

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

جامعة أبي بكر بلكايد تلمسان

Université AbouBekr Belkaïd– Tlemcen – Faculté de TECHNOLOGIE



MEMOIRE

Présenté pour l'obtention du diplôme de **MASTER**

En : Télécommunication

Spécialité : Réseau et Télécommunication

Par : HOUARI Ghizlene Nada

ARIF Fatima Zohra

Étude de l'Estimation du canal pour les systèmes 5G-MmWave massives MIMO avec des techniques de pré-codage hybride à base d'intelligence artificielle

Soutenu publiquement, le 05 /06 /2023, devant le jury composé de :

Mr F.T.BENDIMERAD

Pr Univ.Tlemcen

Président

Mr S.M.MERIAH

Pr Univ.Tlemcen

Examineur

Mr Y.M.BENDIMERAD

MCA Univ.Tlemcen

Encadreur

Mme H.AYAD

Doctorante Univ.Tlemcen

Co-encadrante

Remerciements

Tout d'abord nous remercions avant tous, le grand Dieu notre créateur de nous avoir donné la force, la volonté et le courage pour mener à bien ce modeste travail.

A notre honorable jurées Mr le président BENDIMERAD Fethi Tarik et Mr l'examineur MERIAH Sidi Mohammed d'avoir accepté de lire et d'examiné ce modeste travaille et d'apporter les critiques nécessaires à la mise en forme de ce projet.

Nous tenons à saisir cette occasion et adresser nos profonds remerciements et nos profondes reconnaissances à Mr BENDIMERAD Yassine, l'encadrant de ce mémoire, ainsi qu'à Mme AYAD Hanane, la Co-encadrante, pour leurs précieux conseils et leurs orientations ficelées tout au long de notre travail.

Nos vifs remerciements pour l'ensemble des enseignants du département de Télécommunications qui ont contribué à notre formation d'ingénieur en télécommunications.

En fin, nous remercions tous les gens qui ont contribué de près ou de loin à ce travail.

Merci à tous et à toutes.

Dédicace

Rien n'est aussi beau à offrir que le fruit d'un labeur qu'on dédie du fond du cœur à ceux qu'on aime et qu'on remercie en exprimant la gratitude et la reconnaissance durant toute notre existence.

Je dédie ce travail à :

Aux deux personnes que j'aime le plus monde et dont l'existence ne cesse combler ma vie de bonheur et de joie

À mon très cher père NOUREDDINE, mon premier encadrant depuis ma naissance, tu as toujours été mon exemple et mon support dans la vie et tu m'as toujours encouragé, je souhaite du tout cœur que Dieu te guérisse inch'Allah et te donne la santé.

À ma très chère maman MALIKA, quoi que je fasse quoi que je dise je ne saurais point te remercier comme il se doit, ta présence à mes côtés a toujours été ma source de force et de réussite.

Une dédicace spéciale à :

À mes adorables sœurs SOUMIA, ZINEB

À mon cher frère FEDLOU

À tous mes amies : HANANE, IKRAM, LOUBNA, NOUR EL HOUDA, RANIA

À Mon binôme ARIF FATIMA ZOHRA avec qui j'ai pu réaliser ce travail.

Et mes petits chats MICHA, LUNA, BLACKY, LUCY

À mes professeurs tout au long du cycle de mes études qui m'ont dirigé vers la porte de réussite.

HOUARI GHIZLENE NADA

Dédicace

Du profond de mon cœur, je dédie ce travail

Tout d'abord je souhaite dédier ce travail mon cher père que dieu l'accueille dans son vaste paradis qui sera content d'apprendre que sa fille a enfin terminé ses études. J'espère que, du monde qui est sien maintenant, il apprécie cet humble geste comme preuve de reconnaissance de la part d'une fille qui a toujours prié pour le salut de son âme.

Je dédie aussi ce travail à ma chère maman source de tendresse et d'amour qui m'a tout donné et pour les sacrifices qu'elle a consentis mon instruction et son soutien permanent au long de mes années d'étude, que dieu la garde et l'entoure de sa bénédiction.

A mes chers frères, SERHANE, REDOUANE et WASSIL qui m'ont encouragé sans cesse et cru en moi, les mots ne suffisent guère pour exprimer l'attachement, l'amour et l'affection que je porte pour vous.

A mes chères cousines, AHLEM, FERIEL, SOUSOU, INESS ce n'est mes cousines sont mes sœurs qui n'ont jamais cessé de me soutenir, merci d'être toujours à mes côtés par votre amour, bon humeur et joie. Que ce travail vous témoigne de ma sincère affection, et je vous souhaite de réussir et d'atteindre vos rêves.

À mes adorables petits cousins et petites cousines, et mes neveux

A mes chères tantes sont mes deuxièmes mamans votre présence encourageante et vos mots d'encouragement ont été une source de motivation constante pour moi.

À mes belles-sœurs adorées HANANE, RANIA votre présence bienveillante et votre soutien affectueux.

Sans oublier mon binôme et ma très chère amie GHIZLENE et SA FAMILLE, pour son soutien moral, sa patience et sa compréhension tout au long de ce projet

A mes chère amis de toujours HANANE, YASSMINE, LOUBNA, HANANE, MANAL je tiens à vous exprimer ma profonde reconnaissance pour votre amitié précieuse et votre soutien inconditionnel tout au long de mon parcours

A tout la famille ZARHOUNI, ARIF.

ARIF FATIMA ZOHRA

Résumé

Le besoin croissant d'une connectivité mobile à haut débit, offrant des débits de données plus élevés, une fiabilité accrue et une consommation d'énergie réduite, a conduit à l'émergence d'une nouvelle génération de communications mobiles, connue sous le nom de 5G. Cette technologie repose sur le principe du Massive MIMO (Multiple-Input Multiple-Output), qui est une forme de système multi-antennes et multi-utilisateurs. Les stations de base sont équipées d'un grand nombre d'antennes, ce qui permet une transmission simultanée grâce à la diversité spatiale.

Ce mémoire se concentre sur l'étude de l'estimation du canal dans les systèmes 5G-MmWave massives MIMO (Multiple-Input Multiple-Output) en utilisant des techniques de pré-codage hybride basées sur l'intelligence Artificielle. La technologie 5G-MmWave utilise un grand nombre d'antennes pour permettre une transmission simultanée de données sur plusieurs canaux, améliorant ainsi la connectivité et les performances du réseau, en particulier dans les zones densément peuplées. L'estimation précise du canal est cruciale pour optimiser la qualité de la communication. Dans ce mémoire, nous proposons d'utiliser des techniques de pré-codage hybride basées sur l'intelligence artificielle, telles que les réseaux de neurones profonds, pour améliorer l'estimation du canal. Nous évaluons l'efficacité de ces techniques en termes de précision de l'estimation du canal et de performance globale du système 5G-MmWave massive MIMO. Les résultats de notre étude démontrent le potentiel de l'intelligence artificielle pour améliorer l'estimation du canal dans les systèmes 5G-MmWave, ouvrant ainsi de nouvelles perspectives pour des communications sans fil plus efficaces et performantes.

Mots-clés : 5G-MmWave, MIMO massif, Deep Learning, intelligence artificielle, estimation canal

Abstract

The need to increase users of mobile networks with higher data rates and better reliability with less consumption has led to this technology shifting to a new generation of fifth-generation mobile communications, which relies on the technology of multiple large transmitting and receiving antennas is a form of multi-antenna system - multi Users where the base stations are equipped with a large number of antennas that stimulate the principle of simultaneous transmission by means of spatial multiplexing

This thesis focuses on studying channel estimation in massive MIMO (Multiple-Input Multiple-Output) 5G-MmWave systems using hybrid pre-coding techniques based on artificial intelligence. The 5G-MmWave technology employs a large number of antennas to enable simultaneous data transmission over multiple channels, enhancing connectivity and network performance, particularly in densely populated areas. Accurate channel estimation is crucial for optimizing communication quality. In this thesis, we propose the use of hybrid pre-coding techniques based on artificial intelligence, such as deep neural networks, to improve channel estimation. We evaluate the effectiveness of these techniques in terms of channel estimation accuracy and overall performance of the massive MIMO 5G-MmWave system. The results of our study demonstrate the potential of artificial intelligence to enhance channel estimation in 5G-MmWave systems, opening up new prospects for more efficient and high-performance wireless communications.

Keywords: 5G-MmWave, massive MIMO, deep learning, artificial intelligence, channel estimation.

ملخص

من أجل تلبية الحاجة المتزايدة لزيادة عدد مستخدمي شبكات الهاتف المحمول، وتحسين معدلات نقل البيانات بشكل أعلى، وتوفير موثوقية أفضل واستهلاك أقل للموارد، تمت اعتماد جيل جديد من الاتصالات المتنقلة وهو الجيل الخامس. يعتمد هذا الجيل على تقنية متعددة الهوائيات ومتعددة المستخدمين.

تركز هذه الأطروحة على دراسة تقدير القنوات في أنظمة MIMO الهائلة (متعددة الدخلات و المخرجات) باستخدام تقنيات الترميز المسبق الهجينة القائمة على الذكاء الاصطناعي تستخدم تقنية 5G-MmWave عددا كبيرا من الهوائيات لتمكين نقل البيانات المتزامنة عبر قنوات متعددة وتعزيز الاتصال وأداء الشبكة خاصة في المناطق المكتظة بالسكان. يعد التقدير الدقيق للقناة أمراً بالغ الأهمية لتحسين جودة الاتصال، نقترح استخدام تقنيات التشفير المسبق الهجين القائمة على الذكاء الاصطناعي، مثل الشبكات العصبية. تُظهر نتائج دراستنا إمكانات الذكاء الاصطناعي لتعزيز تقدير القنوات في أنظمة 5G-MmWave مما يسمح بفتح أفق جديدة لاتصالات لاسلكية أكثر كفاءة و عالية الاداء.

الكلمات الرئيسية: 5G-MmWave، MIMO، التعلم العميق، الذكاء الاصطناعي، تقدير القناة الضخم

Liste des acronymes

1G	Première Génération.
2G	Deuxième Génération.
3D	Troisième dimension.
3G	Troisième Génération.
3GPP	3rd Generation Partnership Project.
4G	Quatrième Génération.
5G	Cinquième Génération.
AMPS	Advanced Mobile Phone System.
ANFR	Agence nationale des fréquences.
CDMA	Code Division Multiple Access.
CNN	Convolutional Neural Network
DL	Deep Learning.
FC	Fully Connected.
FDD	Frequency division duplex.
FDMA	Frequency Division Multiple Access.
GSM	Global System for Mobile Communications.
IA	Intelligence Artificielle.
IoT	Internet Of Things.
LTE	Long Term Evolution.
LOS	Line Of Sight.
MIMO	Multi Input Multi Output.
ML	Machine Learning.
MLP	Multi-Layer Perceptron.
MISO	Multi Input Single Output.
MmWave	Millimeter Wave.
MSE	Mean Squared Error.
MU-MIMO	Multi-Utilisateur MIMO.
NGMN	Next Generation Mobile Networks.
NMT	Téléphone Mobile Nordiques.
NLOS	None Line Of Sight.
NR	New Radio
OFDMA	Orthogonal Frequency Division Multiplexing.

RELU	Rectified Linear Unit
RF	Radio Frequency.
RNA	Artificial Neural Network.
RVB	Rouge, Vert, Bleu.
SGD	Stochastic Gradient Descent.
SIMO	Single Input Multiple Output.
SISO	Single Input Single Output.
SU-MIMO	Single User MIMO.
TDD	Time Division Duplex.
TDL	Tapped Delay Line.
TDL-A	Tapped Delay Line Type A.
TDL-E	Tapped Delay Line Type E.
TDMA	Time Division Multiple Access.
UMTS	Universal Mobile Telecommunications System.
WCDMA	Wideband CDMA
WI-FI	Wireless Fidelity

Table des matières

Remerciements	II
Dédicace	III
Dédicace	IV
Résumé	V
Abstract	VI
ملخص	VII
Liste des acronymes	VIII
INTRODUCTION GENERAL	2
CHAPITRE I : Les Nouvelles Technologie des Réseauxsans-Fil.....	3
I.1.Introduction	4
I.2.Historique des réseaux sans fil cellulaire	4
I.2.1 Première génération 1G	5
I.2.2 Deuxième génération 2G - GSM	5
I.2.3.Troisième génération 2G - GSM.....	5
I.2.4 Quatrième génération 4G - LTE	6
I.2.5Cinquième génération 5G	6
I.3.Les fréquence utilisées pour la 5G.....	7
I.4.Architecture radio des réseaux mobiles 5G	7
I.5.Les technologies de la 5G	9
I.5.1Les Ondes millimétrique	10
I.5.2.Les Microcellules	10
I.5.3.Formation des faisceaux	10
I.5.4. Full duplex	10
I.5.5.Massive Mimo	10
I.6.Les Techniques d'accès mobile	12
I.7.Les Applications visées par le réseau 5G	13
I.8.Les différences de spécifications entre la 4G et la 5G	14
I.9.Les objectifs de la 5G	15
I.10.La 5G et le risque pour la santé	15
I.11.Conclusion ..	15
CHAPITRE II : La Technologie MIMO massif	18
II.1.Introduction	17
II.2.MIMO Conventionnel	17

II.3.Type de MIMO	17
II.3.1.Le Système SISO	18
II.3.2.Le système SIMO	19
II.3.3.Le system MISO	20
II.3.4.Le système MIMO	20
II.4.Le système MASSIVE MIMO	22
II.5.MIMO Multi-utilisateur et MIMO mono-utilisateur	22
II.5.1.SU-MIMO....	22
II.5.2.MU-MIMO	23
II.6.La formation des faisceaux(Le Beamforming)	25
II.6.1.Antenne omnidirectionnelle VS antenne directionnelle (intelligente)	25
II.6.2.Types de formation de faisceaux	26
II.6.2.1.Le Beamforming numérique	26
II.6.2.2.Le Beamforming analogique	27
II.6.2.3.Le Beamforming hybride	28
II.6.2.3.1.Les Structures du Beamforming	30
II.7.Les avantages de massive MIMO pour la 5G	31
II.8.Conclusion	31
CHAPITRE III : Les Réseaux de Neurons	32
III.1.Introduction	33
III.2.Intelligence Artificielle	33
III.3.Les Types de l'intelligence artificielle	34
III.3.1.Apprentissage automatique	34
III.3.2.Apprentissage profond	34
III.3.2.1.Les Réseaux de neurones artificiels (RNA)	35
III.3.2.1.1. Les Paramètres des Réseaux Neuronaux	36
• Fonction Cout.....	39
• Le Gardient Descendant.....	40
• Back-Propagation.....	41
• Le Batch-Normalization	42
• L'Epochs.....	43
III.3.2.2.Les réseaux de neurones convolutionnels (CNN)	41
III.3.2.2.1. Couche de convolution (CONV)	44

III.3.2.2.2. La Couche de pooling (POOL)	46
III.3.2.2.3. La Couche de correction (RELU)	47
III.3.2.2.4. La Couche entièrement connectée (FC)	48
III.3.2.2.5. La Couche de perte (LOSS)	48
III.3.2.3. Les Auto-encodeurs	49
III.3.2.3.1. Définition et architecture d'un auto-encodeur	49
III.4. Conclusion	50
Chapitre IV : Estimation du canal basé sur les Réseaux de Neurones.....	51
IV.1. Introduction	52
IV.2. Le langage utilisé	52
IV.3. Modèles de canaux	53
IV.3.1. Canal Plat (Flat fading)	54
IV.3.2. Canal TDL (Tapped Delay Line)	55
IV.4. Réseaux de Neurones CNN	57
IV.4.1. Architecture du CNN	57
IV.5. Model de système simulé	60
IV.5.1. Systèmes 5G-MmWave MONO-Antenne	60
IV.5.2. Systèmes 5G-MmWave massives MIMO	60
IV.5.3. Résultats de Simulation	63
IV.5.3.1. Estimation de canal SISO	64
IV.5.3.1.1. Résultats de MSE	65
IV.5.3.2. Estimation du Canal Massive MIMO	67
IV.5.4. Le canal TDL-A	67
IV.5.5. Le canal TDL-E	70
IV.6. Conclusion	73
CONCLUSION GENERALE	74
BIBLIOGRAPHIQUE	76

Liste des figures

CHAPITRE I : Les Nouvelles Technologie des Réseaux sans-Fil

Figure I-1 : Evolution des réseaux mobiles cellulaires.	4
Figure I-2 : Exemple théorique de la couverture cellulaire.	5
Figure I-3 :Fréquences utilisées pour la 5G.	7
Figure I-4 :Architecture Réseaux 5G.	9
Figure I-5 :Techniques utilisées dans la technologie 5G.	9
Figure I-6 :Spectres des fréquences (ondes millimétriques).	10
Figure I-7 : La technique Massive MIMO.	12
Figure I-8 : technique d'accès.	13
Figure I-9 : Applications de la 5G.	14

CHAPITRE II : La Technologie MIMO massif

Figure II-1 :Schémas représentatifs du SISO, MISO, SIMO et MIMO	18
Figure II-2 :Schéma du Système SISO	18
Figure II-3 :Schéma du Système SIMO.....	19
Figure II-4 :Schéma du Système MISO.....	20
Figure II-5 :Schéma du système MIMO.	21
Figure II-6 :Modèle du système MIMO massif.	22
Figure II-7 :Le SU-MIMO et MU-MIMO.....	23
Figure II-8 :Système Massive MIMO en transmission multi-utilisateurs.	25
Figure II-9 :Les types de beamforming.	26
Figure II-10 :Architecture du pré-codage numérique.	27
Figure II-11 : Architecture du Précodage analogique.....	28
Figure II-12 :Architecture Hybride de beamforming.	29
Figure II-13 :(a): Fully connected - (b): Sub connected.	30

CHAPITRE III : Les Réseaux de Neurones

Figure III-1 :L'Intelligence artificielle.	33
Figure III-2 :La relation entre AI, ML et DL	35
Figure III-3 :RNA avec une couche d'entrée x, couche cachée, et une couche de sortie y ...	36
Figure III-4 :illustration de l'algorithme du gradient descendant.....	38
Figure III-5 : Illustration du principe de back propagation.	39
Figure III-6 : un réseau de neurones profond avec des données d'apprentissage, et la notion de "batch-Normalization"	40

Figure III-7 :Exemple de mini-batch de données d'apprentissage	40
Figure III-8 :Schéma représentant l'architecture d'un CNN.	41
Figure III-9 :Une couche du CNN en 3 dimensions. (Vert = volume d'entrée, bleu = volume du champ récepteurgris = couche de CNN, cercles = neurones artificiels indépendants)	43
Figure III-10 : Exemple explicative sur l'opération de convolution	44
Figure III-11 :Illustration de Padding.	45
Figure III-12 : Pooling avec un filtre 2x2 et un pas de 2.	47
Figure III-13 : Un exemple de la fonction d'activation Relu.	48
Figure III-14 :La Couche fully-connected.	48
Figure III-15 :Architecture d'un auto-encodeur simple.	50

Chapitre IV : Estimation du canal basé sur les réseaux de neurones

Figure IV-1 : Propagation LoS entre un utilisateur à antenne unique et une Bs	53
Figure IV-2 : Propagation NLoS entre un utilisateur a antenne unique et une Bs.	54
Figure IV-3 :le profil spectral du canal Plat du signal modulé FSK avant et après le filtrage.	56
Figure IV-4 :le profil spectral du canal TDL-A avec signal modulé FSK avant et après le filtrage.	55
Figure IV-5 :Achitecture du CNN	57
Figure IV-6 : Système 5G SISO	60
Figure IV-7 :Le système 5G-Mssive MIMO	64
Figure IV-8 : Courbe Accuracy et Loss du Réseaux CNN	65
Figure IV-9 : Performance comparée : Estimation pratique, Estimation par réseau CNN et Interpolation du canal.	63
Figure IV-10 :Courbe Accuracy et Loss du Réseaux CNN.	68
Figure IV11 :Estimation canal TDL-A avec différents décalage Doppler	69
Figure IV-12 :Estimation canal TDL-A avec différents décalage délaide propagation.	71
Figure IV-13 :Estimation canal TDL-E avec différents décalage Doppler	72
Figure IV-14 : Estimation canal TDL-E avec différents décalage délai de propagation.	72

Liste des tableaux

Tableau I-1: les Différences des spécifications entre la 4G et la 5G.....	15
Tableau II-2: Tableau comparatif entre SU-MIMO et MU-MIMO.	25
Tableau IV-1: un tableau décrivant chaque couche de l'architecture du cnn	59
Tableau IV-2 : MSE Canal TDL-A avec différents décalage Doppler.....	
Tableau IV-3 : MSE Canal TDL-A avec différents décalage délai de propagation	69
Tableau IV-4 : MSE Canal TDL-E avec différents décalage Doppler	70
Tableau IV-5: MSE Canal TDL-E avec différents décalage délai de propagation	71

INTRODUCTION GENERAL

L'avancement rapide de la technologie de communication sans fil a entraîné une augmentation considérable du nombre d'utilisateurs de téléphones mobiles. L'utilisation répandue des appareils intelligents a entraîné une croissance exponentielle des besoins en communication sans fil. Bien que de nouvelles technologies telles que la modulation à petite cellule et à ordre élevé aient permis d'améliorer dans une certaine mesure l'efficacité de la bande passante, elles ne parviennent toujours pas à répondre pleinement aux exigences croissantes. La technologie massive MIMO (entrées multiples et sorties multiples) est un sujet d'une grande importance et d'actualité, principalement motivé par les exigences des communications sans fil de cinquième génération (5G) et des générations futures. L'objectif ultime est d'améliorer les performances du système, y compris la capacité, la couverture et la fiabilité des communications sans fil à haute vitesse dans les environnements mmWave.

Dans les réseaux de communication sans fil, l'estimation précise du canal est essentielle pour améliorer les performances du système. Les systèmes 5G-MmWave exploitent les fréquences millimétriques (mmWave) pour atteindre des débits de données très élevés. Cependant, ces fréquences élevées sont sensibles aux pertes de propagation et à l'atténuation du signal, ce qui rend l'estimation du canal plus difficile

Le deuxième chapitre représente qui se concentre sur l'étude de la technologie Massive MIMO (Multiple Input Multiple Output). Nous allons explorer les principes fondamentaux de cette technologie révolutionnaire, en mettant en avant ses avantages, ses défis et ses applications potentielles dans différents domaines.

Le troisième chapitre nous sommes à l'aube d'un nouveau paradigme technologique où l'intelligence artificielle transcende les domaines spécifiques. La convergence d'une multitude d'algorithmes, l'essor de la puissance de calcul et l'abondance de données massives stockées dans des bases interconnectées à travers des réseaux de machines en constante connexion ont considérablement complexifié la vie humaine.

Le dernier chapitre de ce travail est consacré à la simulation et aux résultats obtenus. Nous effectuons une analyse des paramètres du système et une synthèse graphique en ce qui concerne l'estimation de canal basée sur le paramètre de l'erreur quadratique moyenne (MSE). Enfin, nous présentons une conclusion générale qui résume l'ensemble de notre travail.

Chapitre 1

Les Nouvelles Technologies des Réseaux Sans-Fil

I.1. Introduction :

Les réseaux mobiles sont des technologies de communication sans fil qui permettent la transmission de la voix et des données par le biais d'ondes radio. Depuis l'avènement des téléphones portables, les réseaux mobiles ont connu une évolution rapide, passant des premiers réseaux 1G aux réseaux 4G actuels, avec des vitesses de données toujours plus élevées et une meilleure qualité de service. Les réseaux mobiles sont devenus indispensables dans la vie quotidienne de millions de personnes à travers le monde, et ils sont utilisés pour des applications allant des appels téléphoniques aux services de messagerie, en passant par l'accès à Internet et aux réseaux sociaux. Avec l'arrivée de la technologie 5G, les réseaux mobiles vont connaître une nouvelle révolution qui va permettre de répondre à la demande croissante des utilisateurs en termes de débit de données, de capacité, de temps de latence et de qualité de service. Ce chapitre a pour but de décrire le contexte des applications mobiles et des principaux enjeux associés afin de présenter l'arrivée de la cinquième génération.

I.2. Historique des réseaux sans fil cellulaire :

Les premiers réseaux sans fil cellulaire ont été développés dans les années 1970 pour les applications commerciales. Le réseau Advanced Mobile Phone System (AMPS) a été lancé aux États-Unis en 1983, suivi par la deuxième génération de technologies cellulaires telles que le GSM et le CDMA dans les années 1990. Les réseaux sans fil cellulaire de troisième génération (3G) communication vocale et transfert de données, ont été introduits dans les années 2000, suivis de la quatrième génération (4G) communication et transfert haut débit. Actuellement, la technique de réseau sans fil en cours de déploiement est la 5G, qui promet des vitesses de données encore plus rapides, une capacité accrue et une qualité de service améliorée [1].

