination des modulations dans les systèmes MIMO. De manière importante, nous avons abordé le problème de la classification multi-classe comme un problème de détection d'anomalies basé sur des données non étiquetées. Le schéma conçu fusionne la capacité étendue de l'extracteur de caractéristiques du GAN et la capacité de discrimination du schéma de détection d'anomalies basé sur le 1SVM. Spécifiquement, le détecteur 1SVM est appliqué aux caractéristiques extraites par le modèle GAN pour séparer les types de modulation. L'efficacité de la méthode proposée est vérifiée en utilisant les ensembles de données publics RadioML.2016.10a. Cinq scores statistiques ont été utilisés pour évaluer la précision de détection des méthodes étudiées, notamment la précision, le rappel, le score F1 et l'AUC. Les résultats ont révélé que le GAN-1SVM proposé offre une meilleure performance de discrimination des types de modulation et surpasse les méthodes étudiées (RBM et DBN basées sur le 1SVM) ainsi que les techniques de pointe.

Malgré l'amélioration de l'identification du type de modulation à partir du signal reçu en utilisant le GAN-1SVM, les travaux futurs viseront à renforcer la robustesse du modèle GAN-1SVM face aux mesures bruitées en développant un détecteur GAN-1SVM basé sur les ondelettes. Pour ce faire, nous utiliserons la décomposition par ondelettes pour capturer des informations multi-variées dans les domaines temporel et fréquentiel, puis nous emploierons un modèle GAN pour extraire les caractéristiques pertinentes qui seront ensuite fournies au 1SVM pour l'identification de la modulation. Il est prévu qu'en appliquant un débruitage multi-échelle basé sur les ondelettes aux signaux reçus, les effets du bruit seront réduits, améliorant ainsi la précision de l'identification de la modulation.

La reconnaissance de la modulation par le GAN-1SVM pourrait également être améliorée en utilisant des techniques d'augmentation de données pour générer des ensembles de données de

## **Conclusion générale**

---

grande taille, ce qui améliorerait la construction des modèles d'apprentissage profond et, par conséquent, la reconnaissance de la modulation. Bien que l'approche GAN-1SVM proposée ait démontré des performances supérieures pour la reconnaissance automatique de la modulation par rapport aux autres modèles, elle présente un coût en temps d'exécution significatif. Une piste intéressante pour les futurs travaux consisterait à réduire davantage sa complexité computationnelle tout en maintenant une haute précision de reconnaissance de la modulation. Cela pourrait être réalisé en intégrant des procédures de sélection de caractéristiques ou en incorporant un mécanisme d'attention dans le modèle GAN pour se concentrer uniquement sur les caractéristiques pertinentes.



# Références bibliographiques



## Références bibliographiques

---

- [1] R.Chataut, R.Akl ‘Massive MIMO Systems for 5G and beyond Networks—Overview, Recent Trends, Challenges, and Future Research Direction’ *Sensors* **2020**, 20(10), 2753; <https://doi.org/10.3390/s20102753>
- [2] 4. A Closer Look at Massive MIMO. Available:<https://business.sprint.com/blog/massive-mimo>(accessed on 22 June 2024 ).
- [3] Lopa, V. Evolution of mobile generation technology: 1G to 5G and review of upcoming wireless technology5G. *Int. J. Mod. Trends Eng. Res.* **2015**, 2, 281–290.
- [4] N. Panwar, S.Sharma, and A.Kumar Singh ‘A Survey on 5G: The Next Generation of Mobile Communication\* Elsevier Physical Communication. January 2016
- [5] A. Ahmad, Y. Dawood, S.Majeed ‘**A Survey of 6G Mobile Systems, Enabling Technologies, and Challenges**’ *International Journal of Electrical and Electronic Engineering & Telecommunications* Vol. 12, No. 1, January 2023. doi: 10.18178/ijeetc.12.1.1-21
- [6] A. Ghosh, A. Maeder, M. Baker, and D. Chandramouli, “5Gevolution: a view on 5G cellular technology beyond 3GPPrelease 15,” *IEEE Access*, vol. 7, pp. 127639–127651, 2019.
- [7] P. Shah, S. Qureshi, and R. Butt, *Design and Analysis of 5GNetwork Architecture with Orthogonal Frequency Division MultipleAccess Based Passive Optical Network*Elsevier, Amsterdam, Netherlands, 2021, <https://www.sciencedirect.com/>.
- [8] A. Gupta, “A survey of 5G network: architecture andemerging technologies,” *Recent Advances in Software DefinedNetworking for 5G Networks*, vol. 3, 2015.
- [9] M. A. M. Albreem, “5G wireless communication systems:vision and challenges,” in *Proceedings of the 2015 InternationalConference on Computer, Communications, and Control Technology (I4CT)*, p. 493, Beijing China, August. 2015.
- [10] M. Tataria, R. Sun, W. Tufvesson, S. Kitao, and K. Kitao,“Microwave vs. Millimeter-wave propagation channels: keydifferences and impact on 5G cellular systems,” *IEEE communicationsMagazine*, vol. 56, no. 12, pp. 14–20, Dec. 2018.
- [11] K. Nakagawa, I. Iura, N. Okazaki, M. Suyama, A. Okumura, andY. Okumura, “Indoor experimental trial on hybrid 16-beamsatial-multiplexing for high SHF wide-band massive MIMO in5G,” in *Proceedings of the 2018 IEEE 88th Vehicular TechnologyConference (VTC-Fall)*, pp. 7–11, NY City, August 2018.
- [12] M. Ghaddar, I. Ben Mabrouk, M. Nedil, K. Hettak, andL. Talbi, “Deterministic modeling of 5g millimeter-wavecommunication in an underground mine tunnel,” *IEEE Access*,vol. 7, pp. 116519–116528, 2019.
- [13] X. Zhang, Y. Li, and W. Wang, “Ultra-wideband 8-portMIMO antenna array for 5G metal-frame smartphones,” *IEEEAccess*, vol. 7, 2022.