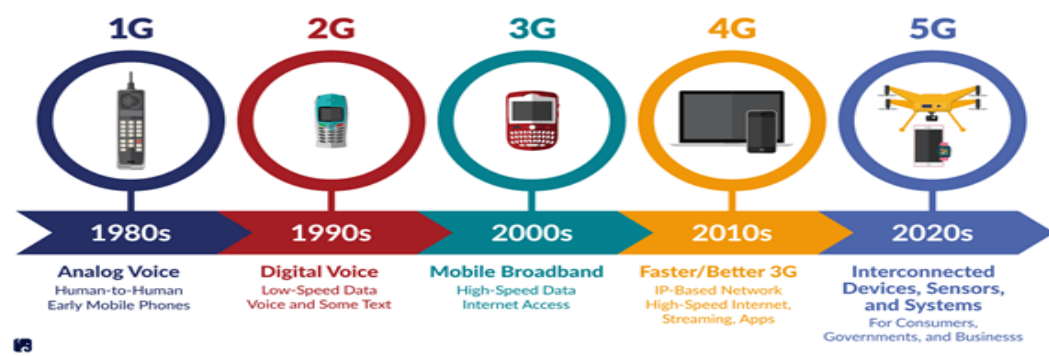


Figure I-1 : Évolution des réseaux mobiles cellulaires.

I.2.1. Première génération (1G) :

Lors de son apparition, le réseau mobile se présentait sous la forme d'une version analogique appelé première génération (1G) dans les années 80. Cette génération utilisait différents standards tels que l'AMPS, le NMT et le Radiocom2000 [2]. Cependant, la 1G ne pouvait prendre en charge que les appels vocaux, et les communications entre les terminaux et les stations de base n'étaient pas sécurisées. En outre, elle ne permettait pas le Roaming international [3].

I.2.2. Deuxième génération 2G - GSM :

Les systèmes mobiles de deuxième génération (2G) ont été introduits à la fin des années 1980. Comparés aux systèmes de première génération, les systèmes 2G utilisent une technique d'accès multiple numérique, tels que TDMA (accès multiple par répartition dans le temps) et CDMA (accès multiple par code). Par conséquent, les systèmes 2G offrent une efficacité spectrale plus élevée, de meilleurs services de données et une itinérance plus avancée par rapport aux systèmes de première génération. Aux États-Unis, il y avait trois lignes de développement de systèmes cellulaires numériques de deuxième génération, la figure ci-dessous présente un exemple théorique de la couverture cellulaire. Le premier système numérique, introduit en 1991, était l'IS-54 (cellulaire numérique TDMA d'Amérique du Nord), dont une nouvelle version prenant en charge des services supplémentaires (IS-136) a été introduite en 1996. Pendant ce temps, l'IS-95 (CDMA One) a été déployé en 1993 [4].

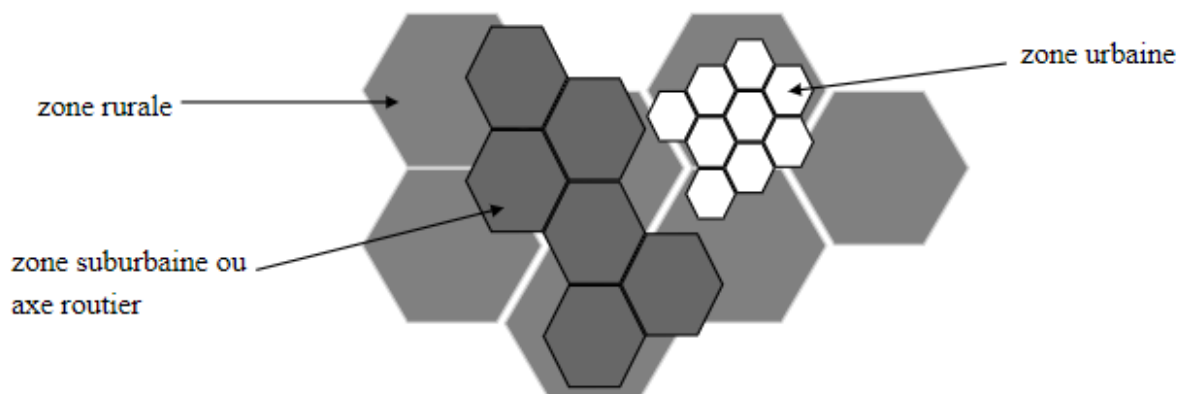


Figure I-2: Exemple théorique de la couverture cellulaire.

I.2.3. Troisième génération 3G - UMTS :

La troisième génération de réseaux mobiles comprend deux familles de technologies qui ont connu un succès commercial : l'UMTS dérivé du GSM et le CDMA2000 dérivé de l'IS-95. La technologie UMTS utilise une bande de fréquences de 5 MHz pour la transmission de la voix et des données, offrant des débits allant de 384 kbps à 2 Mbps. Elle repose sur la technique d'étalement de spectre WCDMA (Wideband CDMA), qui consiste à utiliser une bande de fréquences plus large pour envoyer un grand nombre de données sous forme de paquets. L'UMTS permet l'émergence de nouvelles applications et services, notamment en ce qui concerne la vidéo : visiophonie, MMS vidéo, vidéo à la demande et télévision [3].

I.2.4. Quatrième génération 4G - LTE :

La norme LTE, développée par l'organisme de standardisation 3GPP et commercialisée en octobre 2010, se base sur des protocoles IP et utilise une fréquence large bande allant de 1,4 MHz à 20 MHz, permettant un débit de 100 Mbit/s pour un utilisateur en mouvement et de 1 Gbit/s en mode stationnaire. Grâce à son architecture, le LTE permet de réduire la latence, de mieux gérer les utilisateurs en mobilité, d'offrir une meilleure qualité de service et une meilleure gestion de la sécurité. Pour assurer la transmission des données, cette technologie utilise l'accès multiple par division de fréquence orthogonale (OFDMA) comme technique d'accès [2].

I.2.5. Cinquième génération 5G :

La technologie mobile 5G a changé la manière d'utiliser les téléphones portables avec une bande passante très élevée. Elle est la prochaine phase des normes de télécommunications mobiles au-delà de la 4G/IMT-Advanced. Elle offre une communication sans fil complète et des applications telles que l'automatisation domestique, les transports intelligents, la sécurité et les livres électroniques bénéficient de la connectivité mobile. Chaque nouvelle version améliorera encore les performances et ajoutera de nouvelles fonctionnalités [5]. La technologie 5G a révolutionné l'utilisation des téléphones portables grâce à une bande passante très élevée, offrant des fonctionnalités avancées et une forte demande pour l'avenir. Les utilisateurs peuvent connecter leur téléphone portable 5G à leur ordinateur pour obtenir un accès Internet haut débit, tandis que les enfants peuvent profiter de technologies amusantes telles que Bluetooth et les réseaux Pico. Les fonctionnalités incluent un appareil photo, un enregistreur

Chapitre I Les Nouvelles Technologies des Réseaux Sans-Fil

MP3, un lecteur vidéo, une grande mémoire de téléphone, une numérotation rapide, un lecteur audio, et plus encore [6].

I.3. Les fréquences utilisées pour la 5g :

Des fréquences situées sur l'ensemble du spectre radioélectrique seront utilisées pour la technologie 5G. L'Agence nationale des fréquences (ANFR) les divise en deux grandes catégories : les fréquences basses qui ont une grande couverture et une bonne propagation à l'intérieur des bâtiments, et les fréquences hautes qui ont une forte capacité mais une propagation limitée dans les bâtiments. La stratégie consiste à utiliser à la fois de nouvelles fréquences dans la bande du spectre radioélectrique et celles déjà attribuées pour les technologies 2G, 3G et 4G. À l'heure actuelle, deux nouveaux blocs de fréquences seront utilisés pour la 5G : celui de la bande 3,5 GHz (3,4-3,8 GHz) et celui de la bande 26 GHz (24,25-27,5 GHz), qui appartiennent à la catégorie des ondes millimétriques [7].

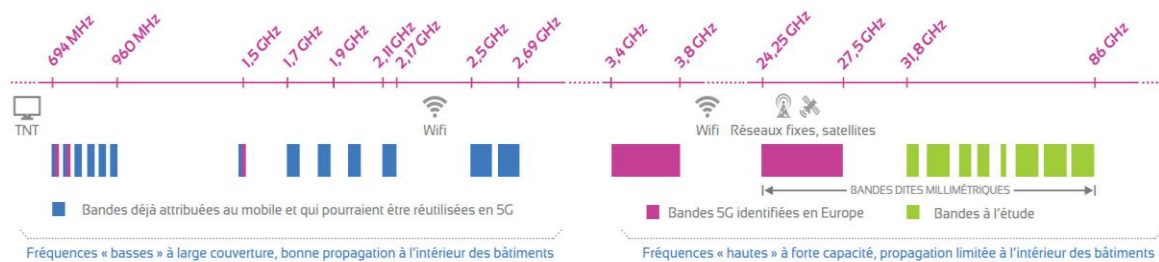


Figure I-3:Fréquences utilisées pour la 5G.

I.4. Architecture radio des réseaux mobiles 5G :

Bien que la 5G ne soit pas encore normalisée et que des modifications puissent encore être apportées, il existe des éléments et des techniques clés qui la caractérisent comme la montre dans la Figure I-4

Les différents nœuds de réseau et leurs fonctions [8] :

1- Le plan utilisateur (user plane UP) : sa fonction est de gérer la transmission du tunnels NG-U et les services de chemin de données associés, tels que l'ancrage pour le transfert, les QOS et l'application de la politique circulation.

Chapitre II Les Nouvelles Technologies des Réseaux Sans-Fil

2- Gestion de session (session management function SMF) : est la partie contrôle d'une session PDU. En d'autres termes, elle configure des tunnels NG, attribue des adresses IP avec DHCP, et configure le pilotage du trafic (vers un tiers ou un nuage périphérique). Il peut y avoir plusieurs fichiers SMF associés à un UE, bien qu'un seul par tranche.

3- Gestion d'accès et de mobilité (access and mobility management function AMF) : gère tous les signalisations de 5GC provenant et aller à l'UE. Contrairement au SMF, c'est une seule fonction présentée dans plusieurs tranches. Il prend en charge l'accès d'utilisateur au réseau et gérer la mobilité en interagissant avec l'UE et avec d'autres

NFS.

4- Serveur d'authentification (the authentication server function AUSF) : il prend en charge l'authentification pour les accès 3GPP et non 3GPP.

5- Gestion de données unifiées (unified data management UDM) : peut-être considérer comme un référentiel pour les informations tels que : identifiants, les détails de l'AMF et l'affectation SMF pour la session en cours.

6- Contrôle de politique (Policy control function PCF) : est une entité unifiée fournissant des règles (QOS, filtrage, charge etc.) à d'autres fonctions de plan contrôle telle que SMF.

7- Sélection de tranche de réseau (network slice selectionfunction NSSF) : sélectionne l'ensemble des tranches de réseau desservant l'UE ainsi que le meilleur AMF pour cette fin.

8- Exposition du réseau (network exposurefunction NEF) : expose les capacités des réseaux et les évènements des réseaux UE pour une 3eme partie, fonctions d'application, et d'autres fins.

9- Référentiel réseau (network repositoryfunction NRF) : découvre les instances de fonction réseau lorsqu'il vise une demande de découverte NF à partir d'une instance NF.

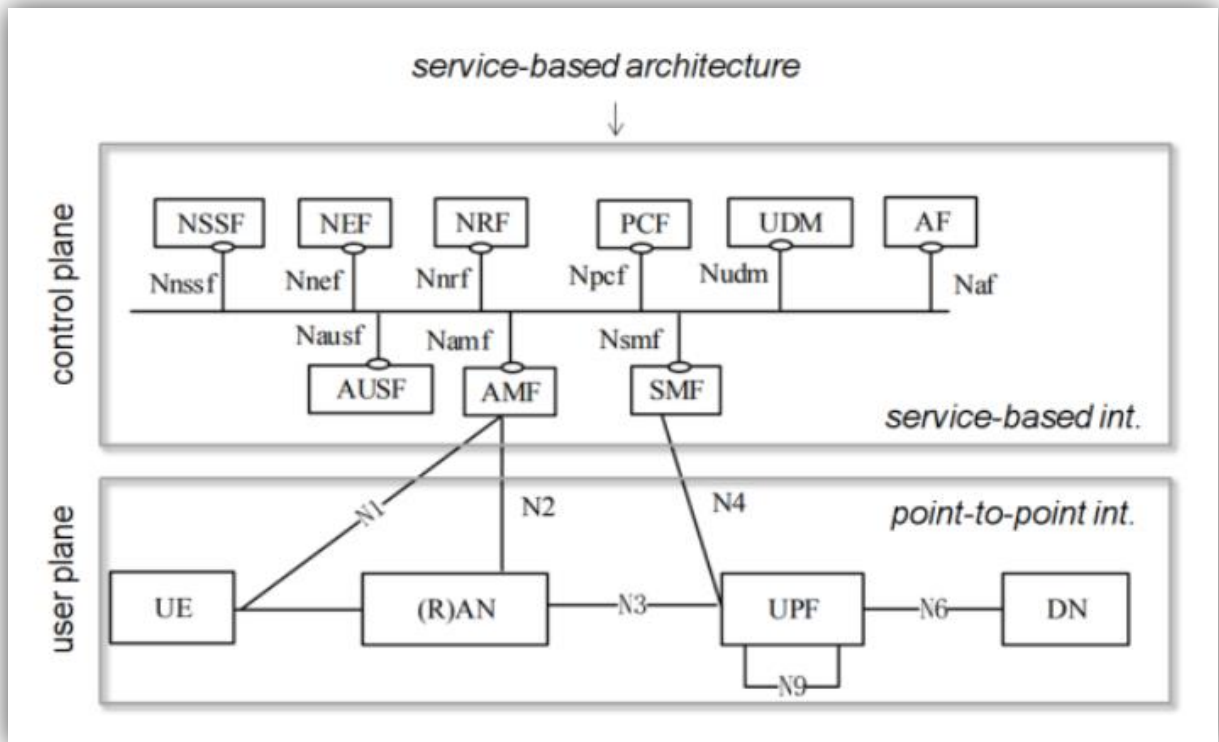


Figure I-4: Architecture Réseaux 5G.

I.5. Les technologies de la 5G :

La technologie 5G englobe plusieurs améliorations notables, telles que l'utilisation de fréquences plus élevées, une bande passante accrue, une latence réduite et une connectivité massive des objets. Elle s'appuie également sur des techniques avancées, notamment le Beamforming et la virtualisation des réseaux. En outre, la 5G introduit de nouvelles technologies, comme celles présentées dans la figure I-5 [9].



Figure I-5: Techniques utilisées dans la technologie 5G.

I.5.1. Les Ondes millimétrique :

Les ondes millimétriques constituent une option pratique et prometteuse pour les futurs réseaux cellulaires 5G. Elles couvrent une gamme de fréquences de 30 GHz à 300 GHz, ce qui correspond à des longueurs d'onde de l'ordre du millimètre (de 1 mm à 1 cm). Ces dix dernières années, la plupart des appareils électroniques ont utilisé des bandes de fréquences inférieures à 6 GHz, qui sont très encombrées en raison du nombre croissant d'objets connectés. Pour remédier à ce problème de qualité de service, il est important d'utiliser des fréquences plus élevées et des bandes de fréquences plus larges. Les fréquences plus élevées permettent de faire passer plus d'informations par seconde, tandis que l'augmentation du spectre permet d'augmenter le nombre de canaux de transmission. [10] [11].

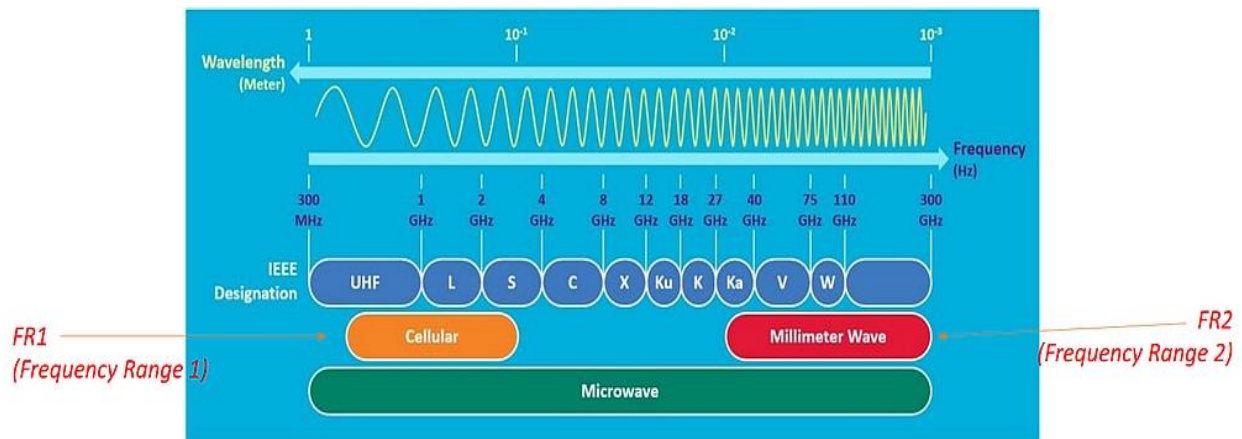


Figure I-6: Spectres des fréquences (ondes millimétriques).

I.5.2. Les Microcellules :

D'une part, la réduction de la taille de la cellule ou du nombre d'utilisateurs par cellule [12] entraîne une augmentation de l'efficacité spectrale de la zone. D'autre part, en réutilisant le spectre et en réduisant la taille des cellules, on peut augmenter la capacité globale du réseau [9].

I.5.3. La Formation des faisceaux (Beamforming) :

En dirigeant les ondes vers chaque objet spécifique, on améliore la précision du signal et réduit les interférences, ce qui permet une consommation d'énergie réduite tout en optimisant l'utilisation de la bande passante [12].

I.5.4. Le Full-duplex :

Afin d'éviter les perturbations de signal, il est courant que la transmission et la réception sans fil s'effectuent sur des bandes de fréquences différentes. Pour séparer les canaux de liaison montante et descendante sans interférence, un système bidirectionnel doit utiliser soit le domaine fréquentiel FDD, soit le domaine temporel TDD pour la communication en quadrature. Cependant, grâce à la technique Full Duplex, il est possible d'émettre et de recevoir simultanément sur la même bande de fréquence, ce qui augmente considérablement la capacité du réseau. La 5G utilise donc le duplex intégral, qui peut engendrer des interférences de signal avec des échos, pouvant être atténuées grâce à des techniques d'égalisation au niveau du récepteur [9].

I.5.5. Le Massive-MIMO :

MIMO massif ou Massive MIMO est une technologie du futur qui fournira des réseaux large bande plus sécurisés, robuste, marque une rupture nette avec la pratique actuelle en utilisant un très grand nombre d'antennes de service (par exemple, des centaines ou des milliers) qui fonctionnent de manière totalement cohérente et adaptative. Des antennes supplémentaires aident en concentrant la transmission et la réception de l'énergie du signal dans des régions de plus en plus petites de l'espace. MIMO Massif est une forme du système MIMO multi utilisateurs où les stations de bases et le nombre d'utilisateurs sont très nombreux [13].

Massive MIMO est la technologie la plus excitante de la 5G et au-delà, regroupant des centaines, voire des milliers d'antennes dans les stations de base, desservant simultanément des dizaines d'utilisateurs [9].

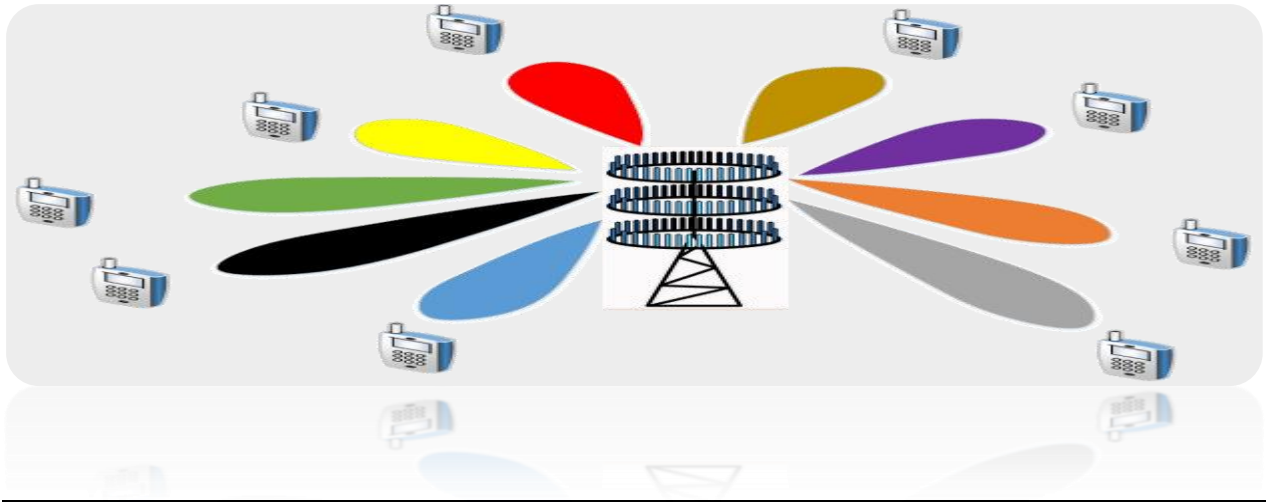


Figure I-7: La technique Massive MIMO.

I.6. Les Techniques d'accès mobile :

On assure la transmission de données entre le réseau et l'utilisateur en modulant le signal par le codage de l'information avant l'envoi sur le canal de propagation. Cette technique de multiplexage permet de faire passer plusieurs informations simultanément sur le même canal de transmission. Depuis l'avènement de la téléphonie mobile, cette méthode est utilisée pour transférer les données entre le réseau et les utilisateurs [14].

- **FDMA (Frequency Division Multiple Access)** : cette technique est utilisée dans les systèmes de communication sans fil, où elle permet à plusieurs utilisateurs d'utiliser simultanément le même canal de transmission, en divisant la bande passante en plusieurs sous-bandes. Chaque utilisateur a accès à une sous-bande différente, ce qui lui permet de communiquer sans interférence avec les autres utilisateurs[14].
- **TDMA (Time Division Multiple Access)** : est une technique d'accès multiple dans laquelle plusieurs utilisateurs partagent une même fréquence en se partageant le temps de transmission. la bande passante est partagée entre les différents utilisateurs en temps partagé, et plusieurs conversations peuvent avoir lieu simultanément sur la même fréquence[14].
- **Le CDMA (Code Division Multiple Access)** : est une technique d'accès multiple utilisée pour transmettre des signaux de différents utilisateurs pour une même bande passante.il utilise des codes uniques pour chaque utilisateur

Chapitre I Les Nouvelles Technologies des Réseaux Sans-Fil

pour différencier leurs signaux, permettant ainsi à plusieurs utilisateurs de transmettre simultanément sur la même bande passante [14].

- **L'OFDMA (Orthogonal Frequency Division Multiple Access)** : est une technique d'accès multiple basée sur la répartition orthogonale de la fréquence, qui permet à plusieurs utilisateurs d'accéder simultanément au réseau en utilisant différent sous-porteur orthogonal. Cela permet une utilisation plus efficace du spectre radioélectrique et une meilleure gestion des interférences. L'OFDMA est utilisé dans les réseaux mobiles de nouvelle génération tels que la 4G et la 5G [14].

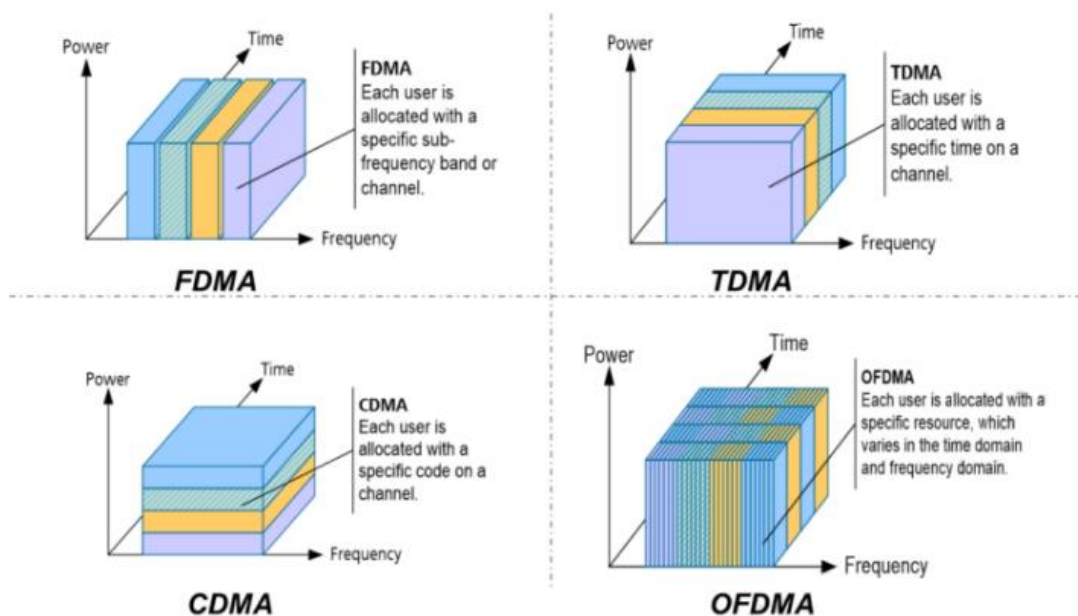


Figure I-8: Technique d'accès.

I.7. Les Applications visées par le réseau 5G:

La 5G apportera une connectivité sans fil à de nombreuses nouvelles applications, comme illustré dans la Figure I-9. Cette technologie s'intégrera à tous les aspects de notre vie future et créera un écosystème d'information centré sur l'utilisateur. Elle permettra de dépasser les limites de temps et d'espace pour offrir une expérience utilisateur immersive et interactive. La 5G réduira également la distance entre les personnes et les objets, permettant une intégration transparente pour une interconnexion facile et intelligente. Ainsi, la vision de

Chapitre I Les Nouvelles Technologies des Réseaux Sans-Fil

"l'information à portée de main et tout connecté" sera réalisée. De nombreuses organisations ont proposé de nombreux cas d'utilisation pour la 5G, dont les principaux moteurs sont l'internet mobile et l'Internet des Objets (IoT), qui entraîneront une grande variété d'applications [15].

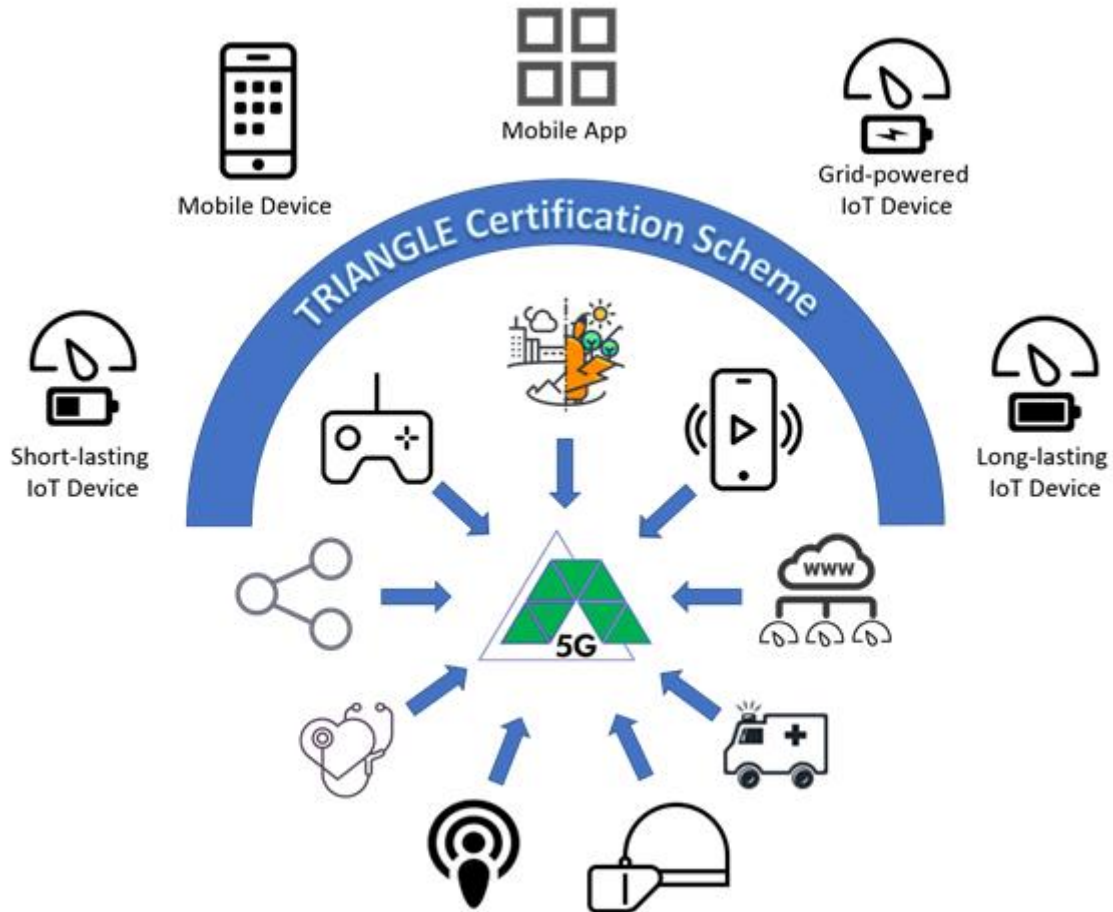


Figure I-9: Applications de la 5G.

I.8. Les différences de spécifications entre la 4G et la 5G :

Le tableau suivant résume la différence entre 4G et 5G [16].

Spécification	4G	5G
Libelle complet	Quatrième génération	Cinquième Génération
Débit de crête	1 Gbps (pour 4G+)	10 Gbps
Largeur de bande (débit)	2 Mbps à 1Gbps	1 Gbps et plus selon les besoins
Efficiéce spectral	30 b/s/Hz	120 b/s/Hz
Intervalle de temps de transmission	1ms	Variable (100 us (min) à 4 ms (ms))
Latence	10 ms (radio)	<1 ms (radio)

Chapitre I Les Nouvelles Technologies des Réseaux Sans-Fil

Mobilité –vitesse maximale de déplacement à laquelle l'on peut utiliser la Ng	350 km/h	500 km/h
Densité de connexion	1000/km ²	1 000 000 /km ²
Bande de fréquence	2 à 8 GHz	3 à 300 GHz
Services	Accès dynamique à l'information appareils portables streaming haute définitionroaming mondial	Accès dynamique à l'information appareils portables streaming haute définition toute demande utilisateur

Tableau I-1: les Différences des spécifications entre la 4G et la 5G.

I.9. Les objectifs de la 5G :

La 5G a pour objectif d'améliorer considérablement les performances des réseaux mobiles par rapport à la 4G. Elle vise des débits de données plus rapides, une latence réduite, une capacité accrue, des connexions stables et la prise en charge de nouvelles applications. La 5G permettra des téléchargements plus rapides, une expérience en ligne fluide et une connectivité fiable pour les jeux en ligne, la réalité virtuelle et augmentée, les voitures autonomes, la télémédecine, l'Internet des objets et d'autres domaines émergents. Elle ouvrira la voie à de nombreuses innovations et opportunités dans les communications sans fil [17].

I.10. La 5G et le risque pour la santé :

Les niveaux d'exposition aux ondes électromagnétiques de la 5G sont considérés comme sûrs pour la santé humaine, à condition de respecter les limites d'exposition recommandées par les normes internationales. Les études scientifiques n'ont pas montré de preuves concluantes de l'existence d'un danger pour la santé lié à l'exposition aux niveaux d'EM de la 5G

I.11. Conclusion :

La saturation du réseau 4G, due à l'augmentation du nombre d'utilisateurs et à l'échange de volumes croissants de données, justifie la transition vers la nouvelle génération de réseaux 5G. Cette évolution requiert plusieurs technologies, notamment le MIMO massif, la communication directe (Device-to-Device), la communication à ondes millimétriques et l'accès multiple par division de faisceaux dans la technologie MIMO massif. La numérogie de NR de la 5G offre une flexibilité adaptée à son architecture hétérogène.

Chapitre II

La Technologie MIMO massif

2.1. INTRODUCTION

Le Présent chapitre est consacré à l'étude de la technologie Massive MIMO (Multiple Input Multiple Output), une méthode de communication sans fil émergente qui représente l'un des piliers fondamentaux des systèmes de cinquième génération (5G) et de l'Internet des objets (IoT). Le besoin croissant d'une connectivité plus rapide, plus fiable et plus étendue a poussé les chercheurs et les ingénieurs à explorer de nouvelles approches pour les systèmes de communication sans fil. C'est dans ce contexte que la technologie MIMO traditionnelle a vu le jour en 1997, offrant une amélioration significative par rapport à la technologie SISO (Single-Input Single-Output). Cependant, pour répondre aux exigences de la 5G et de l'IoT, une évolution encore plus radicale était nécessaire, c'est ainsi qu'est né le concept de Massive MIMO. Dans ce chapitre, nous allons explorer les principes fondamentaux de cette technologie révolutionnaire, ses avantages et ses défis, ainsi que ses applications potentielles dans divers domaines, allant des réseaux mobiles aux villes intelligentes en passant par les systèmes de transport.

2.2. MIMO Conventionnel :

La technologie MIMO est une technologie sans fil qui utilise plusieurs émetteurs et récepteurs pour transférer plus de données en même temps. La technologie MIMO tire parti d'un phénomène d'onde radioélectriques appelé trajets multiples, où les informations transmises rebondissent sur les murs, les plafonds et d'autres objets, atteignant l'antenne de réception plusieurs fois sous différents angles et à des moments légèrement différents. Elle exploite le comportement par trajets multiples en utilisant plusieurs émetteurs et récepteurs « intelligents » avec une dimension « spatiale » supplémentaire pour augmenter considérablement les performances et la portée. MIMO permet à plusieurs antennes d'envoyer et de recevoir plusieurs flux spatiaux en même temps [18].

2.3. Type de MIMO :

Il existe quatre modèles de configuration d'antenne de base qui incluent : [19]

- ✓ SISO - Single Input Single Output
- ✓ SIMO - Entrée unique Sortie multiple
- ✓ MISO - Sortie unique à entrées multiples
- ✓ MIMO - Entrée multiple Sortie multiple

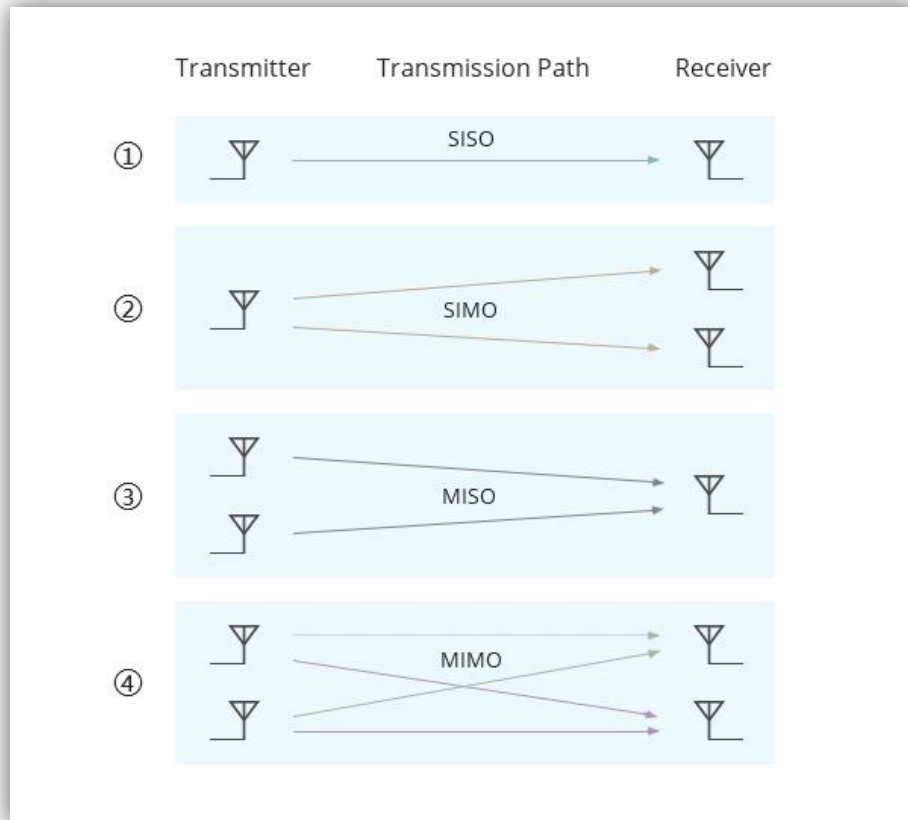


Figure II-1 : Schémas représentatifs du SISO, MISO, SIMO et MIMO.

2.3.1. Le Système SISO :

Le système SISO est l'acronyme anglais de "Single Input Single Output", qui se traduit en français par "Entrée Unique, Sortie Unique". Un système SISO est donc un système qui possède une seule entrée et une seule sortie. En ce qui concerne les antennes, une antenne SISO ne comporte qu'une seule émission à l'extrémité émettrice et une seule antenne réceptrice à l'extrémité. Cette configuration en fait le type d'antenne le plus simple à mettre en place et le plus facile à concevoir parmi les quatre types d'antennes existants.



Figure II-2 : Schéma du Système SISO.

L'équation de ce système est :

$$Y = Hx + n \quad (\text{II.1})$$

La capacité du canal SISO :

$$C = B \log_2(1 + \text{SNR}) \text{ [bit/s]} \quad (\text{II.2})$$

Où C'est la capacité du canal, B la largeur de bande du canal et SNR est le rapport signal sur bruit[20].

2.3.2. Le système SIMO :

Le Single-Input Multiple-Output, ou SIMO, est un type de MIMO qui utilise une seule antenne pour la transmission de données, mais plusieurs antennes pour la réception. En réduisant les interférences et en augmentant la capacité de transmission des données, cette approche améliore la qualité de la communication sans fil. Le SIMO est spécifiquement utilisé dans les systèmes de communication sans fil pour améliorer la qualité de la réception du signal, mais il a une capacité de transmission moins importante que d'autres types de MIMO tels que le MIMO Multi-User ou le MIMO Massive [21].

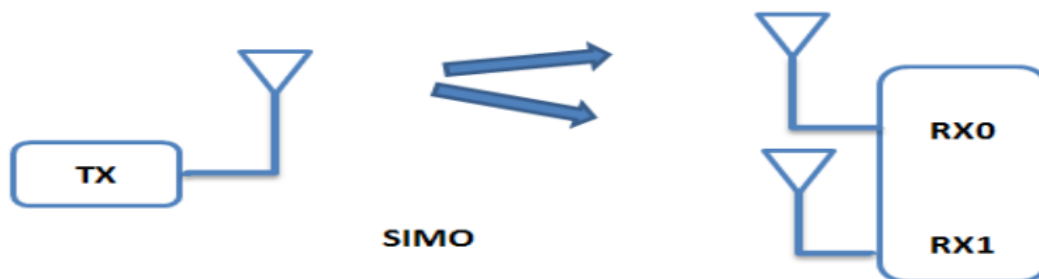


Figure II-3 : Schéma du Système SIMO.

L'équation de ce système est :

$$\sum_{i=0}^M Y = Hx + n \quad (\text{II.3})$$

La capacité du canal SIMO :

$$C = W \log_2 \left(1 + N_r^2 \frac{p}{wN_0} \right) \text{ bps} \quad (\text{II.4})$$

W : La bande passante donnée en Hz.

N_r : Le nombre d'antenne réceptrice.

p : La puissance du signal utile en Watt.

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

2.3.3. Le system MISO:

Un système appelé MISO (Multiple-Input Single-Output) possède plusieurs entrées (antennes d'émission) et une seule sortie (antenne de réception). Dans un système MISO, il y a une seule antenne pour recevoir les signaux provenant de ces antennes d'émission multiples, même si le signal peut être envoyé depuis plusieurs antennes d'émission. En d'autres termes, il y a de nombreuses sources disponibles, mais un seul endroit où aller[22].



Figure II-4 : Schéma du Système MISO.

L'équation de ce système est :

$$Y = \sum_{i=1}^N Hx + n \quad (\text{II.5})$$

La capacité du canal MISO :

$$C = W \log_2 \left(1 + N_t \frac{p_i}{wN_0} \right) \text{bps} \quad (\text{II.6})$$

N_t : Nombre d'antenne d'émission.

2.3.4. Le système MIMO:

La technologie radio MIMO (Multiple-Input Multiple-Output) utilise plusieurs antennes à la fois pour l'émission et la réception de signaux, ce qui permet aux données de traverser différents chemins. Cette technique permet de compenser les effets du canal et d'améliorer la qualité des signaux reçus. En effet, les systèmes sans fil MIMO peuvent être considérés comme une extension logique des antennes intelligentes, qui ont été utilisées depuis de nombreuses années pour améliorer la technologie sans fil [23].

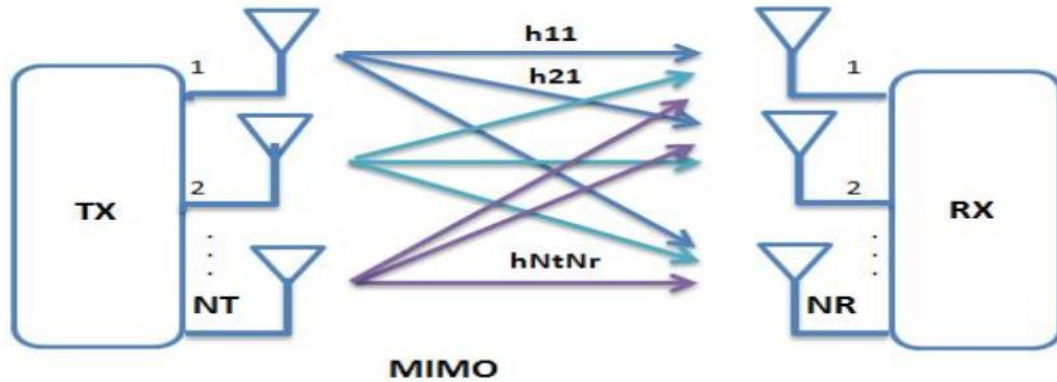


Figure II-5 :Schéma du système MIMO.

Le canal MIMO représenté par une matrice de canal H de taille $N \times M$. Cette matrice relie les signaux émis par N antennes d'émission aux signaux reçus par M antennes de réception.

$$H = \begin{pmatrix} h_{11} & \dots & h_{1N_t} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ h_{N_r1} & \dots & h_{N_rN_t} \end{pmatrix} \quad (\text{II.7})$$

Un signal MIMO peut être défini par :

$$Y = Hx + n \quad (\text{II.8})$$

Y : la séquence reçue

X : la séquence émit. .

n : représente le bruit qui corrompt le signal lors de la traversée du canal.

La capacité du système MIMO peut être décrite avec la fonction suivante :

$$C = \sum_{i=1}^M B_i \log_2 \left(\det \left[I_N + \frac{P_{t_i}}{M\sigma_n^2} H H^H \right] \right) = \sum_{i=1}^M B_i \log_2 \left(\det \left[I_N + \frac{P}{M} H H^H \right] \right) \quad (\text{II.9})$$

Ou B_i , \det, I_N donnent la bande passante pour chaque utilisateur, le déterminant d'une matrice et le $M \times N$ identifient la matrice, respectivement et P ici est le SNR moyen dans chaque canal, H^H désigne la transposée conjuguée d'une matrice H .

2.4. Le système MASSIVE MIMO :

Le Massive MIMO est considéré comme la technologie physique la plus prometteuse pour l'accès sans fil futur en dessous de 6 GHz. Son principe fondamental est l'utilisation de matrices d'antennes volumineuses au niveau des stations de base pour servir plusieurs terminaux autonomes en même temps. Cette technologie exploite les signatures de propagation spécifiques et riches des terminaux grâce à un traitement intelligent de la matrice pour augmenter la capacité de transmission [24].

L'utilisation de cette technologie pour servir différents utilisateurs dans la même ressource temps-fréquence peut être considérée comme un élément clé pour répondre aux contraintes d'efficacité spectrale et à l'épuisement du spectre de fréquence dans les réseaux mobiles de la 5G. Le modèle du système MIMO massif est illustré à la figure II-6.

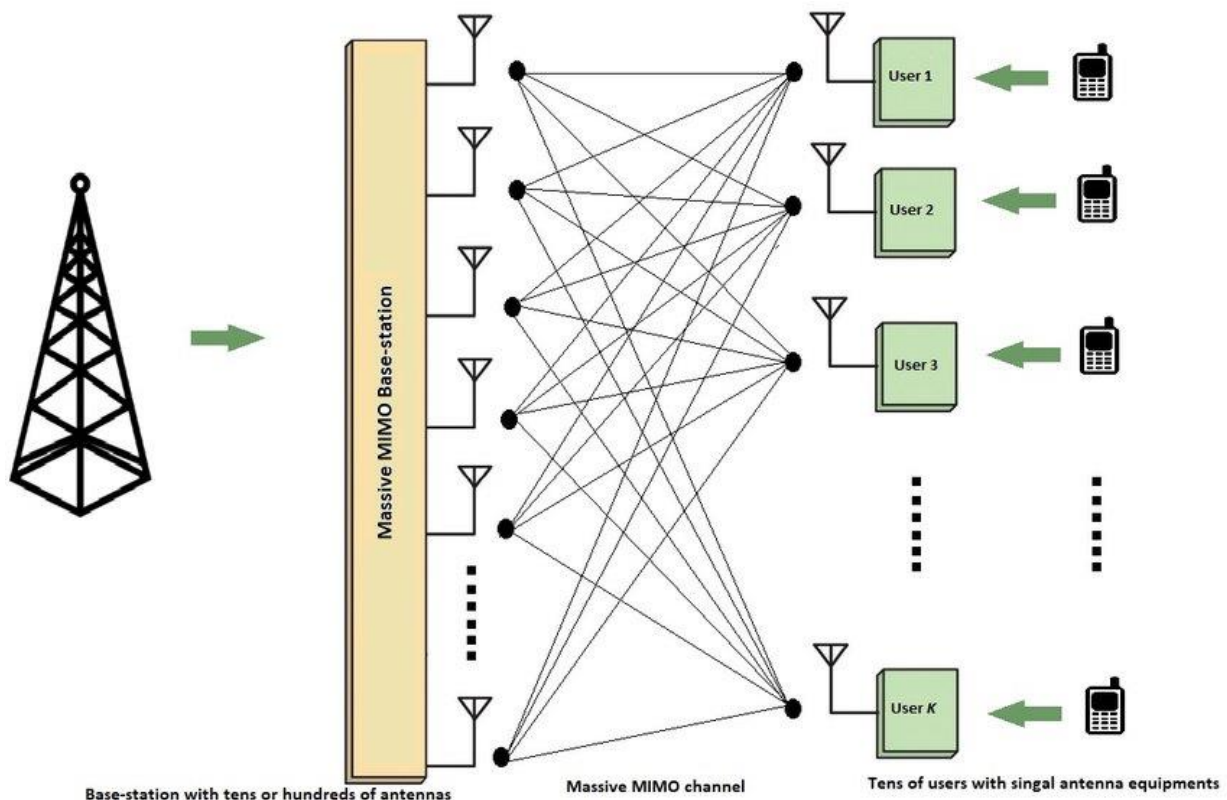


Figure II-6 :Modèle du système MIMO massif.

2.5. MIMO Multi-utilisateur et MIMO mono-utilisateur :

2.5.1. SU-MIMO :

Dans le système SU-MIMO, l'ensemble des flux de données transmis par les antennes du réseau est dirigé vers un seul utilisateur, d'où son appellation Single User MIMO. Le SINR

disponible est ensuite réparti entre différentes couches de données, chacune étant transmise séparément vers l'utilisateur cible de manière simultanée. Ce procédé a pour effet d'accroître le débit maximal des utilisateurs et d'améliorer la capacité du système. Concrètement, cela signifie que la cellule de réseau communique exclusivement avec un unique utilisateur, ce qui élimine les risques d'interférence.

2.5.2. MU-MIMO :

En MU-MIMO, plusieurs flux sont dirigés vers plusieurs utilisateurs et chaque flux peut atteindre plusieurs utilisateurs en même temps, ce qui le rend multi-utilisateurs. Le système partage la puissance disponible entre plusieurs couches de données, envoyées à plusieurs utilisateurs en même temps, chacune de ces couches étant formée séparément. De cette manière, la capacité du système est accrue et le débit perçu par l'utilisateur est amélioré. En d'autres termes, une cellule de communication peut communiquer avec plusieurs utilisateurs simultanément. Le principal avantage de MU-MIMO est son gain de multiplexage [25].