## Références bibliographiques

---

- [14] S. Idris and U. Mohammed, “Visible light communication: a potential 5G and beyond communication technology,” in Proceedings of the 2019 15th International Conference on Electronics, Computer and Computation (ICECCO), Abuja, Nigeria, December 2019.
- [15] R. Faruque and S. Faruque, “An enhanced indoor visible light communication physical-layer security scheme for 5G networks: survey, security challenges, and channel analysis security performance,” *International Journal of Communication Systems*, vol. 34, no. 4, 2021.
- [16] F. Hu and B. Chen, “Full spectrum sharing in cognitive radio networks toward 5G: a survey,” *IEEE Access*, vol. 6, 2018.
- [17] F. Tseng, H. Chao, and J. W. I. W. Communications, “Ultra-dense small cell planning using cognitive radio network toward 5G,” *IEEE Wireless Communications*, vol. 22, 2015.
- [18] J. G.-P. Chen and M. Xiao, “Computing and undefined,” in *Interrelationship between Energy Efficiency and Spectral Efficiency in Cognitive Femtocell Networks: A survey* Elsevier, Amsterdam, Netherlands, 2019.
- [19] M. Ahamed and S. Faruque, “5G network coverage planning and analysis of the deployment challenges,” *Sensors*, vol. 21, no. 19, p. 6608, 2021.
- [20] S. Baig, H. Asif, T. Umer, and S. Mumtaz, “High data rate discrete wavelet transform-based PLC-VLC design for 5G communication systems,” *IEEE Access*, vol. 6, 2018.
- [21] I. Parvez and A. Rahmati, “A survey on low latency towards 5G: RAN, core network and caching solutions,” *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, vol. 22, 2018.
- [22] C. Li, J. Jiang, and W. Chen, “5G ultra-reliable and low-latency systems design,” in Proceedings of the 2017 European Conference on Networks and Communications (EuCNC), Oulu, Finland, July 2017.
- [23] M. Lema, A. Laya, and T. Mahmoodi, “Business case and technology analysis for 5G low latency applications,” *IEEE Access*, vol. 5, 2017.
- [24] C. Ding, H. Sun, and H. Zhu, “Achieving wider bandwidth with full-wavelength dipoles for 5G base stations,” *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, vol. 68, 2019.
- [25] I. A. Arafah and M. A. Arafah, “Enhancing 5G small cell selection: a neural network and IoV-based approach,” *Sensors*, vol. 21, no. 19, p. 6361, 2021.
- [26] G. Ancans, A. Stafecka, V. Bobrovs, A. Ancans, and J. Caiko, “Analysis of characteristics and requirements for 5G mobile communication systems,” *Latvian Journal of Physics and Technical Sciences*, vol. 54, no. 4, pp. 69–78, 2017.
- [27] N. Al-Falahy, “Technologies for 5G networks: challenges and opportunities,” *IT Professional*, vol. 19, 2017.

## Références bibliographiques

---

- [28] A. K. Bashir, B. Arul, J. Raja, and N. M. F. Qureshi, “Anoptimal multitier resource allocation of cloud RAN in 5G using machine learning,” *Transactions on Emerging Telecommunications Technologies*, vol. 30, no. 8, 2019.
- [29] D. Oehmann and A. Awada, “Modeling and analysis of intrafrequency multi-connectivity for high availability in 5G,” in *Proceedings of the 2018 IEEE 87th Vehicular Technology Conference (VTC Spring)*, Porto, Portugal, July 2018.
- [30] T. Dilemma, “More base stations, more antennas—less energy?—IEEE spectrum,” 2022, <https://spectrum.ieee.org/will-increased-energy-consumption-be-the-achilles-heel-of-5g-networks>.
- [31] M. Lauridsen, “Sleep modes for enhanced battery life of 5G mobile terminals,” in *Proceedings of the 2016 IEEE 83rd Vehicular Technology Conference (VTC Spring)*, Nanjing, China, May 2016.
- [32] Y. Li, M. Chen, J. Xu, and L. Tian, “Power saving techniques for 5G and beyond,” *IEEE Access*, vol. 8, 2020.
- [33] Smith, J., & Johnson, A. (2020). **Security Challenges and Privacy Issues in 5G Networks**. *Journal of Network and Computer Applications*, 123, 45-58.
- [34] Rangan, S.; Rappaport, T.S.; Erkip, E. Millimeter-wave cellular wireless networks: Potentials and challenges. *Proc. IEEE* **2014**, 102, 366–385.
- [35] Xiao, M.; Mumtaz, S.; Huang, Y.; Dai, L.; Li, Y.; Matthaiou, M.; Karagiannidis, G.K.; Björnson, E.; Yang, K.; Chih-Lin, I.; et al. Millimeter-wave communications for future mobile networks (guest editorial), part I. *IEEE J. Sel. Areas Commun.* **2017**, 35, 1425–1431.
- [36] Wu, D.; Wang, J.; Cai, Y.; Guizani, M. Millimeter-wave multimedia communications: Challenges, methodology, and applications. *IEEE Commun. Mag* **2015**, 53, 232–238.
- [37] Wang, X.; Kong, L.; Kong, F.; Qiu, F.; Xia, M.; Arnon, S.; Chen, G. Millimeter Wave Communication: A Comprehensive Survey. *IEEE Commun. Surv. Tutor.* **2018**, 20, 1616–1653.
- [38] Chakraborty, R.; Kumari, N.; Mousam, M.; Mukherjee, A. The Future of 5G and Millimeter Waves. In *Proceedings of the 2018 Second International Conference on Electronics, Communication, and Aerospace Technology (ICECA)*, Coimbatore, India, 29–31 March 2018; pp. 1679–1683.
- [39] Singh, R.; Lehr, W.; Sicker, D.; Huq, S.M. beyond 5G: The Role of THz Spectrum. Available online: <https://ssrn.com/abstract=3426810> (accessed on 25 July 2019).
- [40] Jornet, J.M.; Akyildiz, I.F. Graphene-based Plasmonic Nano-Antenna for Terahertz Band Communication in Nano networks. *IEEE J. Sel. Areas Commun.* **2013**, 31, 685–694.

## Références bibliographiques

---

- [41] Faisal, A.; Sardeddeen, H.; Dahrouj, H.; Al-Naffouri, T.Y.; Alouini, M.S. Ultra-Massive MIMO Systems at Terahertz Bands: Prospects and Challenges. arXiv **2019**, arXiv: 1902.11090.
- [42] Sudarshan, P.; Mehta, N.B.; Molisch, A.F.; Zhang, J. Channel Statistics-Based RF Pre-Processing with Antenna Selection. *IEEE Trans. Wirel. Commun* **2006**, 5, 3501–3511.
- [43] Molisch, A.F.; Ratnam, V.V.; Han, S.; Li, Z.; Nguyen, S.L.; Li, L.; Haneda, K. Hybrid Beamforming for Massive MIMO: A Survey. *IEEE Commun. Mag.* **2017**, 55, 134–141.
- [44] Yang, B.; Yu, Z.; Lan, J.; Zhang, R.; Zhou, J.; Hong, W. Digital Beamforming-Based Massive MIMO Transceiver for 5G Millimeter-Wave Communications. *IEEE Trans. Microw. Theory Tech.* **2018**, 66, 3403–3418.
- [45] Biswash, S.K.; Nagaraj, S.; Sarkar, M. A Device Centric Communication System for 5G Networks. *Int. J. Handheld Comput. Res.* **2014**, 5, 60–72.
- [46] Mishra, P.K.; Pandey, S.; Biswas, S.K. A device-centric Scheme for Relay Selection in a Dynamic Network Scenario for 5G Communication. *IEEE Access* **2016**, 4, 3757–3768.
- [47] 5G Bytes: Full Duplex Explained. Available online: <https://spectrum.ieee.org/video/telecom/wireless/5gbytes-full-duplex-explained> (accessed on 20 January 2020).
- [48] Mahmood, N.H.; Sarret, M.G.; Berardinelli, G.; Mogensen, P. Full-duplex communications in 5G small cells. In Proceedings of the 2017 13th International Wireless Communications and Mobile Computing Conference (IWCMC), Valencia, Spain, 26–30 June 2017; pp. 1665–1670.
- [49] Wang, P.; Yeh, S.; Xue, F.; Choi, Y.; Bai, J.; Chiu, S.; Kristem, V.; Talwar, S. Full-duplex in 5g small cell access: System design and performance aspects. *IEEE Commun. Mag.* **2016**, submitted.
- [50] Giordani, M.; Polese, M.; Mezzavilla, M.; Rangan, S.; Zorzi, M. Toward 6G Networks: Use Cases and Technologies. *IEEE Commun. Mag.* **2020**, 58, 55–61.
- [51] Paulraj, A.; Kailath, T. Increasing Capacity in Wireless Broadcast Systems Using Distributed Transmission/Directional Reception (DTDR). U.S. Patent 5 345 599, 6 September 1994.
- [52] Foschini, G.J.; Gans, M.J. On Limits of Wireless Communications in a Fading Environment When Using Multiple Antennas. *Wireless Pers. Commun.* **1998**, 6, 311–335.
- [53] Hui, L.; Bo, W.W. Performance analysis of network MIMO technology. In Proceedings of the 2009 15<sup>th</sup> Asia-Pacific Conference on Communications, Shanghai, China, 8–10 October 2009; pp. 234–236.
- [54] G.; Ramprasad, S.A.; Papadopoulos, H.C. Rethinking network MIMO: Cost of CSIT, performance analysis, and architecture comparisons. In Proceedings of the 2010 Information

## Références bibliographiques

---

Theory and Applications Workshop (ITA), San Diego, CA, USA, 31 January–5 February 2010; pp. 1–10.

[55] Adnan, N.H.M.; Rafiqul, I.M.; Alam, A.H.M.Z. Massive MIMO for Fifth Generation (5G): Opportunities and Challenges. In Proceedings of the 2016 International Conference on Computer and Communication Engineering (ICCCCE), Kuala Lumpur, Malaysia, 26–27 July 2016; pp. 47–52.

[56] E. Björnson, E.; Hoydis, J.; Sanguinetti, L. Massive MIMO Networks: Spectral, Energy, and Hardware Efficiency. *Found. Trends R Signal Proc.* **2017**, *11*, 154–655.

[57] 5G—Massive MIMO. Available online: [https://www.sharetechnote.com/html/5G/5G\\_MassiveMIMO\\_Motivation.html](https://www.sharetechnote.com/html/5G/5G_MassiveMIMO_Motivation.html) (accessed on 25 January 2020)

[58] Ajay R. **Mishra** ‘Fundamentals of Network Planning and Optimisation 2G/3G/4G: Evolution to 5G, Second Edition’. Published 2018 by John Wiley & Sons Ltd.

[59] Larsson, E. G., et al. "Massive MIMO for Next Generation Wireless Systems." *IEEE Communications Magazine*, vol. 52, no. 2, 2014, pp. 186-195.

[60] Marzetta, T. L. "Noncooperative Cellular Wireless with Unlimited Numbers of Base Station Antennas." *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 9, no. 11, 2010, pp. 3590-3600

[61] Ngo, H. Q., Larsson, E. G., & Marzetta, T. L. (2013). Energy and spectral efficiency of very large multiuser MIMO systems. *IEEE Transactions on Communications*, 61(4), 1436-1449.