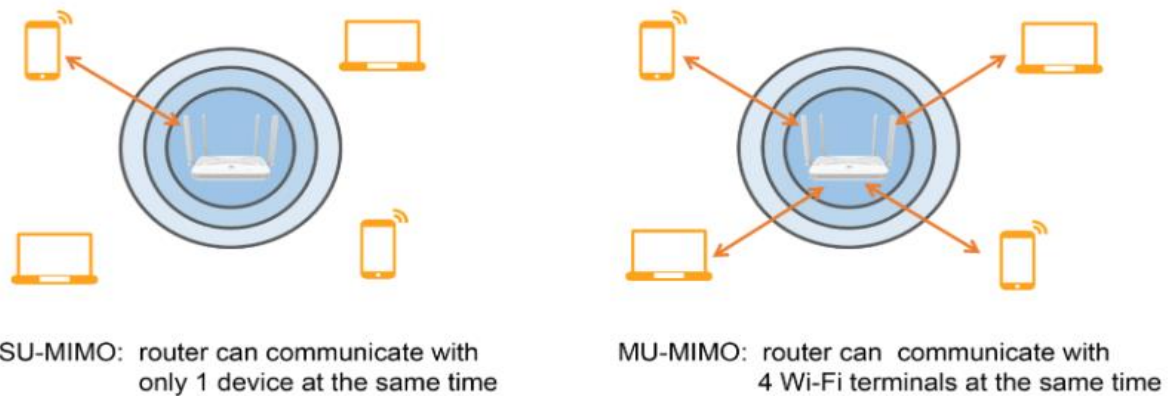


Figure II-7 :Le SU-MIMO et MU-MIMO.

Le tableau suivant résume la différence entre SU-MIMO et MU-MIMO[25].

Caractéristiques	SU-MIMO	MU-MIMO
Formulaire complet	MIMO mono-utilisateur	MIMO multi-utilisateurs
Fonction	C'est le mécanisme dans lequel les informations d'un seul utilisateur sont transmises simultanément sur plus d'un flux de données par BS dans la même	Dans MU-MIMO, les flux de données sont répartis entre plusieurs utilisateurs sur les mêmes ressources temps/

	grille temps/fréquence	fréquence mais dépendent de la séparation spatiale.
Objectif majeur	Il aide à augmenter le débit de données utilisateur/lien car il est fonction de la bande passante et de la disponibilité de l'alimentation.	Cela aide à augmenter la capacité du système, c'est-à-dire le nombre d'utilisateurs pris en charge par BS.
Impact sur les performances (corrélation d'antenne)	Plus sensible	Moins sensible
Impact sur les performances (source d'interférence)	Cellules Co-canal adjacentes	Liaisons prenant en charge la même cellule et d'autres utilisateurs MU-MIMO, et les cellules Co-canal adjacentes
Attribution de puissance	Diviser entre plusieurs couches pour le même utilisateur. Fixe par antenne d'émission	Partagé entre plusieurs utilisateurs et plusieurs couches. Il peut être attribué par utilisateur MU-MIMO en fonction de l'état du canal.
Processus CSI/Commentaires	Varie selon la mise en œuvre, TDD ou FDD et la réciprocité ou la rétroaction. Moins sensible à la granularité et à la qualité des commentaires	Très dépendant de CSI pour la précision de l'estimation du canal. Plus sensible à la granularité et à la qualité des commentaires
Dépendance à la formation de faisceaux	Varie selon la mise en œuvre TDD ou FDD et la réciprocité ou la rétroaction. Moins sensible à la granularité et à la qualité des commentaires	Fortement assisté par des mécanismes de formation de faisceaux appropriés (focalisation spatiale) qui maximisent le gain vers les utilisateurs visés. Plus sensible à la granularité et à la qualité

		des commentaires
--	--	------------------

Tableau II-1 :Tableau comparatif entre SU-MIMO et MU-MIMO.

2.6. La formation des faisceaux(Le Beamforming) :

Le Beamforming est une technique qui permet de diriger l'énergie émise par les antennes vers une direction précise. Ainsi, l'énergie ou la puissance est amplifiée dans cette direction pour un utilisateur donné, tandis qu'elle diminue dans les autres directions, ce qui réduit les interférences ailleurs. Contrairement à une émission à 360°, le faisceau est étroit (entre 3 et 30°) et l'énergie est concentrée dans une direction spécifique. Cette technique est particulièrement utile pour les réseaux de cinquième génération, qui utilisent des fréquences mm de 60 GHz, avec une longueur d'onde très petite. En concentrant l'énergie dans un faisceau étroit, on peut atteindre une distance plus grande que celle couverte par les réseaux actuels qui utilisent des fréquences de 2,4 ou 5 GHz. Le beamforming permet donc d'optimiser l'émission d'énergie dans une direction précise, ce qui permet d'atteindre les utilisateurs avec un signal plus fort sur une plus grande distance [26].

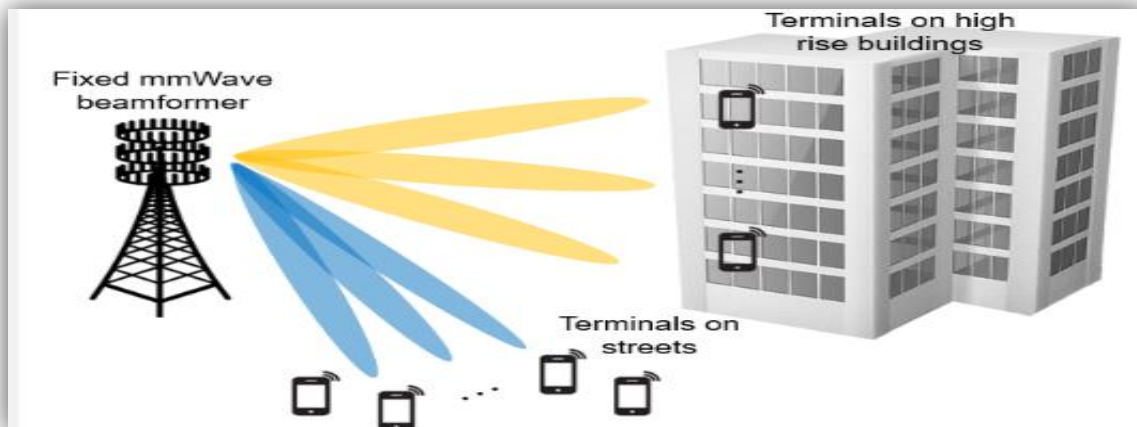


Figure II-8 : Système Massive MIMO en transmission multi-utilisateurs.

II.6.1. Antenne omnidirectionnelle VS antenne directionnelle (intelligente) :

Les antennes omnidirectionnelles et directionnelles (smart) sont deux types d'antennes utilisées dans les réseaux sans fil.

On peut dire qu'une antenne omnidirectionnelle émet des ondes électromagnétiques uniformément dans toutes les directions, offrant une couverture à 360 degrés. Elle est couramment utilisée dans les réseaux sans fil pour fournir une couverture de base qui ne nécessite pas de pointer l'antenne dans une direction particulière. En revanche, une antenne directionnelle (smart) émet des ondes électromagnétiques dans une direction spécifique, offrant une couverture plus précise et une portée accrue dans cette direction. Les antennes directionnelles sont souvent utilisées dans les réseaux sans fil pour fournir une couverture plus ciblée, par exemple pour connecter des bâtiments ou des équipements distants.

II.6.2. Types de formation de faisceaux :

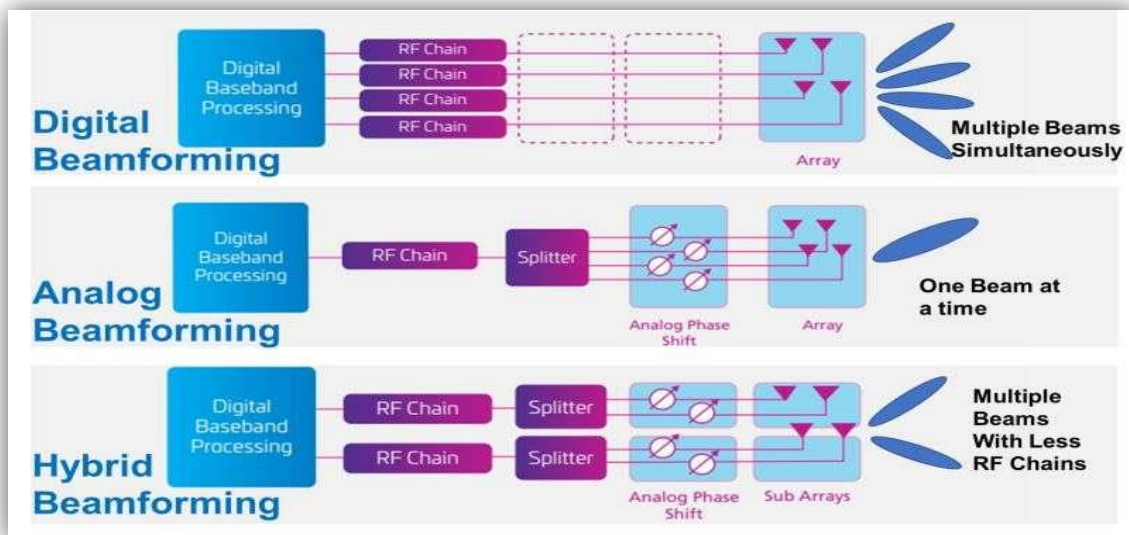


Figure II-9 : Les types de beamforming.

2.6.2.1. Le Beamforming numérique :

Le pré-codage numérique (Digital precoding) est une technique couramment utilisée dans les systèmes MIMO à basse fréquence. Son principe de base est de contrôler la phase et l'amplitude du signal de départ pour éliminer les interférences avant la transmission. En général, le pré-codage numérique se divise en deux catégories : le pré-codage linéaire, qui consiste à transmettre une combinaison linéaire de signaux de départ, et le pré-codage non-linéaire, qui utilise une approche non-linéaire pour générer le signal transmis. L'idée de base du pré-codage numérique est de contrôler la phase et l'amplitude du signal d'origine pour éliminer les interférences à l'avance [26].

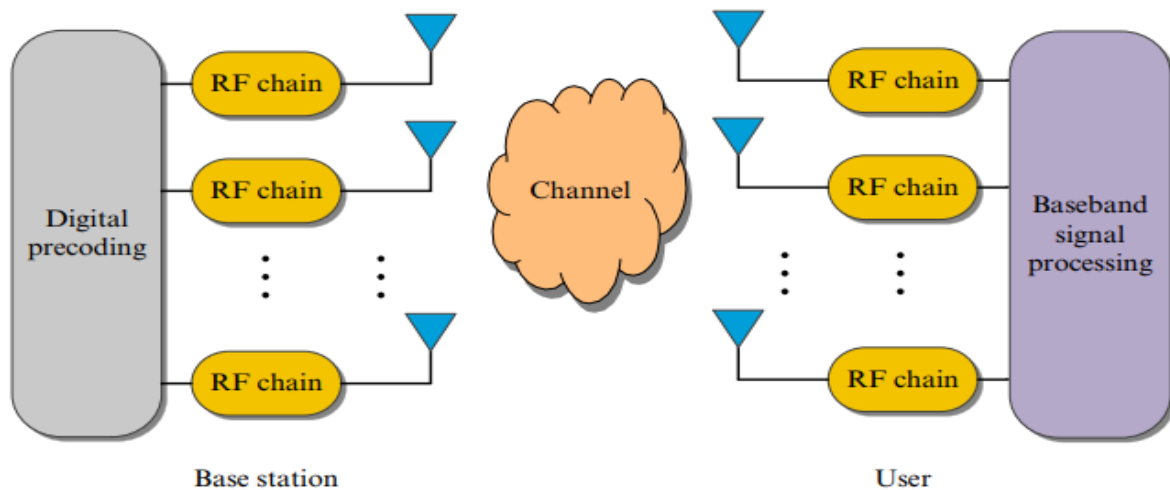


Figure II-10 : Architecture du pré-codage numérique.

Le signal reçu pour le beamforming numérique est :

$$\mathbf{Y} = \mathbf{W}_{bb}(\mathbf{s}\mathbf{F}_{bb}\mathbf{H} + \mathbf{n}) \quad (\text{II.10})$$

\mathbf{Y} : représente le signal de sortie au récepteur

\mathbf{W}_{bb} : représente le poids complexe du combineur. L'indice "**bb**" indique ce poids est associé à un combineur numérique.

\mathbf{S} : les données envoyées par le réseau d'antennes.

\mathbf{F}_{bb} : représente le poids complexe du précodeur. L'indice "**bb**" indique ce poids est associé à un précodeur numérique.

\mathbf{H} : est la réponse de canal complexe

\mathbf{n} : Bruit ou l'interférence présente dans le signal reçu.

2.6.2.2. Le Beamforming analogique :

«L'analogie Beamforming » est l'une des approches les plus simples pour appliquer la technologie MIMO dans les systèmes à ondes millimétriques, et peut être appliqué à la fois à l'émetteur et au récepteur. Dans les systèmes **MIMO** conventionnels, chaque élément d'antenne est connecté au processeur de bande de base, ce qui nécessite un mélangeur dédié, un convertisseur analogique-numérique (**CAN**) ou numérique-analogique (**CNA**). La série de composants qui connectent les antennes au processeur de bande de base est appelée chaînes radiofréquence (**RF**). Cela signifie que le signal qui nous parvient, qu'il s'agisse d'un signal

audio, image, vidéo ou de tout autre type de signal que nous voulons envoyer, est inséré dans une bande de base numérique ou un codeur qui convertit le signal de sa forme originale en forme numérique. Ensuite, nous l'insérons dans un groupe de déphaseurs. Celui qui déterminera la direction de ces données entrera alors dans un groupe d'antennes. Chacun de ces déphaseurs est connecté à cette antenne et se caractérise par une focalisation spatiale analogique de faible résolution, car ces déphaseurs sont toujours limités en résolution et n'atteignent pas les performances qu'il est possible d'obtenir avec le numérique seulement[26].

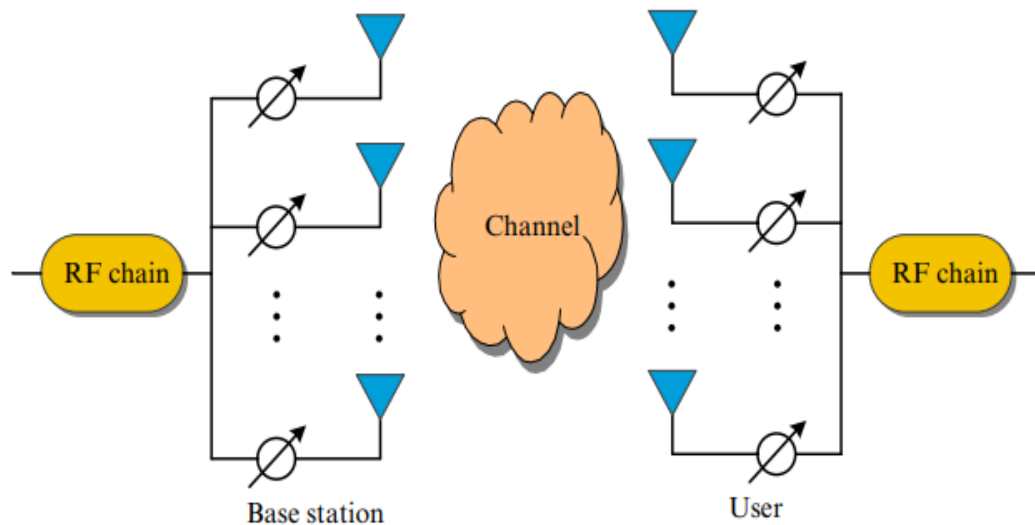


Figure II-11 : Architecture du Précodage analogique.

Le signal reçu pour le beamforming analogique est :

$$\mathbf{Y} = \mathbf{W}_{rf} (\mathbf{s} \mathbf{F}_{rf} \mathbf{H} + \mathbf{n}) \quad (\text{II.11})$$

\mathbf{W}_{rf} :représente la matrice de combinaison analogique, le sous-script "rf" indique que cette matrice est associée à la chaîne RF

\mathbf{F}_{rf} :est la matrice de précodage RF qui indique la sortie de chaque chaîne RF pour former la sortie finale.

2.6.2.3. Le Beamforming hybride :

Comme nous l'avons mentionné précédemment, à la fois le pré-codage numérique et le Beamforming analogique sont confrontés à certains défis lorsqu'on les étend aux systèmes MIMO massifs à ondes millimétriques. Pour résoudre ce problème, le pré-codage hybride

analogique et numérique est proposé. Plus précisément, il divise le pré-codage numérique optimal en deux étapes. Dans la première étape, un pré-codage numérique de petite taille est utilisé pour annuler les interférences, tandis que dans la deuxième étape, un Beamformer analogique de grande taille est utilisé pour augmenter le gain du réseau d'antennes.

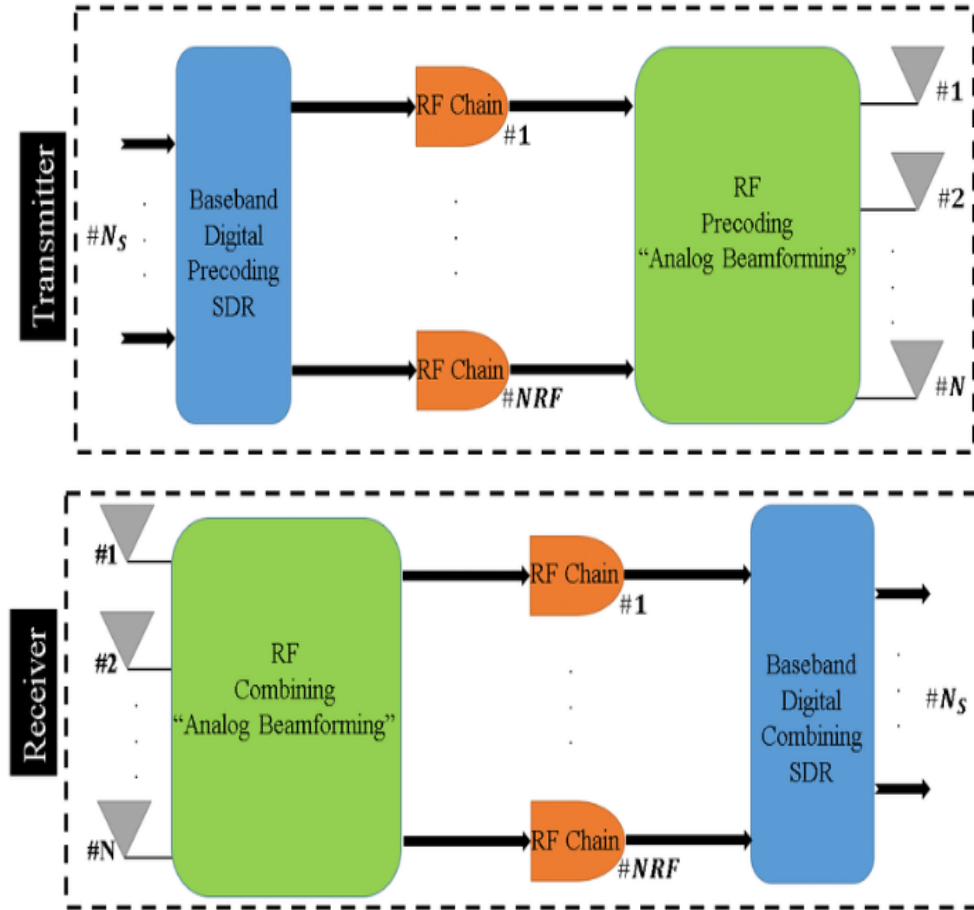


Figure II-12 : Architecture Hybride de beamforming.

$$Y = W_{bb} W_{rf} (H F_{rf} F_{bb} S + n) \tag{II.12}$$

$$Y = W_{bb} W_{rf} H F_{rf} F_{bb} S + W_{bb} W_{rf} n \tag{II.13}$$

Ces deux équations représentent des modèles mathématiques pour la transmission de signaux dans un système MIMO. La première équation est une représentation plus générale où Y représente la matrice de réception, W_{bb} et W_{rf} représentent les matrices de poids pour la bande de base et la chaîne RF, respectivement. H représente la matrice de canal, F_{bb} et F_{rf} représentent les matrices de pré-codeur pour la bande de base et la chaîne RF, respectivement, et n représente le bruit.

La deuxième équation est une forme simplifiée où n'est plus pris en compte et où la matrice de poids \mathbf{W}_{bb} est combinée avec la matrice de pré-codeur \mathbf{F}_{bb} pour former une seule matrice de poids $\mathbf{W} = \mathbf{W}_{bb}\mathbf{F}_{bb}$

II.6.2.3.1. Les Structures du Beamforming :

Dans une structure de formation de faisceaux hybride entièrement connectée (**Fully-connected**), chaque chaîne RF est connectée à toutes les antennes et le signal transmis sur chacun des émetteurs-récepteurs numériques NRF passe par NRF t chemins (mélangeur, amplificateur de puissance, déphaseur, etc.) et est additionné avant d'être connecté à chaque antenne. figure II-13 (a). Dans une structure partiellement connectée, chaque chaîne RF NRF est connectée à un nombre N_t/N_{RF} de sous-ensembles, comme le montre figure II-13 (b)

La structure de formation de faisceaux hybride entièrement connectée permet d'obtenir un gain de formation de faisceau complet par émetteur-récepteur, mais elle se caractérise par une complexité élevée de $N_{RF} \times N_t$ chemins RF. En revanche, la structure partiellement connectée est moins complexe sur le plan matériel car elle ne nécessite que NRF t chemins, mais cela se traduit par un gain de formation de faisceau réduit de $1/N_{RF}$ par rapport à la structure entièrement connectée. La structure partiellement connectée est plus adaptée aux UE en liaison montante en raison des contraintes strictes de puissance auxquelles sont soumis les terminaux portables [26].

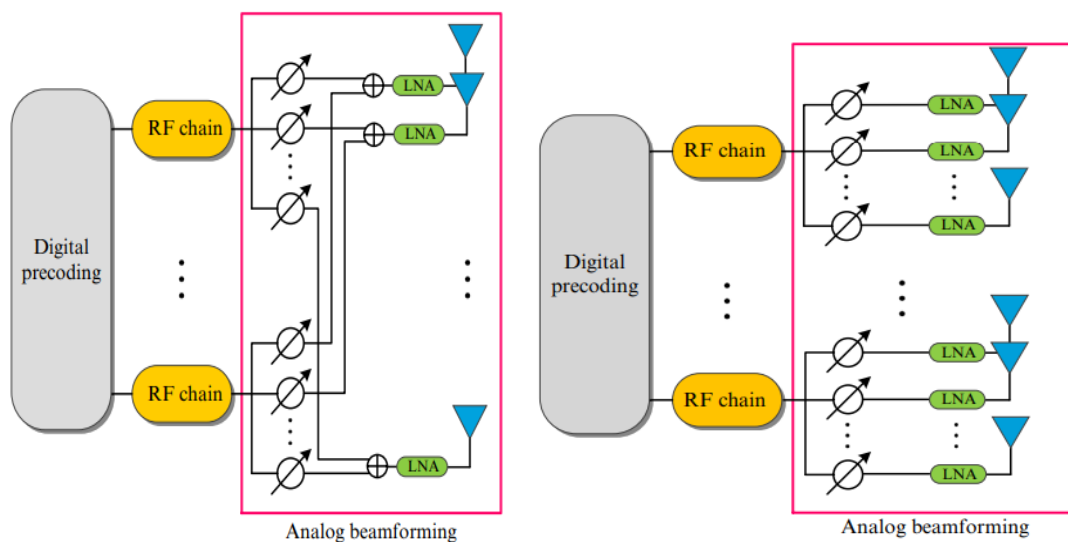


Figure II-13:(a): Fully connected - (b): Sub connected.

2.7. Les avantages de massive MIMO pour la 5G :

Les principaux avantages des systèmes Massive MIMO peuvent être résumés comme suit :[27]

- ✓ Gain d'efficacité spectrale élevé.
- ✓ Gain d'efficacité énergétique élevé.
- ✓ Traitement simple.
- ✓ Augmentation du débit de données.
- ✓ Augmentation du rapport signal sur bruit de liaison de base.
- ✓ Renforcement des canaux

2.8. Conclusion :

Dans cette partie, nous avons présenté les systèmes **MIMO** et le principe de la technologie **MIMO**, en nous concentrant sur différents types de pré-codage linéaire.

La technologie **MIMO** est devenue essentielle pour les systèmes de communication sans fil modernes tels que la **5G**, le **Wi-Fi**, les réseaux cellulaires et les réseaux satellites. Elle permet d'améliorer la qualité des signaux en réception, d'augmenter la capacité du réseau, de réduire les interférences et d'optimiser l'utilisation du spectre radioélectrique disponible. "Nous avons étudié différents systèmes multi-antennes tels que **SISO**, **SIMO**, **MISO** et **MIMO**".

Le monde de la technologie est en constante évolution et l'Intelligence Artificielle est sans doute l'une des innovations les plus marquantes de ces dernières années. Dans le prochain chapitre, nous explorerons les bases de l'IA, ses applications pratiques, ainsi que les avantages et les limites de cette technologie fascinante.

CHAPITRE III

Estimation de canal basée sur les Réseaux de Neurones.

3.1. Introduction :

Nous sommes maintenant au début d'un nouveau concept technologique dans lequel l'intelligence artificielle est indépendante du domaine. L'existence d'une multitude d'algorithmes, la croissance de la puissance de calcul, la disponibilité de quantités massives de données stockées dans des bases de données interconnectées par des réseaux de plus en plus vastes disponibles sur des machines connectées en permanence, ont rendu la vie humaine complexe.

L'intelligence artificielle, fournit une intelligence par le biais des machines, a eu un impact significatif sur le développement et l'avancement de plusieurs domaines tels que la médecine, l'industrie, le commerce et l'agriculture.

3.2. Intelligence Artificielle:

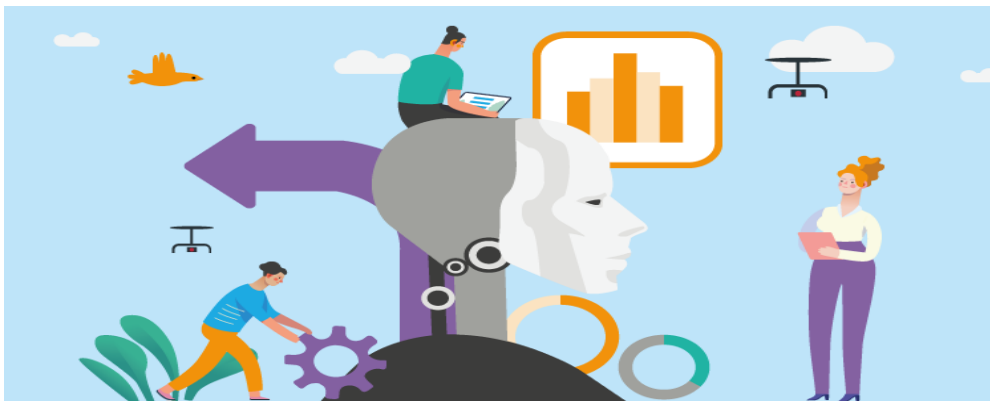


Figure III-1 : L'Intelligence artificielle.

La définition de l'intelligence est une question complexe : est-ce la capacité de percevoir le monde, de prédire l'avenir, de planifier un plan d'action ou d'apprendre et d'appliquer les connaissances de manière judicieuse ? La réponse n'est pas simple. En revanche, l'intelligence artificielle (IA) peut être considérée comme un ensemble de technologies qui permettent aux machines de réaliser des tâches et de résoudre des problèmes qui étaient auparavant réservés aux humains ou à certains animaux.

Les tâches que l'IA est capable d'accomplir peuvent sembler simples pour les humains, telles que la reconnaissance et la localisation d'objets dans des images, la planification de mouvements pour saisir des objets ou la conduite de voitures. Cependant, des tâches plus complexes, telles que la planification de mouvements aux échecs ou au jeu de Go, nécessitent une planification plus sophistiquée. Les tâches les plus complexes, comme la traduction de

textes ou la conduite de voitures autonomes, nécessitent une grande quantité de connaissances et de discernement [28].

3.3. Les Types de l'intelligence artificielle:

Ces dernières années, l'intelligence est souvent associée aux capacités d'apprentissage. En effet, c'est grâce à l'apprentissage que les systèmes intelligents sont en mesure d'améliorer leurs performances en exécutant des tâches, au fil de leur expérience. L'apprentissage leur permet également d'acquérir de nouvelles compétences et d'apprendre à effectuer de nouvelles tâches [28].

Apprentissage automatique

La machine Learning, également connu sous le nom d'"apprentissage automatique" en français, est souvent perçu comme quelque chose de fantastique et issu de la science-fiction. Cependant, il est déjà une réalité intégrée dans notre vie quotidienne. En fait, il est présent depuis plusieurs décennies, que ce soit dans les filtres anti-spam des années 1990 ou dans les jeux vidéo depuis les années 2000. Aujourd'hui, le machine learning est omniprésente et se retrouve dans des domaines tels que la voiture autonome de Google, la reconnaissance vocale de Siri, la détection de visages sur Facebook et même dans les magasins autonomes d'Amazon. Le machine learning est en train de révolutionner le monde dans lequel nous vivons. [29].

Apprentissage profond

Le Deep Learning, également appelé apprentissage profond, est une branche de l'intelligence artificielle qui s'appuie sur les principes du machine Learning (apprentissage automatique). Ce qui différencie le Deep Learning de la programmation traditionnelle, c'est la capacité de la machine à apprendre par elle-même plutôt que de simplement exécuter des règles préétablies [30].

Le Deep Learning repose sur l'utilisation de réseaux de neurones artificiels inspirés du cerveau humain. Ces réseaux sont composés de multiples couches de neurones qui reçoivent et interprètent les informations provenant des couches précédentes. Par exemple, le système peut apprendre à reconnaître les lettres individuelles avant de comprendre des mots dans un texte, ou il peut déterminer la présence d'un visage sur une photo avant d'identifier la personne concernée. [31].

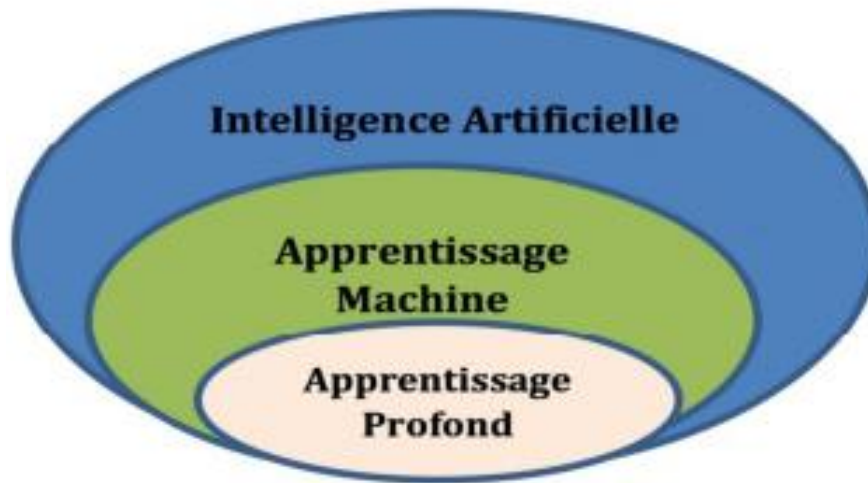


Figure III-2 : La relation entre AI, ML et DL.

3.3.1.1. Les Réseaux de neurones artificiels (RNA)

Un réseau de neurones artificiels, ou (Artificial Neural Network en anglais), est un système informatique matériel et / ou logiciel s'inspirant du fonctionnement du cerveau humain pour apprendre [32].

Les neurones artificiels reçoivent des entrées provenant d'autres neurones ou de sources externes, représentées par des valeurs x_1, x_2, \dots, x_n . Ces entrées sont reliées par des synapses qui calculent une sortie y . Chaque entrée x_i est associée à un poids w_i qui est déterminé en fonction de son importance relative par rapport aux autres éléments. La valeur d'entrée x du neurone correspond à la somme pondérée de ces entrées, à laquelle est ajouté un biais, représenté par un autre élément de poids W_0 . Ensuite, le neurone applique une fonction d'activation f à cette somme, comme illustré dans la figure III-3 [33].

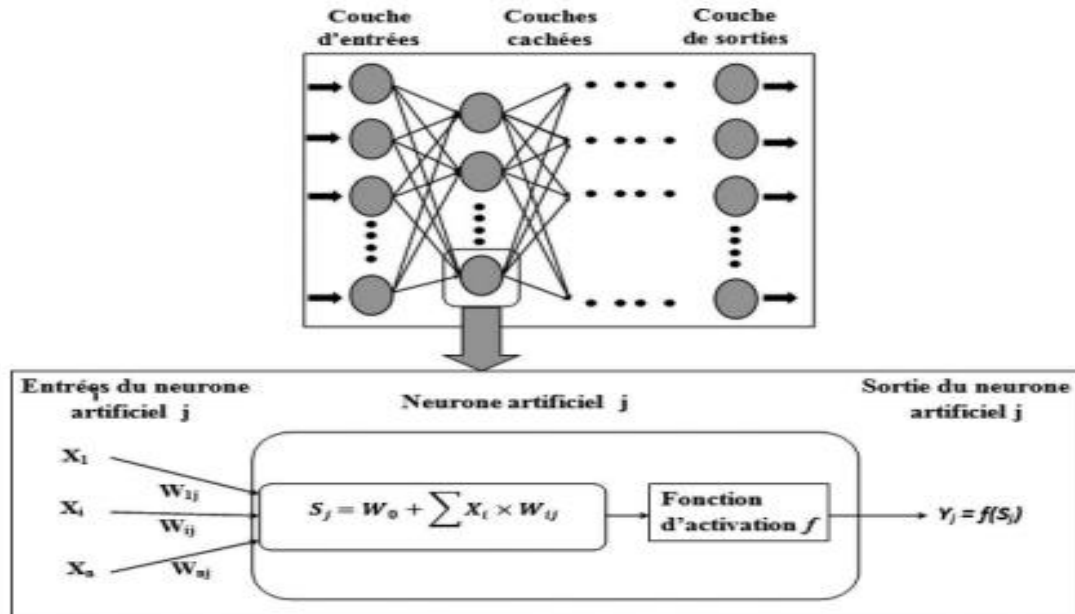


Figure III-3 : RNA avec une couche d'entrée x , couche cachée, et une couche de sortie y .

La sortie du neurone y , appelée activation de sortie, f la fonction d'activation [33].

$$Y_j = f\left(\sum_i^n X_i \times W_{ij} + W_0\right) \quad (\text{III.1})$$

3.3.1.1.1. Les Paramètres des Réseaux Neuronaux :

Nous avons abordé les notions fondamentales de Machine Learning afin d'introduire le Deep Learning. Toutefois, pour concevoir un apprentissage profond à travers l'architecture d'un réseau de neurones, il est crucial de maîtriser les concepts et le vocabulaire liés à l'algorithme d'apprentissage. En comprenant ces termes clés, nous pourrions appréhender la conception du Deep Learning de manière plus approfondie[34].

- **Fonction Coût (CostFunction) :**

La fonction de coût (également appelée fonction de perte ou d'erreur) est utilisée pour mesurer l'erreur entre les prédictions du modèle et les valeurs réelles de l'ensemble de données. L'erreur globale est représentée par la somme des erreurs pour chaque observation dans l'ensemble de données. L'une des fonctions de coût les plus couramment utilisées est l'erreur quadratique moyenne (MSE), qui est calculée comme suit [35] :

$$E = \frac{1}{2m} \sum_{i=1}^m (Y_{ref} - Y)^2 \quad (\text{III.2})$$

Où :

- Y_{ref} : est la prédiction du modèle pour une observation
- Y : est la valeur réelle correspondante
- m : est le nombre total d'observations dans l'ensemble de données.

La fonction de coût est mise à jour à chaque itération de l'algorithme d'apprentissage, lorsque les paramètres du modèle sont ajustés pour minimiser l'erreur. Dans un réseau de neurones, cette mise à jour est réalisée à l'aide de la technique de rétropropagation (Back propagation en anglais), qui permet de calculer le gradient de la fonction de coût par rapport aux poids et aux biais du réseau, afin de mettre à jour ces paramètres de manière appropriée [35].

L'objectif de l'algorithme d'apprentissage est de minimiser la fonction de coût en ajustant les paramètres du modèle. Lorsque la fonction de coût atteint un minimum, les prédictions du modèle sont considérées comme les plus précises possibles pour l'ensemble de données donné [35].

- **Le Gradient Descendant :**

Pour minimiser la fonction de coût d'un réseau de neurones, on utilise souvent un algorithme d'apprentissage supervisé appelé descente de gradient stochastique (SGD). Ce dernier calcule l'erreur pour chaque observation dans l'ensemble de données d'entraînement et ajuste immédiatement les poids du réseau en conséquence.

Supposons que nous disposions d'un ensemble de données d'entraînement de 100 observations. Dans ce cas, le SGD ajustera les poids du réseau 100 fois en utilisant chaque observation une fois à chaque itération pour mettre à jour les poids [36].

$$w_{ij} = w_{ij} + \alpha \delta_i x_i \text{ (III.3)}$$

- x_j : le signal d'entrée pour le poids correspondant.
- w_{ij} : le poids entre le nœud de sortie et l'entrée nœud
- α : taux d'apprentissage ($0 < \alpha < 1$)

δ_i est défini comme suit :

$$\delta_i = \varphi'(v_i) e_i \text{ (III.4)}$$

- δ_i : l'erreur du noeud de sortie
- v_i : la somme pondérée du noeud de sortie
- φ' : La dérivée de la fonction d'activation du noeud de sortie

Le fonctionnement de l'algorithme de descente de gradient consiste à calculer à chaque itération le gradient de la fonction de coût, puis de se déplacer dans la direction opposée à la pente de ce gradient, en "descendant" la pente pour atteindre un minimum local de la fonction. On peut le visualiser sur la figure III-4 [37].

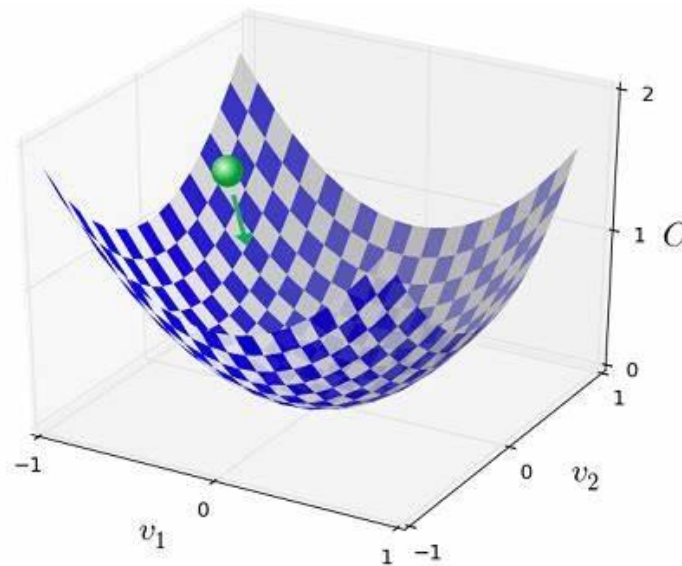


Figure III-4 : illustration de l'algorithme du gradient descendant.

La rétro-propagation a été créée en généralisant la loi d'apprentissage de Widrow-Hoff (Règle delta) la règle delta est toujours appliquée dans les réseaux de neurones multicouches [37].

$$\Delta w = -\alpha \delta_i x_i \text{ (III.5)}$$

- **Back-Propagation :**

En réseau de neurones, nous avons vu comment fonctionne la propagation avant (Feed-forward) pour obtenir la sortie Y en fonction des entrées X . Mais comment les poids W et les biais B sont-ils mis à jour dans le réseau pour minimiser l'erreur de sortie ? En réseau de neurones, une méthode pour mettre à jour les paramètres W et B consiste à effectuer une rétropropagation de l'erreur. Cette méthode consiste à calculer une chaîne de gradient en partant de la sortie du réseau et en remontant couche par couche jusqu'à la première couche. À chaque couche, l'erreur est propagée vers la couche précédente en fonction de la

façon dont elle varie. En utilisant cette chaîne de gradient, les nouveaux paramètres (W , B) sont mis à jour en utilisant φ' , qui représente la variation dans chaque neurone, et v , qui est le produit de somme des paramètres dans le réseau. Cette méthode permet de corriger les erreurs et d'améliorer les performances du réseau de neurones [35].

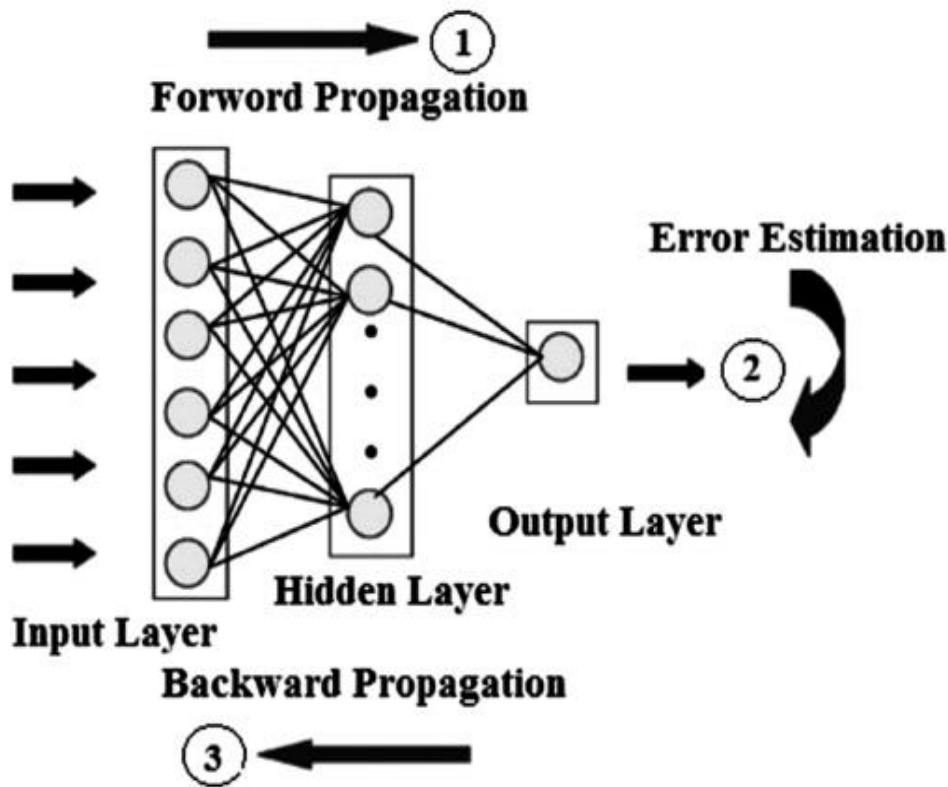


Figure III-5 : Illustration du principe de back propagation.

- **Le Batch-Normalization :**

La figure III-6 présente un réseau de neurones profond avec des données d'apprentissage, et la notion de "batch-Normalization" est introduite pour utiliser ces données d'apprentissage (Training Data) [38]. Les mini-batches sont des lots de données envoyées au réseau de neurones avec une taille spécifiée (batch size) [39]. L'utilisation de mini-batches est importante car elle permet au modèle du réseau de neurones de s'entraîner sur chaque lot qu'il reçoit et de mettre à jour ses paramètres à travers ceux-ci [36]. La figure III-7 illustre un bloc de données d'apprentissage contenant un échantillon de données correspondant à un batch :

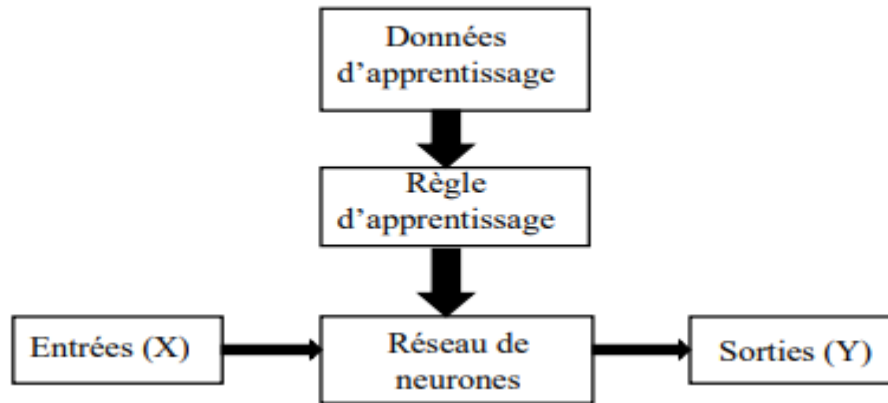


Figure III-6 : un réseau de neurones profond avec des données d'apprentissage, et la notion de "batch-Normalization"

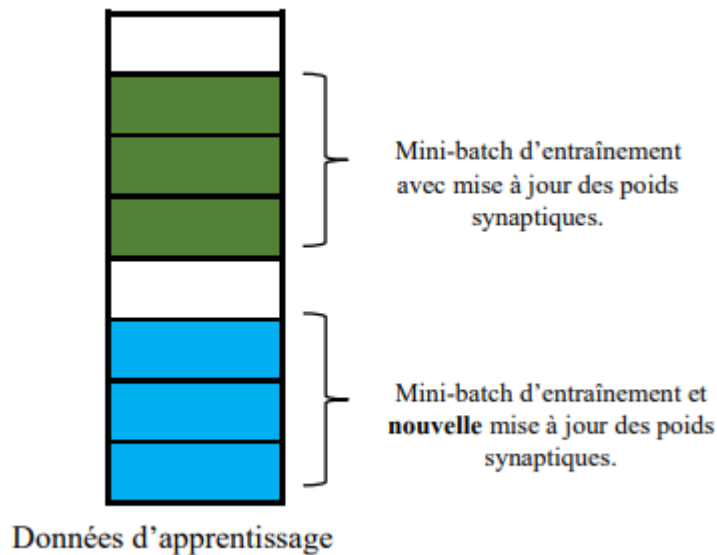


Figure III-7 : Exemple de mini-batch de données d'apprentissage.

Les échantillons de données, également connus sous le nom de lots, jouent un rôle crucial dans le prétraitement des données pour les réseaux de neurones. Ils permettent au modèle d'apprendre à généraliser plus efficacement en travaillant avec des sous-ensembles de données à la fois, plutôt que de traiter l'ensemble complet d'un seul coup [38]. L'utilisation de lots améliore également la vitesse de formation et réduit l'accumulation d'erreur, car chaque lot génère une mise à jour des poids synaptiques [36].

- **L'Epochs :**

Le back-propagation et le Feed-forward constituent ensemble un epoch, qui représente le nombre d'itérations effectuées par l'algorithme d'entraînement d'un réseau de neurones [40].

Chaque epoch comprend plusieurs passages de lots de données à travers le réseau, ce qui peut aider à déterminer quand arrêter l'apprentissage de manière appropriée [39]. Il est alors possible de valider l'apprentissage sur un ensemble de données de test (test set).

Par exemple, si nous avons un ensemble de formation de 500 images et que nous choisissons arbitrairement un lot de 25 images, la valeur de l'epoch sera de 20, ce qui signifie qu'il y aura eu 20 fois la propagation avant et arrière des données dans le réseau, ainsi que 20 mises à jour des paramètres [35].

3.3.1.2. Les réseaux de neurones convolutionnels (CNN) :

Actuellement, les modèles les plus performants pour classifier des images sont les réseaux de neurones convolutionnels (CNN en anglais, pour Convolutional Neural Network). Ces modèles sont constitués de deux parties distinctes. Tout d'abord, une image est fournie en entrée sous forme d'une matrice de pixels, représentant les couleurs primaires [Rouge, Vert, Bleu] dans une troisième dimension de profondeur. La première partie d'un CNN est la partie convolutive, qui permet d'extraire des caractéristiques de l'image. Pour cela, l'image est filtrée successivement par des noyaux de convolution, créant de nouvelles images appelées cartes de convolutions. Certains filtres intermédiaires réduisent la résolution de l'image en appliquant une opération de maximum local. En fin de compte, les cartes de convolutions sont concaténées en un vecteur de caractéristiques appelés "code CNN" [34].

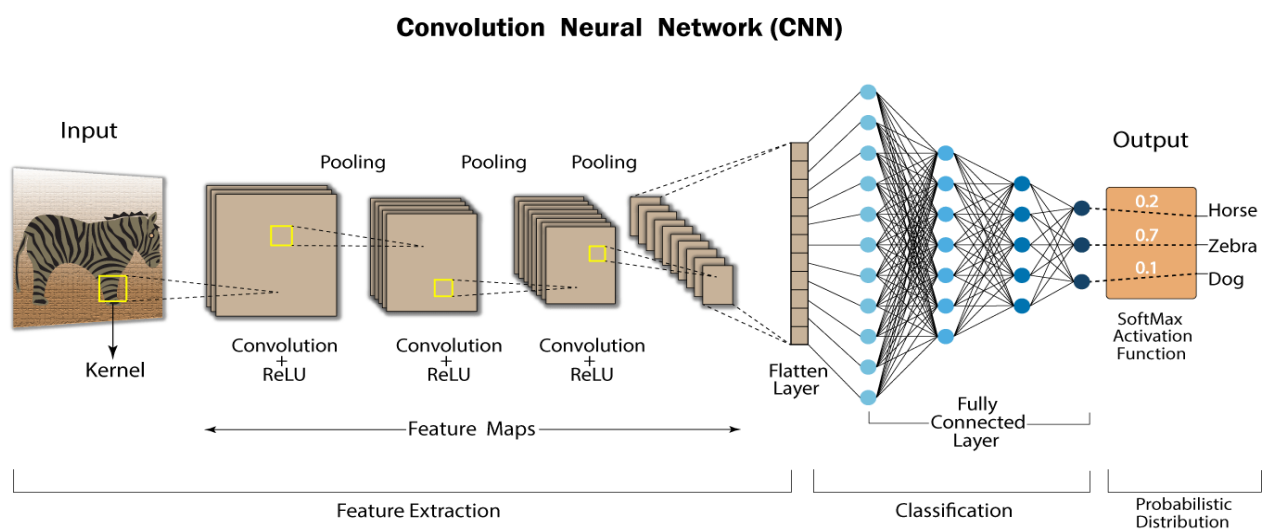


Figure III-8 :Schéma représentant l'architecture d'un CNN.