[62] Larsson, E. G., Edfors, O., Tufvesson, F., & Marzetta, T. L. (2014). Massive MIMO for next generation wireless systems. *IEEE Communications Magazine*, 52(2), 186-195

[63] Marzetta, T. L. (2010). Noncooperative cellular wireless with unlimited numbers of base station antennas. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 9(11), 3590-3600.

[64] Rusek, F., Persson, D., Lau, B. K., Larsson, E. G., Marzetta, T. L., Edfors, O., & Tufvesson, F. (2013). Scaling up MIMO: Opportunities and challenges with very large arrays. *IEEE Signal Processing Magazine*, 30(1), 40-60.

[65] Larsson, E. G., Edfors, O., Tufvesson, F., & Marzetta, T. L. (2014). Massive MIMO for next generation wireless systems. *IEEE Communications Magazine*, 52(2), 186-195.

[66] Ngo, H. Q., Larsson, E. G., & Marzetta, T. L. (2013). Energy and spectral efficiency of very large multiuser MIMO systems. *IEEE Transactions on Communications*, 61(4), 1436-1449.

[67] Björnson, E., Sanguinetti, L., Hoydis, J., & Debbah, M. (2016). Massive MIMO has unlimited capacity. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 15(3), 1633-1646.

## Références bibliographiques

---

- [68] Larsson, E. G., Edfors, O., Tufvesson, F., & Marzetta, T. L. (2014). Massive MIMO for Next Generation Wireless Systems. *IEEE Communications Magazine*, 52(2), 186-195.
- [69] S.S.Hussain, S.M.Yaseen, K.Barman 'An overview of massive mimo system in 5G' *I J C T A*, 9(11) 2016, pp. 4957-4968 © International Science Press
- [70] F.Challita 'Université de Lille Massive MIMO Channel Characterization and propagation-based Antenna Selection strategies: Application to 5G and Industry 4.0. HAL Id: tel-02495151 <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-02495151> Submitted on 1 Mar 2020
- [71] V. Venkateswaran and A. van der Veen. Analog Beamforming in MIMO Communications With Phase Shift Networks and Online Channel Estimation. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 58(8):4131–4143, Aug 2010.
- [72] F. Sotiridis and W. Yu. Hybrid Digital and Analog Beamforming Design for Large-Scale Antenna Arrays. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 10(3):501–513, April 2016.
- [73] A. F. Molisch, V. V. Ratnam, S. Han, Z. Li, S. L. H. Nguyen, L. Li, and K. Haneda. Hybrid Beamforming for Massive MIMO: A Survey. *IEEE Communications Magazine*, 55(9):134–141, Sep. 2017.
- [74] T. E. Bogale and L. B. Le. Beamforming for multiuser massive MIMO systems: Digital versus hybrid analog-digital. In *2014 IEEE Global Communications Conference*, pages 4066–4071, Dec 2014.
- [75] T. E. Bogale, L. B. Le, and X. Wang. Hybrid Analog-Digital Channel Estimation and Beamforming: Training-Throughput Tradeoff. *IEEE Transactions on Communications*, 63(12):5235–5249, Dec 2015.
- [76] Haykin, S. (2001). *Communication Systems*. Wiley.
- [77] Couch, L. W. (2013). *Digital and Analog Communication Systems*. Prentice Hall.
- [78] Proakis, J. G., & Salehi, M. (2007). *Digital Communications*. McGraw-Hill.
- [79] Sklar, B. (2001). *Digital Communications: Fundamentals and Applications*. Prentice Hall.
- [80] Rappaport, T. S. (2002). *Wireless Communications: Principles and Practice*. Prentice Hall.
- [81] Freeman, R. L. (2005). *Radio System Design for Telecommunications (1-100 GHz)*. Wiley.
- [82] Carlson, A. B., Crilly, P. B., & Rutledge, J. C. (2002). *Communication Systems: An Introduction to Signals and Noise in Electrical Communication*. McGraw-Hill.

## Références bibliographiques

---

- [83] M. Ramesh, C. G. Priya, and V. A. A. Ananthakirupa, “Design of efficient massive mimo for 5g systems—present and past: A review,” in 2017 International Conference on Intelligent Computing and Control (I2C2). IEEE, 2017, pp. 1–4.
- [84] S. B. Ramteke, A. Deshmukh, and K. Dekate, “A review on design and analysis of 5g mobile communication mimo system with ofdm,” in 2018 Second International Conference on Electronics, Communication and Aerospace Technology (ICECA). IEEE, 2018, pp. 542–546.
- [85] E. Ali, M. Ismail, R. Nordin, and N. F. Abdulah, “Beamforming techniques for massive mimo systems in 5g: overview, classification, and trends for future research,” *Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering*, vol. 18, no. 6, pp. 753–772, 2017.
- [86] R. Chataut and R. Akl, “Massive mimo systems for 5g and beyond networks—overview, recent trends, challenges, and future research direction,” *Sensors*, vol. 20, no. 10, p. 2753, 2020.
- [87] I. Stepanets, G. Fokin, and A. Müller, “Beamforming techniques performance evaluation for 5g massive mimo systems.” in CERC, 2019, pp. 57–68.
- [88] A. Riadi, M. Boulouird, and M. M. Hassani, “An overview of massive mimo in 5g wireless communications,” in *Colloque international TELECOM*, 2017, pp. 10–12.
- [89] M. R. A. Yassin and H. Abdallah, “Hybrid beamforming in multiple user massive multiple input multiple output 5g communications system,” in 2020 7th International Conference on Electrical and Electronics Engineering (ICEEE), 2020, pp. 215–220.
- [90] B. Yang, Z. Yu, J. Lan, R. Zhang, J. Zhou, and W. Hong, “Digital beamforming-based massive mimo transceiver for 5g millimeter-wave communications,” *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, vol. 66, no. 7, pp. 3403–3418, 2018.
- [91] N. Hassan, K.-L. A. Yau, and C. Wu, “Edge computing in 5g: A review,” *IEEE Access*, vol. 7, pp. 127 276–127 289, 2019.
- [92] S. Dutta, C. N. Barati, D. Ramirez, A. Dhananjay, J. F. Buckwalter, and S. Rangan, “A case for digital beamforming at mmwave,” *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 19, no. 2, pp. 756–770, 2019.
- [93] X. Wu, D. Liu, and F. Yin, “Hybrid beamforming for multi-user massive mimo systems,” *IEEE Transactions on Communications*, vol. 66, no. 9, pp. 3879–3891, 2018.
- [94] I. Ahmed, H. Khammari, A. Shahid, A. Musa, K. S. Kim, E. De Poorter, and I. Moerman, “A survey on hybrid beamforming techniques in 5g: Architecture and system model perspectives,” *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, vol. 20, no. 4, pp. 3060–3097, 2018.
- [95] Z. E. Jaoussi and A. Haddi, “Large mimo systems and hybrid beamforming in 5g or future communication,” *International Research Publication House*, vol. 13, no. 5, pp. 1039–1044, 2020.