Après avoir été généré par la partie convolutive, le code CNN est ensuite relié en entrée à la deuxième partie du réseau de neurones, qui est constituée de couches entièrement connectées (perceptrons multicouches). Cette partie a pour rôle de classer les images en se basant sur les caractéristiques extraites par le code CNN. La sortie est constituée d'une dernière couche comportant un neurone par classe. Les valeurs produites sont généralement normalisées entre 0 et 1, et leur somme est égale à 1. Cela permet d'obtenir une distribution de probabilités sur les différentes classes [34].

Les réseaux de neurones convolutionnels s'inspirent du fonctionnement du cortex visuel des vertébrés et utilisent des perceptrons multicouches (MLP) comme base. Bien que les MLP soient efficaces pour le traitement d'images, leur utilisation pour le traitement de grandes images est problématique en raison de l'augmentation exponentielle du nombre de connexions requises avec la taille de l'image [34].

Prenons l'exemple d'une image de taille 32x32x3 (32 pixels de largeur, 32 pixels de hauteur, 3 canaux de couleur). Dans ce cas, un seul neurone de la première couche cachée du MLP aurait besoin de traiter 3072 entrées ($32 \times 32 \times 3$). Pour une image de taille 200x200, chaque neurone devrait traiter 120 000 entrées, ce qui devient rapidement problématique lorsque l'on multiplie ce nombre par le nombre de neurones dans la couche[34].

Les réseaux de neurones convolutionnels ont pour objectif de limiter le nombre d'entrées tout en préservant la forte corrélation "spatialement locale" des images naturelles. Contrairement aux MLP, les CNN ont les caractéristiques suivantes distinctives :

- ❖ Les CNN utilisent des "volumes 3D de neurones". Contrairement aux perceptrons, où la couche de neurones est une surface plane, chaque couche d'un CNN est un volume de neurones avec une certaine profondeur. Dans un CNN, un champ récepteur unique peut être associé à n neurones, qui sont équivalents à la première couche d'un MLP en termes de profondeur.
- ❖ La propriété de "connectivité locale" dans les CNN limite le nombre d'entrées à un neurone tout en préservant l'architecture MLP, garantissant que le filtre répond fortement aux modèles d'entrée spatialement locaux, ce qui entraîne une représentation clairsemée de l'entrée. Une telle représentation occupe moins de mémoire et le nombre de paramètres à estimer est réduit, rendant l'estimation statistique plus robuste aux volumes de données fixes par rapport aux MLP.

- ❖ Poids partagés : Les CNN utilisent des paramètres de filtrage identiques pour tous les neurones d'un même noyau, pour un champ récepteur donné. Ces paramètres, représentés par un vecteur de poids et de biais, sont définis dans une "carte de fonction". Cette configuration permet à tous les neurones d'une couche de convolution donnée de détecter la même caractéristique. En multipliant les champs récepteurs, les CNN peuvent détecter des éléments indépendamment de leur position dans le champ visuel, créant ainsi une propriété d'invariance par translation.
- ❖ Ces caractéristiques des réseaux de neurones convolutionnels ont des avantages pour l'apprentissage sur des problèmes de vision, car elles permettent une meilleure généralisation. En effet, le partage de poids réduit le nombre de paramètres libres à apprendre, ce qui diminue les besoins en mémoire pour le fonctionnement du réseau. Cette réduction de l'empreinte mémoire permet également l'apprentissage de réseaux plus grands et souvent plus puissants [34].

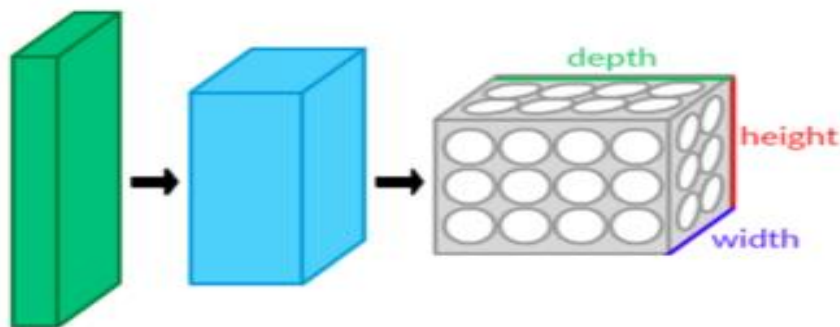


Figure III-9 : Une couche du CNN en 3 dimensions. (Vert = volume d'entrée, bleu = volume du champ récepteur gris = couche de CNN, cercles = neurones artificiels indépendants).

3.3.1.2.1. Couche de convolution (CONV) :

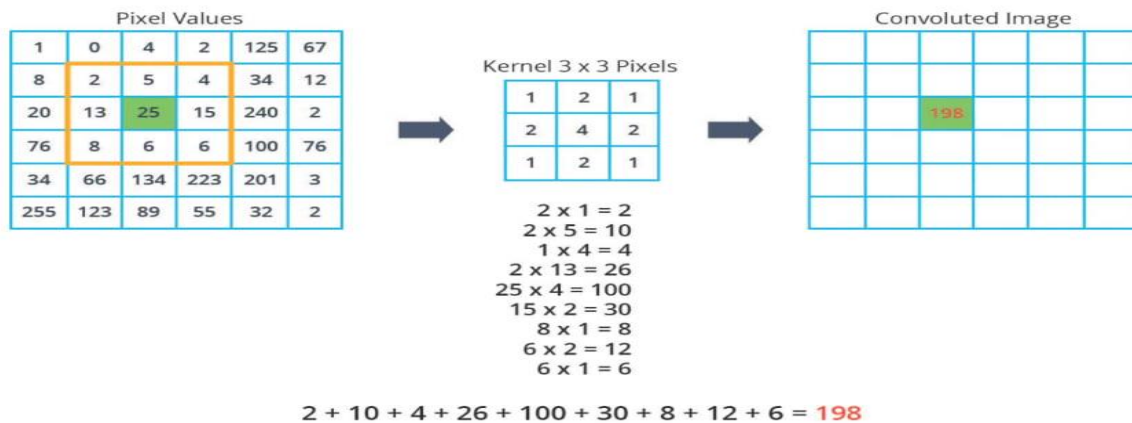


Figure III-10 :Exemple explicative sur l'opération de convolution.

Les couches convolutives constituent les éléments fondamentaux des réseaux de neurones convolutionnels (CNN). Trois paramètres sont utilisés pour définir la taille du volume de la couche convolutive : la profondeur, la taille de la foulée et la taille de la marge.

La profondeur d'une couche convolutive est définie par le nombre de noyaux de convolution qu'elle contient, correspondant au nombre de neurones traitant le même champ récepteur.

La taille de la foulée contrôle le degré de chevauchement entre les champs récepteurs. Lorsque la taille de la foulée est petite, les champs récepteurs se chevauchent davantage, ce qui conduit à une sortie plus grande.

La technique de "zero-padding" ou de remplissage de zéros peut être utilisée pour ajouter des zéros aux limites des données d'entrée, afin de faciliter le traitement dans les couches convolutives. La taille de cette marge de remplissage est un hyperparamètre important qui influe sur la dimension spatiale du volume de sortie. En ajustant cette taille, il est possible de conserver la même taille de surface que le volume d'entrée dans certains cas [34].

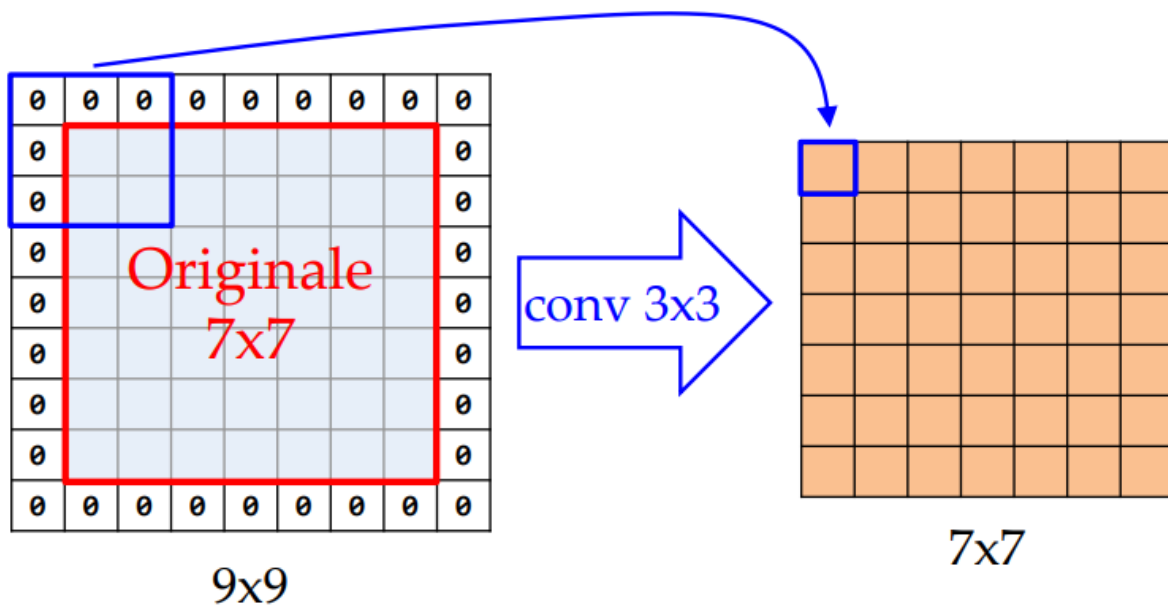


Figure III-11 :Illustration de Padding.

L'espacement et les marges appliqués à une image d'entrée permettent de contrôler le nombre de champs récepteurs à gérer, tandis que la profondeur indique le nombre de noyaux de convolution (ou de neurones) dans la couche convolutive. Les images en couleur ont une profondeur de 3 pour les canaux RVB, et la couche convolutive en sortie a également une profondeur. Il est important de noter que l'entrée d'une couche convolutive peut être soit une image, soit la sortie d'une autre couche convolutive, d'où l'utilisation des termes "entrée" et "sortie" [34].

La taille spatiale du volume de sortie peut être déterminée en fonction de la taille du volume d'entrée W , de la surface de traitement K (nombre de champs récepteurs), du pas S avec lequel ils sont appliqués, et de la taille de la marge P . La formule pour calculer le nombre de neurones dans le volume de sortie est :

$$W_0 = \frac{wi-k+2P}{s} + 1 \text{ (III.6)}$$

Si W_0 n'est pas un entier, certains des neurones environnants ne recevront pas autant d'entrées que les autres. Il faut donc augmenter la taille de la marge (pour recréer l'input artificiel) [34].

Souvent, une foulée $S = 1$ est utilisée, la marge est donc calculée comme suit :

$$p = \frac{k-1}{2} \text{ (III.7)}$$

Si on souhaite un volume de sortie de même taille que le volume d'entrée. Dans ce cas particulier la couche est dite "connectée localement".

3.3.1.2.2. La Couche de pooling (POOL) :

Le pooling est une opération importante des CNN qui permet de sous-échantillonner l'image. Elle consiste à découper l'image en plusieurs rectangles non chevauchants de n pixels de côté (appelés "tuiles") et à définir la valeur de sortie de chaque tuile en fonction des valeurs de ses pixels.

Un autre concept important des CNNs est le pooling, qui consiste en une technique de sous-échantillonnage de l'image. Pour ce faire, l'image d'entrée est divisée en une série de rectangles de n pixels de côté, ne se chevauchant pas (pooling). Chaque rectangle peut être considéré comme une tuile, et le signal en sortie de tuile est déterminé en fonction des valeurs des pixels contenus dans la tuile [34].

Le pooling est une opération importante des CNNs qui permet de sous-échantillonner une image intermédiaire, ce qui réduit la quantité de paramètres et de calcul dans le réseau. Pour contrôler l'overfitting (sur-apprentissage), il est donc courant d'insérer régulièrement une couche de pooling entre deux couches convolutives successives dans une architecture CNN. En outre, le pooling crée une forme d'invariance par translation.

La couche de pooling agit de manière indépendante sur chaque tranche de profondeur de l'entrée et réduit la taille spatiale de l'entrée uniquement à la surface. La forme la plus courante est une couche de pooling avec des tuiles de taille 2×2 (largeur/hauteur) qui renvoie comme valeur de sortie la valeur maximale en entrée. Cette configuration est souvent appelée "Max-Pool 2×2 ".

D'autres fonctions de pooling peuvent être utilisées en dehors de la fonction de maximum. Par exemple, on peut utiliser un « average-pooling » (où la sortie est la moyenne des valeurs de la zone d'entrée), un « pooling L2-norm ». Bien que l'average-pooling ait été couramment utilisé au départ, le max-pooling s'est avéré plus efficace car il augmente l'importance des activations fortes de manière plus significative. Dans certaines situations, un pooling stochastique peut également être utilisé.

Le pooling est une technique qui permet de réduire la puissance de calcul nécessaire pour traiter une image. Cependant, en réduisant la taille de la représentation, on risque de perdre des informations importantes. Ainsi, il est courant aujourd'hui d'utiliser des filtres plus

petits, par exemple de taille 2x2, afin de minimiser cette perte d'information. Il est également possible de se passer de la couche de pooling, mais cela augmente le risque de sur-apprentissage [34].

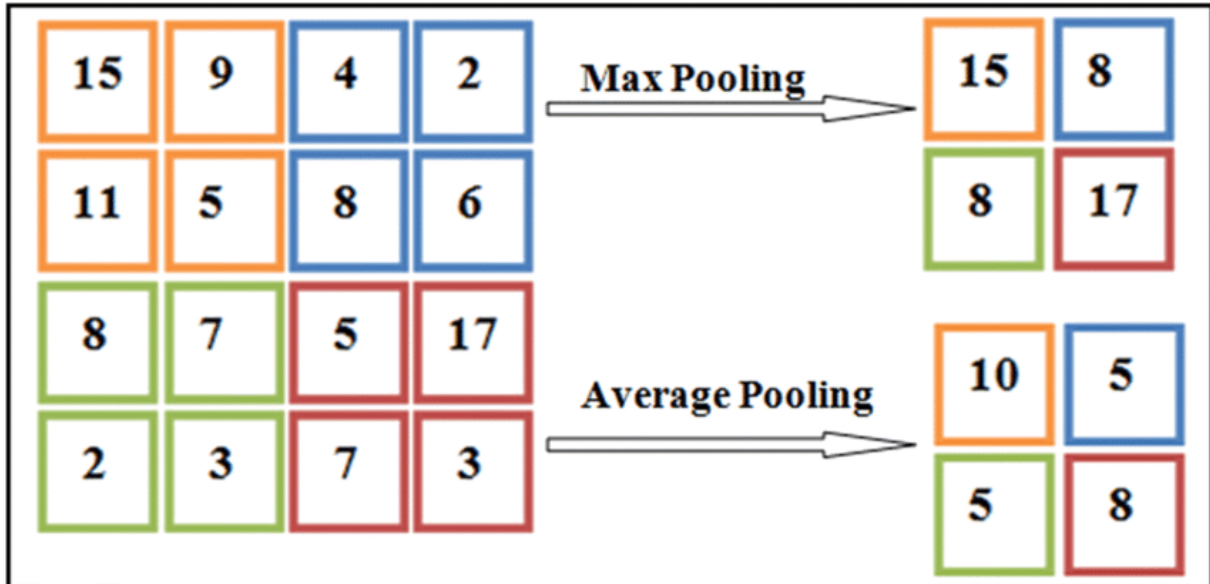


Figure III-12 : Pooling avec un filtre 2x2 et un pas de 2.

3.3.1.2.3. La Couche de correction (RELU) :

On peut optimiser l'efficacité du traitement en insérant une couche qui applique une fonction mathématique (appelée fonction d'activation) sur les sorties des couches de traitement successives.

Une des fonctions d'activation les plus utilisées est la fonction Rectified Linear Unit (RELU).

$$F(x) = \max(0, x) \text{ (III.5)}$$

Cette fonction force les neurones à retourner des valeurs positives [34].

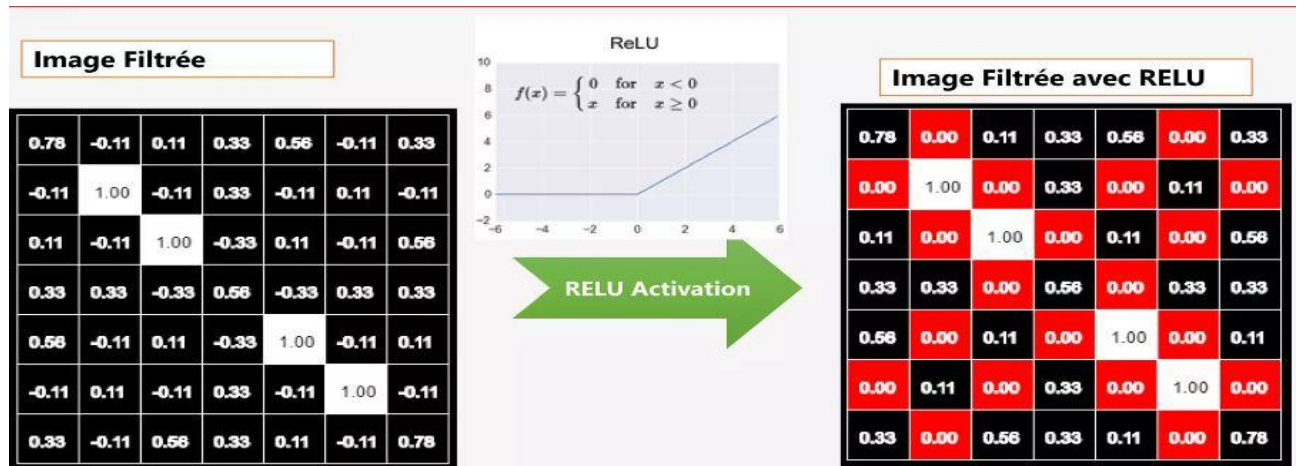


Figure III-13 :Un exemple de la fonction d'activation Relu.

3.3.1.2.4. La Couche entièrement connectée (FC) :

Après plusieurs étapes de convolution et de max-pooling, les couches entièrement connectées sont utilisées pour le raisonnement de haut niveau dans le réseau neuronal. Dans ces couches, chaque neurone est connecté à toutes les sorties de la couche précédente. Pour calculer leur fonction d'activation, une multiplication matricielle est effectuée, suivie d'un décalage de polarisation [34]

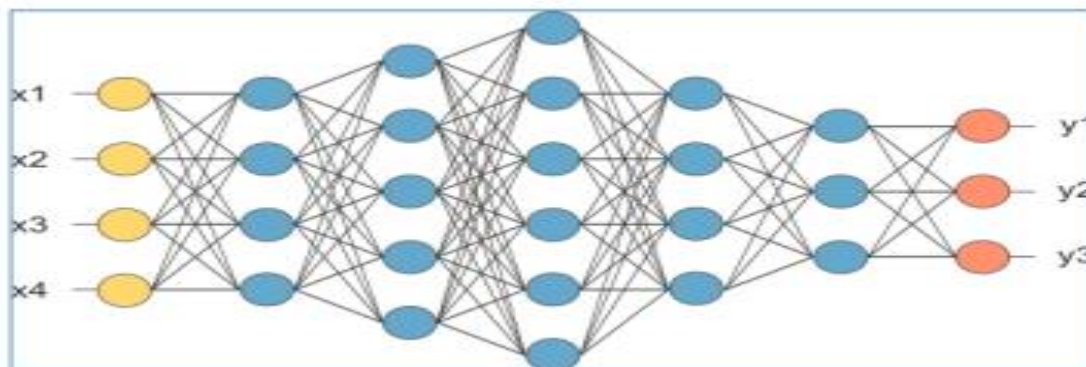


Figure III-14 :La Couche fully-connected.

3.3.1.2.5. La Couche de perte (LOSS) :

La dernière couche du réseau est généralement appelée couche de perte, qui spécifie comment l'entraînement du réseau pénalise la différence entre le signal prédit et le signal réel. Cette couche utilise différentes fonctions de perte adaptées à différentes tâches. En outre, la

fonction Softmax est souvent utilisée pour calculer la distribution de probabilités sur les classes de sortie [34].

3.3.1.3. Les Auto-encodeurs :

3.3.1.3.1. Définition et architecture d'un auto-encodeur :

Un auto-encodeur est un type de réseau de neurones artificiels conçu pour apprendre à reconstruire l'entrée d'origine en minimisant l'erreur. Il est généralement constitué de trois couches : une couche d'entrée, une couche cachée et une couche de sortie. La couche d'entrée contient le même nombre de neurones que la couche de sortie, tandis que la couche cachée est plus petite pour permettre une réduction de la dimensionnalité. La figure III.14 présente l'architecture simplifiée d'un auto-encodeur. La transition de la couche d'entrée à la couche cachée est appelée étape de codage, tandis que la transition de la couche cachée à la couche de sortie est appelée étape de décodage. Ces deux transitions peuvent être définies comme suit [41]:

$$\phi : X \rightarrow Z \text{ tel que } x \rightarrow \phi(x) = \sigma(Wx + b) = z \text{ (III.6)}$$

$$\psi : Z \rightarrow X \text{ tel que } z \rightarrow \psi(z) = \sigma(\widehat{W}z + \widehat{b}) = \hat{x} \text{ (III.7)}$$

Avec :

- **X et Z** : respectivement les ensembles d'entrée et de sortie de l'encodeur.
- **σ** : Une fonction d'activation.
- **W et \widehat{W}** : des matrices de poids du réseau de neurone.
- **b et \widehat{b}** : des vecteurs de biais.

L'opération de codage consiste à projeter le vecteur d'entrée x sur la couche cachée z , également appelée couche latente, tandis que l'opération de décodage consiste à projeter la représentation cachée z sur la sortie x en utilisant le réseau de décodage [41].

Pour ce faire, l'entraînement de l'auto-encodeur vise à minimiser la fonction de perte [41] :

$$l(x, \hat{x}) = ||x - \hat{x}||^2 \text{ (III.8)}$$

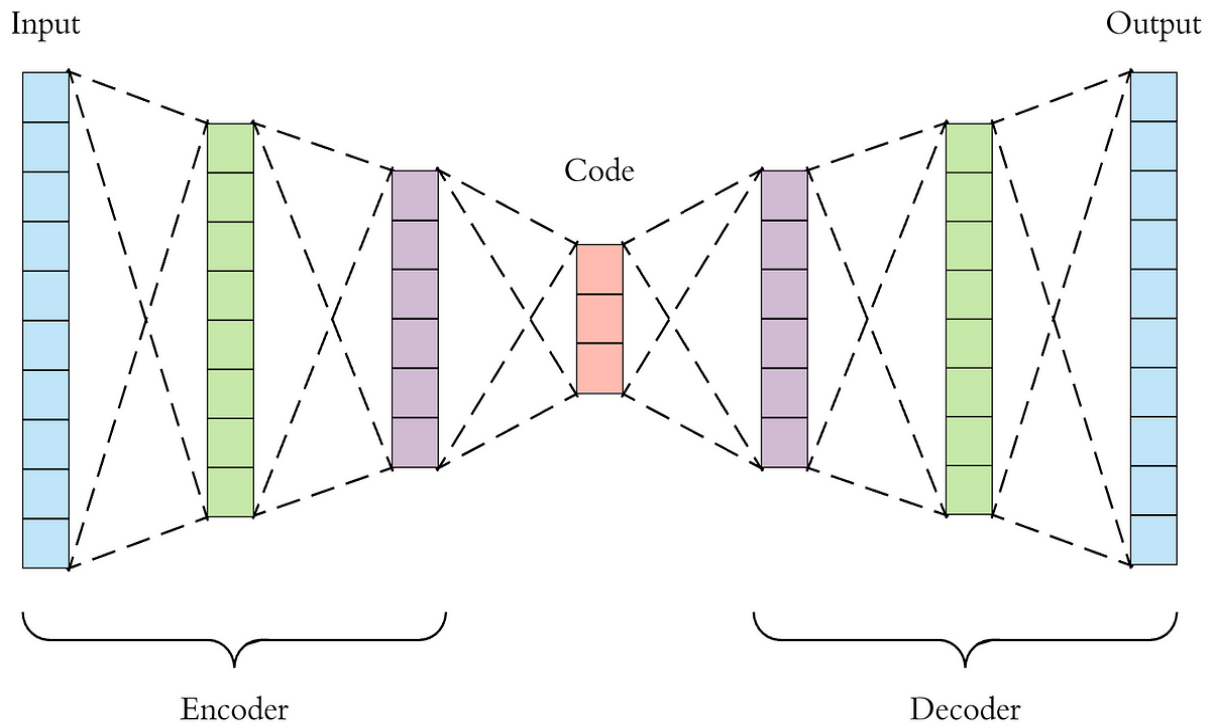


Figure III-15 : Architecture d'un auto-encodeur simple.

3.4. Conclusion :

Dans le cadre de ce chapitre, nous avons commencé par introduire l'intelligence artificielle, le machine learning et le deeplearning. Ensuite réseau neuronal artificiel, puis avons poursuivi avec une présentation des réseaux neuronaux convolutionnels, en examinant leurs différentes couches et architectures. Enfin, nous avons conclu en abordant les autoencodeurs, en proposant leur définition et leur architecture.

Chapitre IV

Estimation du canal basé sur les réseaux de neurones

INTRODUCTION

Dans ce chapitre, nous nous pencherons sur une approche novatrice pour l'estimation du canal : l'utilisation des réseaux de neurones convolutifs (CNN). Les CNN ont la capacité de modéliser des relations complexes entre les signaux reçus et les coefficients de canal correspondants, ce qui permet d'obtenir des estimations plus précises. Cela les rend particulièrement pertinents pour l'estimation du canal dans les systèmes MIMO (Multiple-Input Multiple-Output). Nous explorerons en détail les aspects clés de l'estimation du canal à l'aide de CNN, en mettant l'accent sur les différentes architectures de CNN, notamment les couches convolutives, de pooling et entièrement connectées, ainsi que leur application dans le contexte MIMO. Enfin, nous présenterons des études de cas et des résultats expérimentaux afin d'évaluer les performances de l'estimation du canal basée sur les CNN par rapport aux approches traditionnelles.

Le langage utilisé :

Pour mener à bien l'étude de projets et la réalisation de simulations, il est primordial de sélectionner le bon environnement de simulation ou de programmation en prenant en compte divers facteurs tels que la disponibilité de nombreuses fonctions de communication avec d'autres environnements, la robustesse de l'assemblage et la facilité d'utilisation.

Dans notre cas, nous avons choisi d'utiliser les outils logiciels MATLAB® pour effectuer les différentes simulations de notre système. De MathWorks [42], nous avons pris. MATLAB est un langage de calcul scientifique de haut niveau et un environnement interactif de développement d'algorithmes, de visualisation et d'analyse de données, ainsi que de calcul numérique (MATLAB signifie MATrixLABoratory). Il est fondé sur les matrices, ce qui permet de combiner des mathématiques, de la modélisation graphique et de la programmation. De plus, MATLAB dispose d'une large bibliothèque de fonctions pré-écrites avec des notations simples et puissantes pour effectuer de nombreuses tâches de calculs courantes comparativement à d'autres simulateurs. Ces fonctions peuvent être construites dans tous les langages de programmation et MATLAB permet de les rassembler dans un seul endroit. Ainsi, il est possible de résoudre les problèmes scientifiques et techniques de manière plus efficace et avec une plus grande précision [43].

Modèles de canaux :

On distingue deux modèles des canaux dans les communications sans fils :

- **Les canaux corrélés**

Les canaux corrélés sont des canaux dépendants qui ont la même direction vers les antennes, ce qui signifie que leur coefficient de corrélation est égal à 1. Lorsqu'il n'y a pas d'obstacles, on observe un trajet direct (Line-of-Sight, LoS) [44].

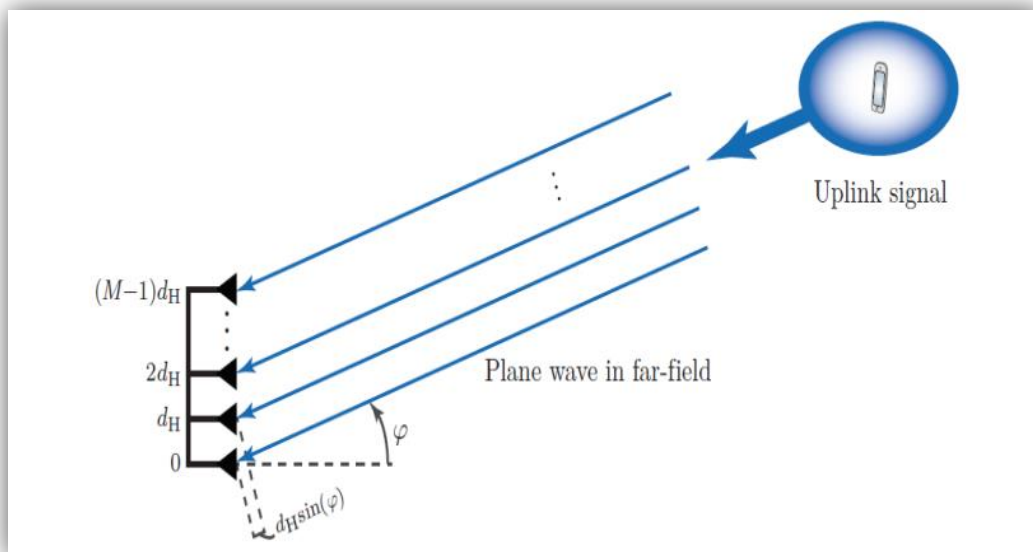


Figure IV-1 : Propagation LoS entre un utilisateur à antenne unique et une Bs.

- **Les canaux décorrélés**

Le modèle de canal de Rayleigh non corrélé ou de distribution indépendante et identique (i.i.d.) est utilisé pour modéliser les environnements de diffusion riches où les signaux peuvent arriver selon plusieurs directions aux antennes de BS en raison des obstacles (NLoS). Ce modèle permet de tenir compte des effets de la décoloration de Rayleigh causée par la réflexion et la diffraction des ondes radio sur les objets environnants [43].

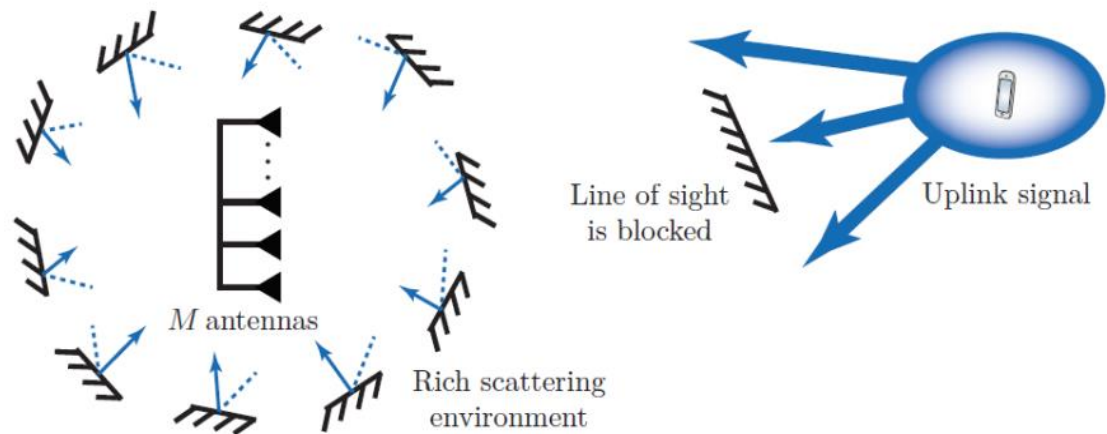


Figure IV-2 : Propagation NLoS entre un utilisateur à antenne unique et une Bs.

Canal Plat (Flat fading)

La figure IV-3 représente le spectre du signal modulé FSK avant et après le filtrage du canal flat fading, en fonction de la fréquence (en Hz). Il est à noter que le canal flat fading est un canal parfait qui ne devrait normalement pas altérer le signal. Nous avons donc pu constater qu'il n'y a pas eu de changement significatif entre les spectres avant et après le filtrage, malgré les différents niveaux de rapport signal sur bruit [dB].

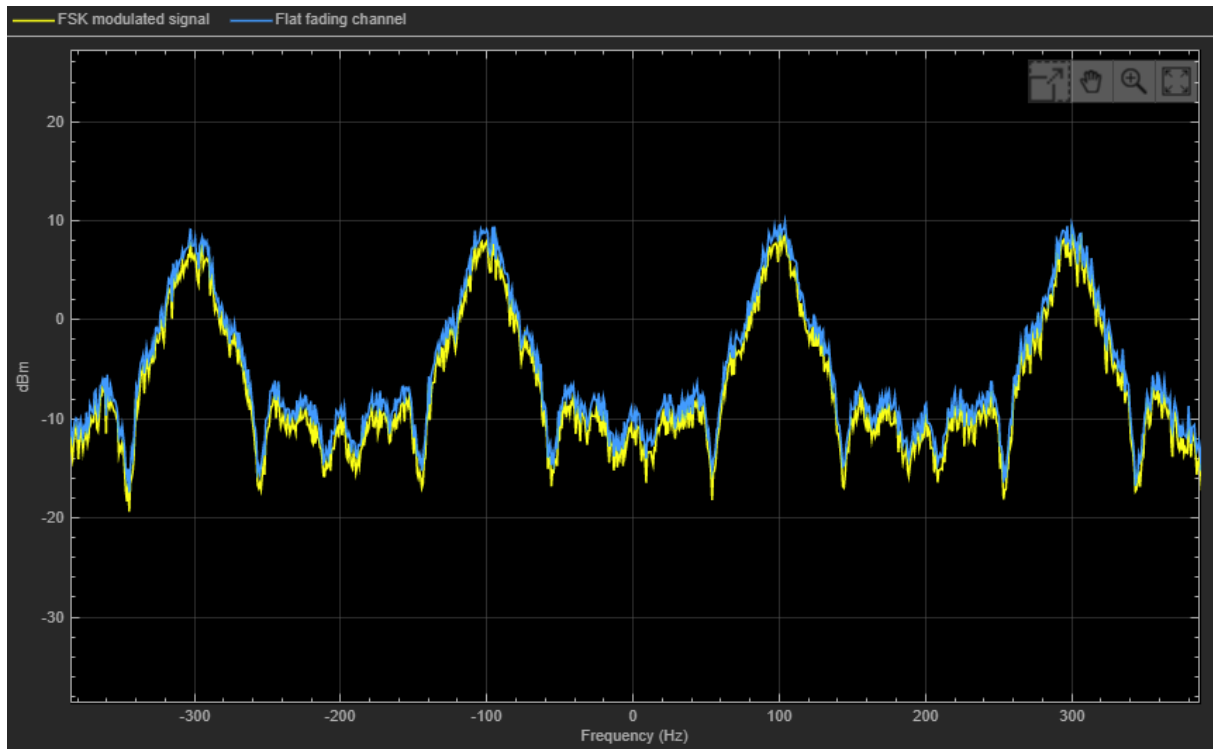


Figure IV-3 :le profil spectral du canal Plat du signal modulé FSK avant et après le filtrage.

Canal TDL (Tapped Delay Line)

Le canal TDL est le modèle de taps (trajets) avec différents retards (d'où le nom Tapped Delay Line); chaque tap est modélisé comme une variable aléatoire.

Le canal à ligne à retard à prises (TDL) est un modèle couramment utilisé pour représenter les canaux sans fil réels, qui prennent en compte les effets de l'évanouissement sélectif en fréquence et du retard temporel. Dans ce modèle, le canal est divisé en plusieurs trajets, et chaque trajet est caractérisé par un délai et une atténuation spécifiques.

Trois modèles TDL, nommément TDL-A, TDL-B et TDL-C, ont été modélisés et utilisés pour représenter trois profils de canaux distincts pour des communications en mode NLOS. En revanche, TDL-D et TDL-E ont été conçus pour les communications en mode LOS.

TDL-A :

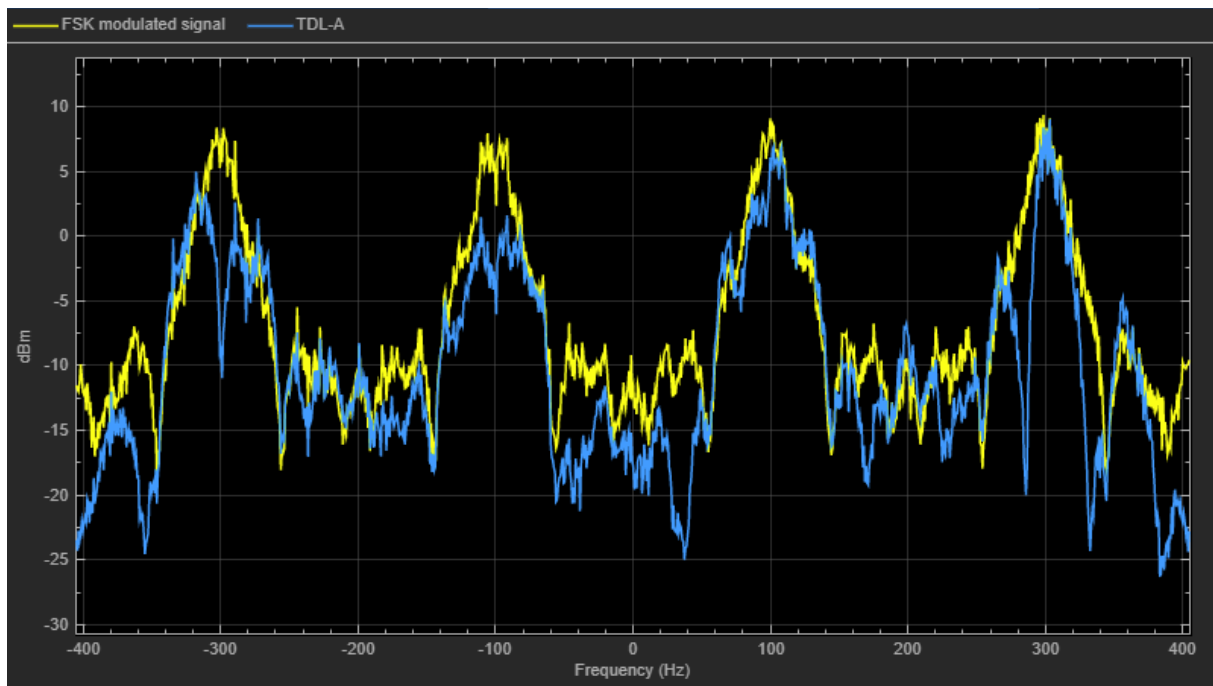


Figure IV-4 :Le profil spectral du canal TDL-A avec un signal modulé FSK avant et après le filtrage.

Comme le montre clairement la comparaison entre les profils spectraux du canal plat (Flat Fading) et le canal à évanouissement TDL-A, le canal TDL-A, qui représente un canal de propagation sans fil avec une dispersion temporelle, a une incidence considérable sur la qualité de la transmission du signal. En effet, le canal introduit des délais et des distorsions qui altèrent la forme du signal modulé. Ces altérations dépendent notamment du temps de propagation du signal, de la largeur de bande du signal, de la dispersion temporelle, de la fréquence porteuse, ainsi que du rapport signal sur bruit [dB]. En conclusion, il est crucial de prendre en compte l'impact du canal TDL-A lors de la conception et de la simulation de systèmes de transmission sans fil.

Réseaux de Neurones CNN :

Architecture du CNN :

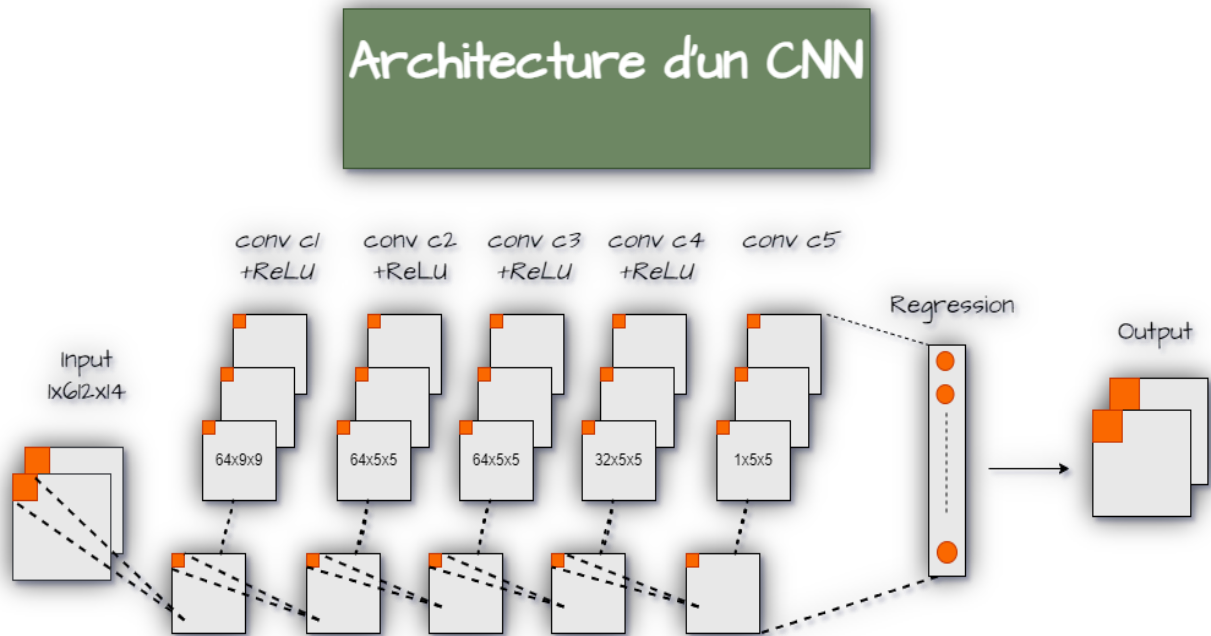


Figure IV-5 : Architecture du CNN

Ce réseau de neurones convolutifs (CNN) pour l'estimation de canal est composé de plusieurs couches qui travaillent en séquence pour traiter les images d'entrée et estimer les valeurs de canal.

La première couche est la couche d'entrée d'image. Elle spécifie que les images d'entrée ont une taille de [612, 14, 1], ce qui signifie qu'elles sont en niveaux de gris avec une résolution de 612 pixels de largeur et 14 pixels de hauteur.

Ensuite, nous avons une série de couches de convolution 2D. La première couche de convolution utilise un filtre de taille 9x9 avec 64 filtres. Le paramètre "Padding" de 4 indique que les bords de l'image sont remplis de zéros avant d'appliquer la convolution. Cette opération permet de capturer des caractéristiques plus larges dans les images. Chacune de nos couches de convolution est suivie d'une fonction d'activation ReLU cette fonction force les neurones à retourner des valeurs positives

Une deuxième couche de convolution avec 64 filtres. Cette couche applique 64 filtres de convolution de taille 5x5 sur les sorties de la couche précédente. Le paramètre "Padding"

de 2 indique à nouveau le remplissage des bords de l'image avec des zéros. Une autre couche de ReLU suit la couche de convolution pour introduire de la non-linéarité dans le modèle.

Ensuite, nous avons une troisième couche de convolution utilisée à nouveau un filtre de taille 5x5 avec 64 filtres, suivie d'une couche ReLU.

La quatrième couche de convolution utilise 32 filtres de taille 5x5 et est suivie d'une couche de ReLU.

Enfin, nous avons une dernière couche de convolution avec 1 filtre de taille 5x5, suivie d'une couche de régression. Cette couche de régression produit une sortie continue plutôt qu'une classification. Elle est utilisée pour estimer les valeurs de canal, qui sont des quantités continues dans ce contexte.

Numéro	Nom de la couche	Type de couche	Description
1	Imageinput	Image Input	Images d'entrée de taille 612x14x1
2	conv_1	2-D Convolution	64 convolutions 2D de taille 9x9x1 avec un pas de [1, 1] et un remplissage de [4, 4, 4, 4]
3	relu_1	ReLU	Fonction d'activation ReLU
4	conv_2	2-D Convolution	64 convolutions 2D de taille 5x5x64 avec un pas de [1, 1] et un remplissage de [2, 2, 2, 2]
5	relu_2	ReLU	Fonction d'activation ReLU
6	conv_3	2-D Convolution	64 convolutions 2D de taille 5x5x64 avec un pas de [1, 1] et un remplissage de [2, 2,

			2, 2]
7	relu_3	ReLU	Fonction d'activation ReLU
8	conv_4	2-D Convolution	32 convolutions 2D de taille 5x5x64 avec un pas de [1, 1] et un remplissage de [2, 2, 2, 2]
9	relu_4	ReLU	Fonction d'activation ReLU
10	conv_5	2-D Convolution	1 convolution 2D de taille 5x5x32 avec un pas de [1, 1] et un remplissage de [2, 2, 2, 2]
11	Regressionoutput	Regression Output	Erreur quadratique moyenne (mean- squared-error) avec la réponse 'Response'

Tableau IV-1 :Tableau décrivant chaque couche de l'architecture du CNN.

Ce tableau résume les informations sur chaque couche, y compris le type de couche, les paramètres spécifiques et la fonction d'activation utilisée.

Model de système simulé :

Systèmes 5G-MmWave MONO-Antenne :

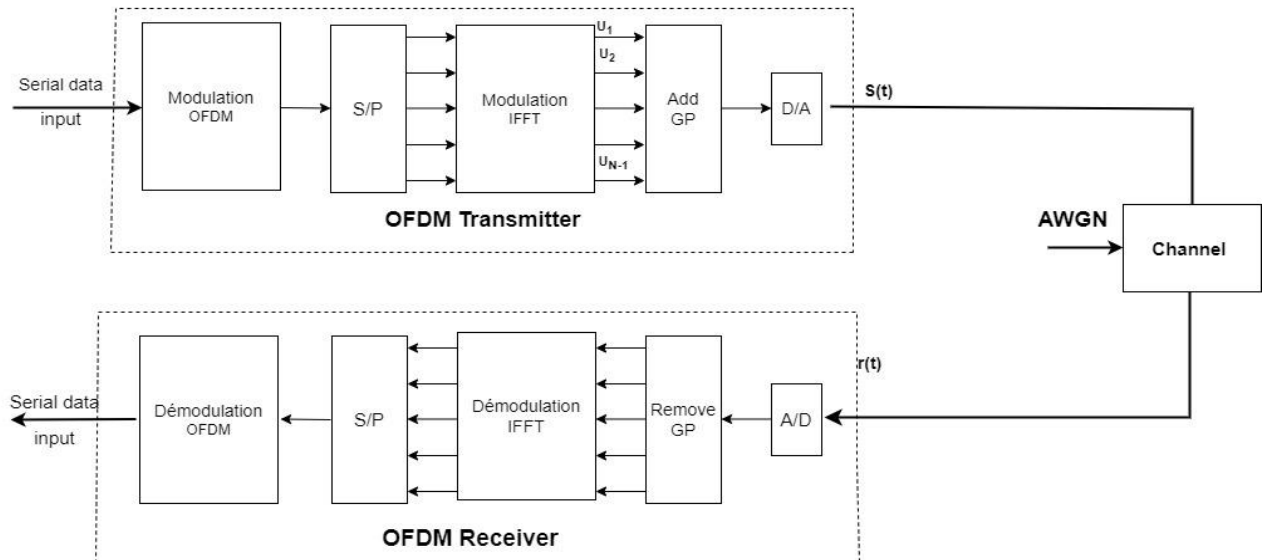


Figure IV-6 :Système 5G SISO.

La Figure IV présente un schéma représentant un émetteur-récepteur OFDM complet pour la transmission et la réception de signaux, dans un système SISO, il y a une seule antenne de transmission et une seule antenne de réception. L'OFDM est une technique de modulation largement utilisée dans les systèmes de communication sans fil et filaires. Elle illustre les principales étapes et blocs fonctionnels impliqués dans la transmission et la réception de signaux OFDM. Elle met en évidence la nature orthogonale des porteuses utilisées et souligne l'importance des opérations de modulation, de démodulation et de traitement du signal pour une communication efficace.

. Ce schéma est divisé en plusieurs blocs fonctionnels, chacun ayant un rôle spécifique dans le processus global de communication :

Les données d'entrée sont modulées en utilisant des techniques de modulation OFDM telles que QPSK, 16-QAM, 64-QAM, etc.

S/P (Serial to Parallel) : Ce bloc convertit les données modulées en un format parallèle, où chaque sous-porteuse transporte une partie des données.

Modulation IFFT (Inverse Fast Fourier Transform) : Une transformée de Fourier inverse est appliquée aux données parallèles pour les convertir dans le domaine temporel. Cela permet de générer un signal OFDM temporel

Add GP (Ajout du préfixe cyclique) : Un préfixe cyclique est ajouté à chaque symbole OFDM pour prévenir les interférences inter symboles causées par les canaux à délai étendu.

D/A (Digital to Analog) : Le signal OFDM est converti du format numérique au format analogique pour être transmis sur un support de transmission analogique, tel qu'une onde radio ou un câble.

Canal et AWGN (Additive White Gaussian Noise) : Le signal OFDM traverse le canal de propagation, qui peut inclure des effets tels que l'affaiblissement, l'évanouissement, le décalage Doppler, etc. De plus, du bruit gaussien blanc (AWGN) est ajouté au signal pour simuler les effets du bruit environnemental et des interférences.