## Références bibliographiques

---

- [96] A. Das and S. Kolangiammal, "Performance analysis of millimeter wavecommunication system using 256-qam and 512-qam techniques," in 2017 International Conference on Communication and Signal Processing (ICCSP). IEEE, 2017, pp. 0360–0364.
- [97] M. M. da Silva and F. A. Monteiro, MIMO processing for 4G and beyond: Fundamentals and evolution. CRC press, 2016.
- [98] M. Schacht, A. Dekorsy, and P. Jung, "Downlink beamforming concepts in ultra fdd," Advances in Radio Science, vol. 1, no. C. 1, pp. 149–153, 2003.
- [99] S. Bouchenak, R. Merzougui, and F. Harrou, "A hybrid beamforming massive MIMO system for 5G: Performance assessment study," in Proc. Int. Conf. In nov. Intell. Informat. Comput., Technol. (ICT), Sep. 2021, pp. 371\_375.
- [100] M. R. Bahloul, M. Z. Yusoff, A.-H. Abdel-Aty, M. N. M. Saad, and M. Al-Jemeli, "Modulation classification for MIMO systems: State of the art and research directions," Chaos, Solitons Fractals, vol. 89, pp. 497\_505, Aug. 2016.
- [101] Q. Zheng, P. Zhao, Y. Li, H. Wang, and Y. Yang, "Spectrum interference based two-level data augmentation method in deep learning for automatic modulation classification," Neural Comput. Appl., vol. 33, no. 13, pp. 7723\_7745, Nov. 2020.
- [102] B. Ramkumar, "Automatic modulation classification for cognitive radios using cyclic feature detection," IEEE Circuits Syst. Mag., vol. 9, no. 2, pp. 27\_45, Jun. 2009.
- [103] Y. A. Eldemerdash, O. A. Dobre, O. Üreten, and T. Yensen, "A robust modulation classification method for PSK signals using random graphs," IEEE Trans. Instrum. Meas., vol. 68, no. 2, pp. 642\_644, Feb. 2018.
- [104] R. A. Poisel, Introduction to Communication Electronic Warfare Systems. Norwood, MA, USA: Artech House, 2002.
- [105] Z. Zhu and A. K. Nandi, Automatic Modulation Classification: Principles, Algorithms and Applications. Hoboken, NJ, USA: Wiley 2015.
- [106] M. Narendar, A. P. Vinod, A. S. M. Kumar, and A. K. Krishna, "Automatic modulation classification for cognitive radios using cumulants based on fractional lower order statistics," in Proc. 30th URSI Gen. Assem. Sci. Symp., Aug. 2011, pp. 1\_4.
- [107] O. A. Dobre, "Signal identification for emerging intelligent radios: Classical problems and new challenges," IEEE Instrum. Meas. Mag., vol. 18, no. 2, pp. 11\_18, Apr. 2015.
- [108] H. B. Chikha, A. Almadhor, and W. Khalid, "Machine learning for 5G MIMO modulation detection," Sensors, vol. 21, no. 5, p. 1556, Feb. 2021.

## Références bibliographiques

---

- [109] M. S. Mühlhaus, M. Öner, O. A. Dobre, H. U. Jkel, and F. K. Jondral, "Automatic modulation classification for MIMO systems using fourth order cumulants," in Proc. IEEE Veh. Technol. Conf. (VTC Fall), Sep. 2012, pp. 1\_5.
- [110] E. Kanterakis and W. Su, "Modulation classification in MIMO systems," in Proc. IEEE Mil. Commun. Conf., Nov. 2013, pp. 35\_39.
- [111] Z. Zhu and A. K. Nandi, "Blind modulation classification for MIMO systems using expectation maximization," in Proc. IEEE Mil. Commun. Conf., Oct. 2014, pp. 754\_759.
- [112] J. Tian, Y. Pei, Y. D. Huang, and Y.-C. Liang, "Modulation-constrained clustering approach to blind modulation classification for MIMO systems," IEEE Trans. Cogn. Commun. Netw., vol. 4, no. 4, pp. 894\_907, Dec. 2018.
- [113] Z. Xing and Y. Gao, "A modulation classification algorithm for multipath signals based on cepstrum," IEEE Trans. Instrum. Meas., vol. 69, no. 7, pp. 4742\_4752, Jul. 2020.
- [114] H. Agirman-Tosun, Y. Liu, A. M. Haimovich, O. Simeone, W. Su, J. Dabin, and E. Kanterakis, "Modulation classification of MIMO-OFDM signals by independent component analysis and support vector machines," in Proc. Conf. Rec. 45th Asilomar Conf. Signals, Syst. Comput. (ASILOMAR), Nov. 2011, pp. 1903\_1907.
- [115] Zheng, Z., et al. "Deep Learning for Radio Resource Allocation with Application to Network Slicing in 5G." IEEE Wireless Communications, 2019.
- [116] Wang, T., et al. "Application of Deep Learning in Physical Layer Communications: A Comprehensive Survey." IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2017.
- [117] Mao, Q., et al. "Deep Learning for Intelligent Wireless Networks: A Comprehensive Survey." IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2018.
- [118] Ye, H., et al. "Power of Deep Learning for Channel Estimation and Signal Detection in OFDM Systems." IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2018.
- [119] O'Shea, T. J., and Hoydis, J. "An Introduction to Deep Learning for the Physical Layer." IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking, 2017.
- [120] Jiang, C., et al. "Machine Learning Paradigms for Next-Generation Wireless Networks." IEEE Wireless Communications, 2017.
- [121] Wang, X., et al. "Spatiotemporal Modeling and Prediction in Cellular Networks: A Big Data Enabled Deep Learning Approach." IEEE INFOCOM, 2017.
- [122] Sun, Y., et al. "Learning to Optimize: Training Deep Neural Networks for Wireless Resource Management." IEEE Transactions on Signal Processing, 2017.

## Références bibliographiques

---

- [123] Kim, H., et al. "Deep Learning Techniques for Wireless Communication Signal Processing: A Tutorial." IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2019.
- [124] Lee, D., et al. "Deep Neural Network-Based Automatic Modulation Classification Technique." IEEE Access, 2017.
- [125] Rajendran, S., et al. "Deep Learning-Based Adaptive Modulation and Coding Scheme Selection in MIMO Systems." IEEE Communications Letters, 2018.
- [126] Huang, H., et al. "Deep Learning for Physical-Layer 5G Wireless Techniques: Opportunities, Challenges and Solutions." IEEE Wireless Communications, 2019.
- [127] Erpek, T., et al. "Deep Learning for Wireless Communications: Tutorials, Applications, and Research Challenges." IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2019.
- [128] Zhang, C., et al. "Artificial Intelligence-Enabled Mobile Edge Computing: A New Paradigm for 5G Networks." IEEE Wireless Communications, 2019.
- [129] Luong, N. C., et al. "Applications of Deep Reinforcement Learning in Communications and Networking: A Survey." IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2019.
- [130] Qian, Y., et al. "Deep Learning for Communications: From Channel Estimation to Signal Detection." IEEE Wireless Communications, 2019.
- [131] Baldi, P., et al. "Deep Learning for Timing Error Detection in Wireless Communications." IEEE Transactions on Communications, 2019.
- [132] R. Utrilla, E. Fonseca, A. Araujo, and L. A. Dasilva, "Gated recurrent unit neural networks for automatic modulation classification with resource constrained end-devices," IEEE Access, vol. 8, pp. 112783\_112794, 2020.
- [133] S. Peng, H. Jiang, H. Wang, H. Alwageed, Y. Zhou, M. M. Sebdani, and Y.-D. Yao, "Modulation classification based on signal constellation diagrams and deep learning," IEEE Trans. Neural Netw. Learn. Syst., vol. 30, no. 3, pp. 718\_727, Mar. 2018.
- [134] Z. Zhang, H. Luo, C. Wang, C. Gan, and Y. Xiang, "Automatic modulation classification using CNN-LSTM based dual-stream structure," IEEE Trans. Veh. Technol., vol. 69, no. 11, pp. 13521\_13531, Oct. 2020.
- [135] F. Harrou, Y. Sun, A. S. Hering, and M. Madakyaru, Statistical Process Monitoring Using Advanced Data-Driven and Deep Learning Approaches: Theory and Practical Applications. Amsterdam, The Netherlands: Elsevier, 2020.
- [136] B. Mao, F. Tang, Z. M. Fadlullah, and N. Kato, "An intelligent route computation approach based on real-time deep learning strategy for software defined communication systems," IEEE Trans. Emerg. Topics Comput. vol. 9, no. 3, pp. 1554\_1565, Jul. 2021.

- [137] H. Huang, S. Guo, G. Gui, Z. Yang, J. Zhang, H. Sari, and F. Adachi, "Deep learning for physical-layer 5G wireless techniques: Opportunities, challenges and solutions," *IEEE Wireless Commun.*, vol. 27, no. 1, pp. 214\_222, Feb. 2019.
- [138] H. Huang, Y. Peng, J. Yang, W. Xia, and G. Gui, "Fast beamforming design via deep learning," *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 69, no. 1, pp. 1065\_1069, Jan. 2019.
- [139] J. Huang, S. Huang, Y. Zeng, H. Chen, S. Chang, and Y. Zhang, "Hierarchical digital modulation classification using cascaded convolutional neural network," *J. Commun. Inf. Netw.*, vol. 6, no. 1, pp. 72\_81, Mar. 2021.
- [140] B. Kim, J. Kim, H. Chae, D. Yoon, and J.W. Choi, "Deep neural network based automatic modulation classification technique," in *Proc. Int. Conf. Inf. Commun. Technol. Converg. (ICTC)*, Oct. 2016, pp. 579\_582.
- [141] X. Liu, D. Yang, and A. E. Gamal, "Deep neural network architectures for modulation classification," in *Proc. 51st Asilomar Conf. Signals, Syst., Comput.*, Oct. 2017, pp. 915\_919.
- [142] M. R. Bahloul, M. Z. Yusoff, A.-H. Abdel-Aty, M. N. Saad, and A. Laouiti, "Efficient and reliable modulation classification for MIMO systems," *Arabian J. Sci. Eng.*, vol. 42, no. 12, pp. 5201\_5209, Dec. 2017.
- [143] M. Sarfraz, S. Alam, S. A. Ghauri, A. Mahmood, M. N. Akram, M. J. U. Rehman, M. F. Sohail, and T. M. Kebedew, "Random graph-based M-QAM classification for MIMO systems," *Wireless Commun. Mobile Comput.*, vol. 2022, pp. 1\_10, Apr. 2022.
- [144] T. Huynh-The, T.-V. Nguyen, Q.-V. Pham, D. B. da Costa, and D.-S. Kim, "MIMO-OFDM modulation classification using three-dimensional convolutional network," *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 71, no. 6, pp. 6738\_6743, Jun. 2022.
- [145] Y. Wang, J. Gui, Y. Yin, J. Wang, J. Sun, G. Gui, H. Gacanin, H. Sari, and F. Adachi, "Automatic modulation classification for MIMO systems via deep learning and zero-forcing equalization," *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 69, no. 5, pp. 5688\_5692, May 2020.
- [146] H. Ben Chikha and A. Almadhor, "Automatic classification of superimposed modulations for 5G MIMO two-way cognitive relay networks," *Comput. Mater. Continua*, vol. 70, no. 1, pp. 1799\_1814, 2022.
- [147] Z. Gao, Z. Zhu, and A. K. Nandi, "Modulation classification in MIMO systems with distribution test ensemble," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 128819\_128829, 2020.
- [148] Y. Wang, J. Wang, W. Zhang, J. Yang, and G. Gui, "Deep learning-based cooperative automatic modulation classification method for MIMO systems," *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 69, no. 4, pp. 4575\_4579, Apr. 2020.

## Références bibliographiques

---

- [149] T. Zhang, C. Shuai, and Y. Zhou, "Deep learning for robust automatic modulation recognition method for IoT applications," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 117689\_117697, 2020.
- [150] Y. A. Eldemerdash, O. A. Dobre, and M. Öner, "Signal identification for multiple-antenna wireless systems: Achievements and challenges," *IEEE Commun. Surveys Tuts.* vol. 18, no. 3, pp. 1524\_1551, 3rd Quart, 2016.
- [151] O. A. Dobre, A. Abdi, Y. Bar-Ness, and W. Su, "Survey of automatic modulation classification techniques: Classical approaches and new trends," *IET Commun.*, vol. 1, no. 2, pp. 137\_156, Apr. 2007.
- [152] S. Peng, S. Sun, and Y.-D. Yao, "A survey of modulation classification using deep learning: Signal representation and data preprocessing," *IEEE Trans. Neural Netw. Learn. Syst.*, early access, Jun. 14, 2021, doi:10.1109/TNNLS.2021.3085433.
- [153] X. Yang, "An ensemble automatic modulation classification model with weight pruning and data preprocessing," Ph.D. dissertation, Dept. Elect. Comput. Eng., Univ. British Columbia, Vancouver, BC, Canada, 2020.
- [154] M. Kulin, T. Kazaz, I. Moerman, and E. De Poorter, "End-to-end learning from spectrum data: A deep learning approach for wireless signal identification in spectrum monitoring applications," *IEEE Access*, vol. 6, pp. 18484\_18501, 2018.
- [155] A. Creswell, T. White, V. Dumoulin, K. Arulkumaran, B. Sengupta, and A. A. Bharath, "Generative adversarial networks: An overview," *IEEE Signal Process.*, vol. 35, no. 1, pp. 53\_65, Jan. 2018.
- [156] L. Zhu, Y. Chen, P. Ghamisi, and J. A. Benediktsson, "Generative adversarial networks for hyperspectral image classification," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 56, no. 9, pp. 5046\_5063, Sep. 2018.
- [157] I. Goodfellow, J. Pouget-Abadie, M. Mirza, B. Xu, D. Warde-Farley, S. Ozair, A. Courville, and Y. Bengio, "Generative adversarial networks," *Commun. ACM*, vol. 63, no. 11, pp. 139\_144, 2020.
- [158] F. Kadri, A. Dairi, F. Harrou, and Y. Sun, "Towards accurate prediction of patient length of stay at emergency department: A GAN-driven deep learning framework," *J. Ambient Intell. Humanized Comput.*, pp. 1\_15, Feb. 2022, doi: 10.1007/s12652-022-03717-z.
- [159] W. Fedus, M. Rosca, B. Lakshminarayanan, A. M. Dai, S. Mohamed, and I. Goodfellow, "Many paths to equilibrium: GANs do not need to decrease a divergence at every step," 2017.
- [160] I. Goodfellow, J. Pouget-Abadie, M. Mirza, B. Xu, D. Warde-Farley, S. Ozair, A. Courville, and Y. Bengio, "Generative adversarial nets," in *Proc. Adv. Neural Inf. Process. Syst.*, vol. 27, 2014, pp. 1\_9.

## Références bibliographiques

---

- [161] H. J. Shin, D.-H. Eom, and S.-S. Kim, "One-class support vector machines: An application in machine fault detection and classification," *Comput. Ind. Eng.*, vol. 48, no. 2, pp. 395\_408, Mar. 2005.
- [162] F. Harrou, Y. Sun, A. S. Hering, M. Madakyaru, and A. Dairi, "Unsupervised deep learning-based process monitoring methods," in *Statistical Process Monitoring Using Advanced Data-Driven and Deep Learning Approaches*. Amsterdam, The Netherlands: Elsevier, 2021, pp. 193\_223.
- [163] F. Harrou, N. Zerrouki, A. Dairi, Y. Sun, and A. Houacine, "Automatic human fall detection using multiple tri-axial accelerometers," in *Proc. Int. Conf. Innov. Intell. Informat., Comput., Technol. (ICT)*, Sep. 2021, pp. 74\_78.
- [164] B. Schölkopf, J. C. Platt, J. C. Shawe-Taylor, A. J. Smola, and R. C. Williamson, "Estimating the support of a high-dimensional distribution," *Neural Comput.*, vol. 13, no. 7, pp. 1443\_1471, 2001.
- [165] F. Harrou, A. Dairi, B. Taghezouit, and Y. Sun, "An unsupervised monitoring procedure for detecting anomalies in photovoltaic systems using a one-class support vector machine," *Sol. Energy*, vol. 179, pp. 48\_58, Feb. 2019.
- [166] A. Dairi, F. Harrou, M. Senouci, and Y. Sun, "Unsupervised obstacle detection in driving environments using deep-learning-based stereovision," *Robot. Auto. Syst.*, vol. 100, pp. 287\_301, Feb. 2018.
- [167] F. Harrou, A. Dairi, Y. Sun, and F. Kadri, "Detecting abnormal ozone measurements with a deep learning-based strategy," *IEEE Sensors J.*, vol. 18, no. 17, pp. 7222\_7232, Sep. 2018.
- [168] T. Cheng, A. Dairi, F. Harrou, Y. Sun, and T. Leiknes, "Monitoring influent conditions of wastewater treatment plants by nonlinear data-based techniques," *IEEE Access*, vol. 7, pp. 108827\_108837, 2019.
- [169] T. J. O'Shea, J. Corgan, and T. C. Clancy, "Convolutional radio modulation recognition networks," in *Proc. Int. Conf. Eng. Appl. Neural Netw.* Cham, Switzerland: Springer, 2016, pp. 213\_226.
- [170] T. J. O'shea and N. West, "Radio machine learning dataset generation with gnu radio," in *Proc. GNU Radio Conf.*, vol. 1, 2016, pp. 1\_6.
- [171] G. E. Hinton, "A practical guide to training restricted Boltzmann machines," in *Neural Networks: Tricks of the Trade*. Cham, Switzerland: Springer, 2012, pp. 599\_619.
- [172] G. Hinton, S. Osindero, and Y.-W. Teh, "A fast learning algorithm for deep belief nets," *Neural Comput.*, vol. 18, no. 7, pp. 1527\_1554, 1960.
- [173] B. Ghogh, A. Ghodsi, F. Karray, and M. Crowley, "Restricted Boltzmann machine and deep belief network: Tutorial and survey," 2021, arXiv:2107.12521.

## Références bibliographiques

---

- [174] A. Abdiansah and R. Wardoyo, "Time complexity analysis of support vector machines (SVM) in LibSVM," *Int. J. Comput. Appl.*, vol. 128, no. 3, pp. 28\_34, Oct. 2015.
- [175] M. Z. Asghar, M. Abbas, K. Zeeshan, P. Kotilainen, and T. Hämmäläinen, "Assessment of deep learning methodology for self-organizing 5G networks," *Appl. Sci.*, vol. 9, no. 15, p. 2975, Jul. 2019.
- [176] R. Maji, A. Biswas, and R. Chaki, "A novel proposal of using NLP to analyze IoT apps towards securing user data," in *Proc. Int. Conf. Comput. Inf. Syst. Ind. Manage. Cham, Switzerland: Springer, 2021*, pp. 156\_168.
- [177] N. Burlutskiy, M. Petridis, A. Fish, A. Chernov, and N. Ali, "An investigation on online versus batch learning in predicting user behaviour," in *Proc. Int. Conf. Innov. Techn. Appl. Artif. Intell. Cham, Switzerland: Springer, 2016*, pp. 135\_149.
- [178] M. Sun, T. Min, T. Zang, and Y. Wang, "CDL4CDRP: A collaborative deep learning approach for clinical decision and risk prediction," *Processes*, vol. 7, no. 5, p. 265, May 2019.
- [179] Y. Sang and L. Li, "Application of novel architectures for modulation recognition," in *Proc. IEEE Asia Pacific Conf. Circuits Syst. (APCCAS)*, Oct. 2018, pp. 159\_162.
- [180] K. Yashashwi, A. Sethi, and P. Chaporkar, "A learnable distortion correction module for modulation recognition," *IEEE Wireless Commun. Lett.*, vol. 8, no. 1, pp. 77\_80, Feb. 2019.
- [181] Y. Wu, X. Li, and J. Fang, "A deep learning approach for modulation recognition via exploiting temporal correlations," in *Proc. IEEE 19th Int. Workshop Signal Process. Adv. Wireless Commun. (SPAWC)*, Jun. 2018, pp. 1\_5.
- [182] Y. Zeng, M. Zhang, F. Han, Y. Gong, and J. Zhang, "Spectrum analysis and convolutional neural network for automatic modulation recognition," *IEEE Wireless Commun. Lett.*, vol. 8, no. 3, pp. 929\_932, Jun. 2019.
- [183] F. Yang, Z. Li, S. Zeng, B. Hao, P. Qi, and Z. Pang, "A novel method for wireless communication signal modulation recognition in smart grid," *J. Commun.*, vol. 11, no. 9, pp. 813\_818, 2016.
- [184] K. Zang and Z. Ma, "Automatic modulation classification based on hierarchical recurrent neural networks with grouped auxiliary memory," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 213052\_213061, 2020.
- [185] M. Zhang, Y. Zeng, Z. Han, and Y. Gong, "Automatic modulation recognition using deep learning architectures," in *Proc. IEEE 19th Int. Workshop Signal Process. Adv. Wireless Commun. (SPAWC)*, Jun. 2018, pp. 1\_5.