A/D (Analog to Digital) : Le signal reçu est converti du format analogique au format numérique pour être traité par le récepteur OFDM.

Remove GP (Suppression du préfixe cyclique) : Le préfixe cyclique est retiré du signal reçu pour séparer les symboles OFDM.

Démodulation IFFT (Inverse Fast Fourier Transform) : Une transformée de Fourier rapide est appliquée aux symboles OFDM pour les convertir dans le domaine de la fréquence.

S/P (Serial to Parallel) : Les symboles OFDM démodulés sont convertis d'un format série à un format parallèle pour les traiter individuellement.

Démodulation OFDM : Les sous-porteuses parallèles sont démodulées pour récupérer les données d'origine.

Signal Data Output (Sortie des données) : Ce bloc représente les données récupérées après le processus de démodulation OFDM. Il peut s'agir des données décodées, des symboles de modulation ou des bits d'information, selon les étapes précédentes de modulation et de codage.

Les paramètres de simulation pour un système 5G SISO incluent :

1. La taille de la grille du système est déterminée en fonction du nombre de blocs de ressources (RBs) utilisés, est de 51 RBs, ce qui correspond à une largeur de bande de 20 MHz pour un espacement des sous-porteuses de 30 kHz. Cette configuration est couramment utilisée dans les systèmes 5G.
2. Le préfixe cyclique est utilisé pour éviter l'interférence inter-symboles dans les transmissions OFDM. Dans notre simulation un préfixe cyclique normal est utilisé, ce

qui signifie qu'un préfixe cyclique de longueur standard est utilisé pour chaque symbole OFDM.

3. La méthode utilisée pour générer le canal de propagation peut être spécifiée. Cela peut inclure des modèles de propagation tels que le modèle de propagation en espace libre ou des modèles plus complexes prenant en compte des phénomènes de propagation multiples, comme le modèle TDL (Tap Delay Line).
4. Le niveau de bruit ajouté au signal reçu est un paramètre important pour évaluer les performances du système. Le bruit peut être spécifié en termes de puissance de bruit ou de rapport signal sur bruit (SNR). un SNRdB (rapport signal sur bruit en décibels) de 10 dB indique un signal plus fort par rapport au bruit ajouté.

Ces paramètres de simulation permettent de définir les caractéristiques de base d'un système 5G SISO pour évaluer ses performances.

Systèmes 5G-MmWave massives MIMO :

La transition de notre programme d'un système SISO à un système MIMO nous permet de profiter des avantages offerts par l'utilisation de multiples antennes pour l'émission et la réception de signaux. Cela implique d'adapter notre programme pour prendre en compte le traitement du signal spécifique au MIMO, afin de tirer pleinement parti de cette technologie.

La figure IV de système Massive MIMO représente un système de communication sans fil qui utilise un grand nombre d'antennes à la fois du côté de l'émetteur et du récepteur. "MIMO" signifie "**Multiple-Input Multiple-Output**", ce qui signifie que le système utilise plusieurs antennes pour transmettre et recevoir des signaux simultanément.

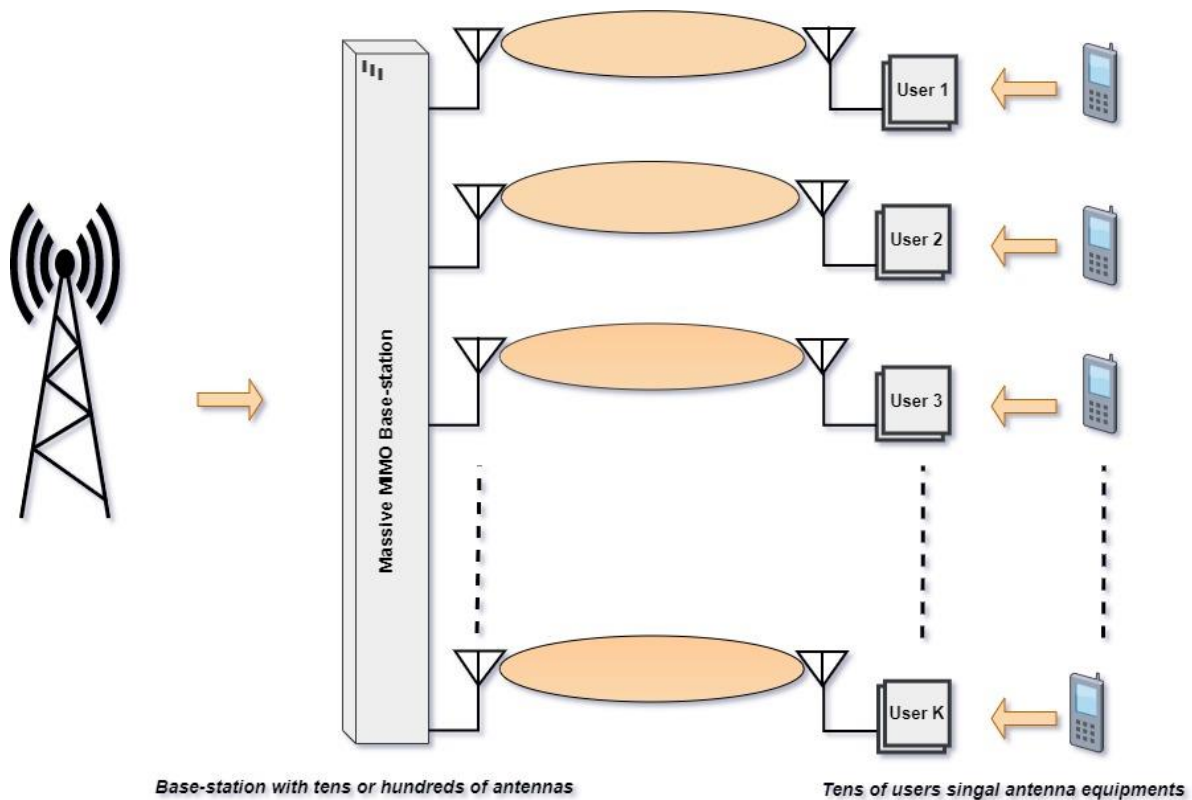


Figure IV-7 : Le système 5G- Massive MIMO.

Ce type de configuration MIMO est souvent utilisé dans les systèmes de communication avancés tels que la 5G et les réseaux sans fil à très haut débit. Avec 64 antennes de transmission et 64 antennes de réception, Le modèle de canal de propagation utilisé dans la simulation doit être spécifié. Des modèles de canal MIMO, tels que les modèles TDL (Tap Delay Line) ou les modèles géométriques, peuvent être utilisés pour représenter les caractéristiques de propagation dans un environnement spécifique. Les méthodes d'estimation du canal sont utilisées pour estimer les coefficients de canal à partir des signaux reçus. Différentes techniques d'estimation du canal, telles que l'estimation pilote ou l'estimation à bande étroite, Dans les systèmes MIMO, la matrice de précodage est utilisée pour préparer les signaux transmis à chaque antenne de transmission. Des techniques de précodage, telles que le pré-codage MMSE (Minimum Mean Square Error) ou le pré-codage Beamforming, peuvent être utilisées pour améliorer les performances du système.

Résultats de Simulation :

Nous avons mesuré l'Accuracy et le Loss du Réseaux CNN pour les deux systèmes SISO (1x1) et MIMO (64 x 64), après on a comparé la performance des trois méthodes « Estimation

pratique, Estimation par réseau CNN et Interpolation linéaire du canal » en fonction de l'erreur quadratique moyenne (MSE).

4.5.2.1. Estimation de canal SISO :

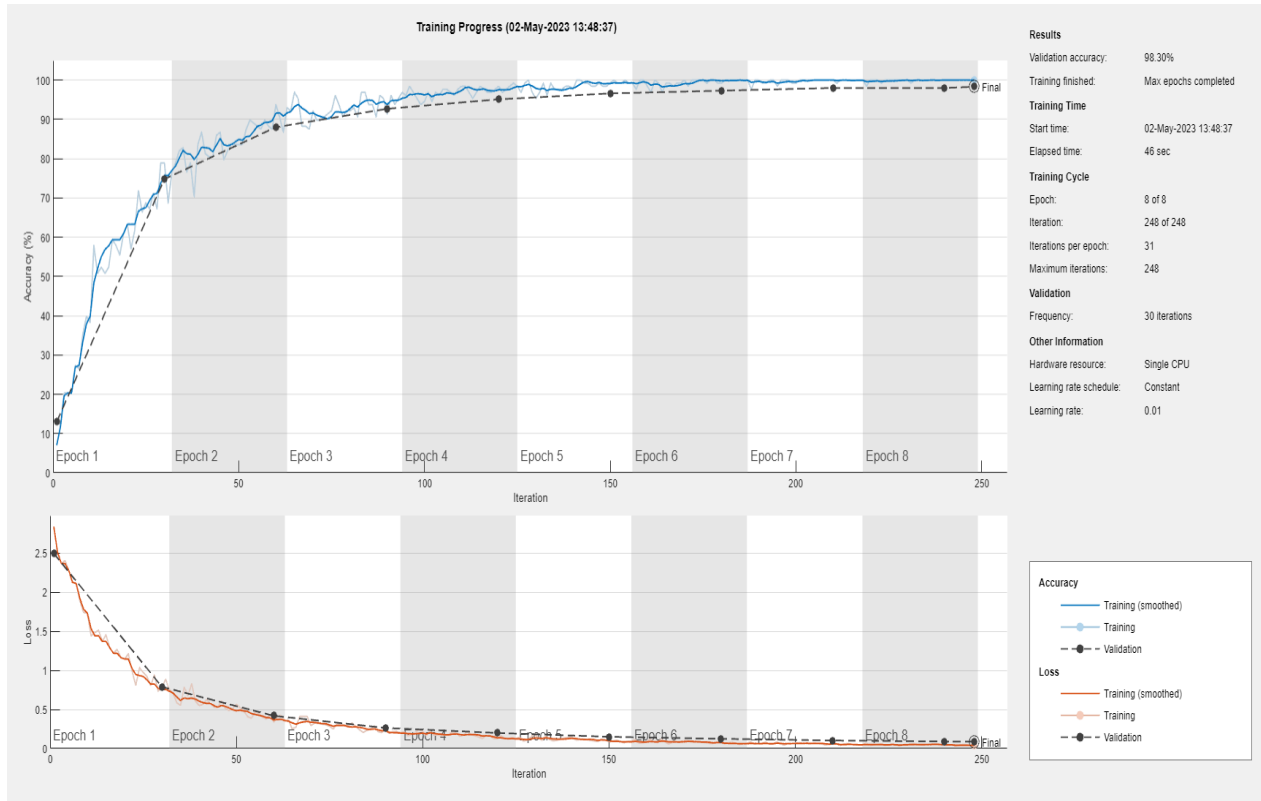


Figure IV-8 : Courbe Accuracy et Loss du Réseaux CNN.

Selon la Figure IV-8, il est observé que la précision de l'apprentissage augmente à mesure que le nombre d'époques augmente. Cela suggère que le modèle apprend progressivement plus d'informations au fil du temps. En d'autres termes, à chaque itération, le modèle acquiert de nouvelles connaissances qui améliorent sa précision.

En ce qui concerne l'erreur d'apprentissage, on observe également qu'elle diminue avec le nombre d'époques. Cela signifie que le modèle parvient à réduire progressivement l'écart entre les prédictions qu'il effectue et les valeurs réelles des données d'apprentissage. Une diminution de l'erreur d'apprentissage est généralement un indicateur positif de l'apprentissage efficace du modèle.

En résumé, la Figure IV-8 suggère que l'apprentissage progressif et l'acquisition d'informations supplémentaires au fil des époques conduisent à une augmentation de la précision de l'apprentissage, tandis que l'erreur d'apprentissage diminue progressivement.

4.5.2.1.1. Résultats de MSE :

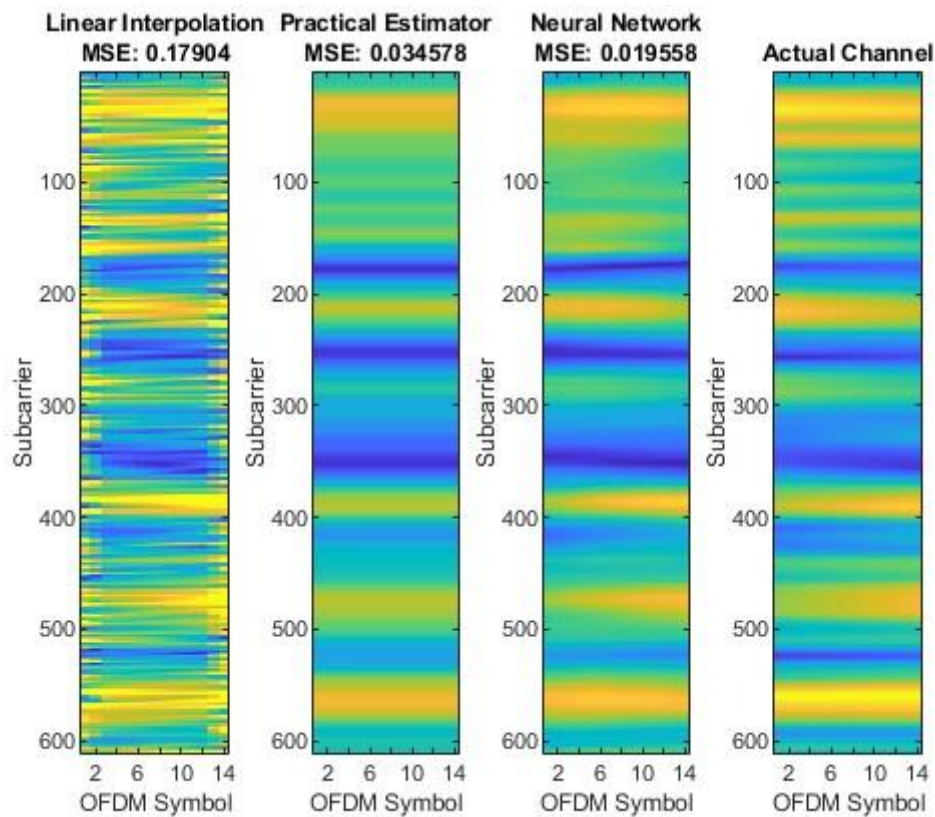


Figure IV-9 : "Performance comparée : Estimation pratique, Estimation par réseau CNN et Interpolation linéaire du canal".

MeanSquaredError (MSE) est une mesure de l'erreur quadratique moyenne utilisée pour évaluer la précision d'un modèle de régression ou de classification. Il s'agit de la moyenne de la différence entre la valeur prédite et la valeur réelle, au carré. Plus la valeur de MSE est faible, meilleure est la performance du modèle.

Nous avons simulé trois méthodes d'estimation du canal : l'estimation parfaite, l'estimation pratique et l'estimation par réseau de neurones CNN.

L'estimation parfaite est une approche théorique qui suppose que l'estimateur peut fournir une estimation exacte du paramètre recherché, sans aucune erreur. Cependant, dans la réalité, il est rarement possible d'obtenir une estimation parfaite en raison de divers facteurs tels que les erreurs aléatoires, la disponibilité limitée de données ou d'autres contraintes pratiques.

Les méthodes d'estimation pratiques sont des approches utilisées dans des situations réelles pour estimer des paramètres à partir de données observées, en prenant en compte les contraintes pratiques telles que la disponibilité limitée de données et les ressources disponibles. Elles utilisent des méthodes statistiques, des approximations, des techniques d'échantillonnage et des connaissances spécifiques du domaine pour obtenir des estimations raisonnables et utiles, en reconnaissant qu'il est rarement possible d'obtenir une estimation parfaite en raison des erreurs de mesure et d'autres sources d'incertitude.

Les réseaux de neurones, quant à eux, sont des modèles d'apprentissage automatique qui imitent le fonctionnement du cerveau humain en utilisant des réseaux de neurones artificiels interconnectés. Ils sont souvent utilisés pour effectuer des estimations à partir de données d'entrée en découvrant des motifs et des relations complexes entre les variables. Les réseaux de neurones peuvent être utilisés dans divers domaines tels que la vision par ordinateur, le traitement du langage naturel et les prévisions pour estimer les paramètres du canal en exploitant leur capacité à apprendre à partir de données.

Lorsqu'on compare les estimations pratiques et les estimations par réseau de neurones, il est souvent constaté que ces méthodes surpassent l'interpolation linéaire. Cela signifie qu'elles sont capables de fournir des estimations plus précises et plus proches de la réalisation réelle du canal. Pour visualiser ces estimations, on utilise des graphiques qui représentent les estimations individuelles du canal ainsi que la réalisation réelle du canal obtenue à partir des coefficients du filtre de canal. Ces graphiques permettent de visualiser visuellement la performance des différentes méthodes d'estimation et de comparer leurs résultats.

Alors on a remarqué que les estimations pratiques et par réseau de neurones sont souvent supérieures à l'interpolation linéaire.

4.5.2.2. Estimation du Canal Massive MIMO :

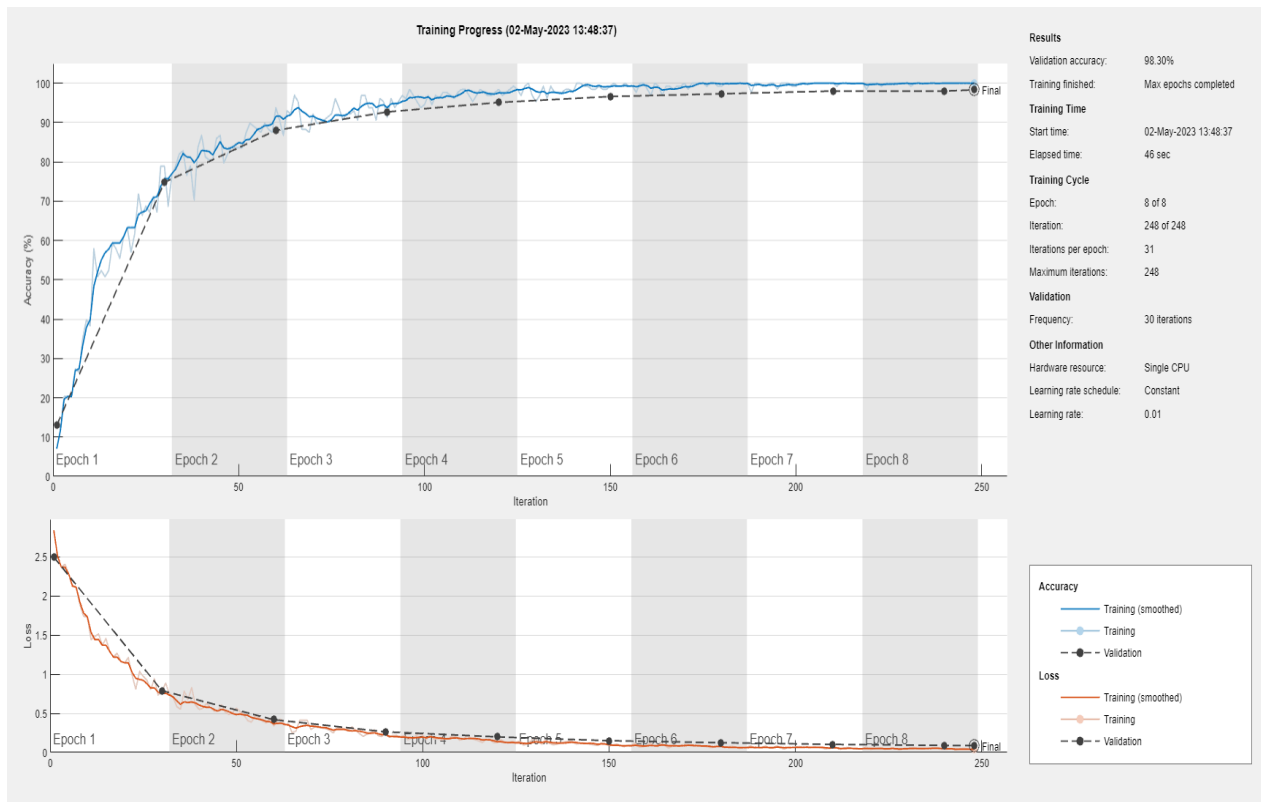


Figure IV-10 : Courbe Accuracy et Loss du Réseaux CNN.

La Figure IV-10 indique que la précision de l'apprentissage augmente à mesure que le nombre d'époques augmente. Cela signifie que le modèle acquiert progressivement plus d'informations à chaque époque. Si la précision diminue, cela signifie que le modèle a besoin de plus d'informations pour apprendre correctement, ce qui peut nécessiter d'augmenter le nombre d'époques. De plus, l'erreur d'apprentissage et de validation diminue à mesure que le nombre d'époques augmente. Cela montre que le modèle s'améliore en réduisant les erreurs sur les données d'apprentissage et de validation.

Le canal TDL-A :

Nous avons effectué une nouvelle simulation d'estimation de canal en utilisant les trois méthodes et en évaluant leur performance en fonction de l'erreur quadratique moyenne (MSE). Dans cette simulation, nous avons utilisé deux canaux différents, à savoir le canal TDL-A et le canal TDL-E, en modifiant leurs paramètres tels que le délai de propagation (Delay Spread) et le décalage Doppler (Doppler Shift).

L'histogramme représente les erreurs quadratiques moyennes (MSE) lors de la prédiction du canal TDL-A à l'aide de trois méthodes d'estimation différentes. Sur l'axe des x,

nous trouvons les différentes valeurs du canal, tandis que sur l'axe des y, nous trouvons les valeurs de MSE.

Dans la première partie de la figureIV-11 nous avons modifié le décalage Doppler (Doppler Shift) en utilisant différentes valeurs indiquées dans le tableau de la Figure IV-11 pour estimer les précipitations prévues du canal. Dans la deuxième partie de la figure IV-12, nous avons modifié le délai de propagation (Delay Spread) en utilisant différentes valeurs indiquées dans le tableau de la Figure IV-12.

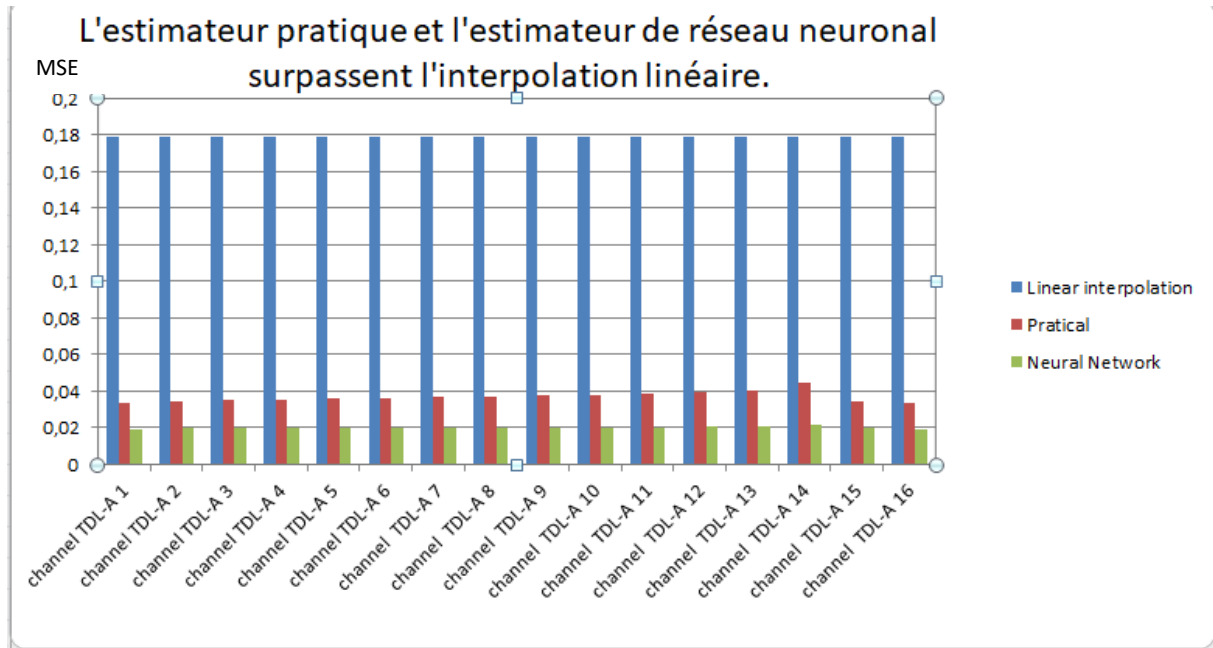


Figure IV-11 :Estimation Canal TDL-A avec différents décalage Doppler.

	A	B	C	D	E
1		Linear interpolation	Practical Estimator	Neural Network	Doppler
2	channel TDL-A 1	0,17904	0,03398	0,01947	30
3	channel TDL-A 2	0,17904	0,03443	0,01953	40
4	channel TDL-A 3	0,17903	0,03497	0,01961	50
5	channel TDL-A 4	0,17903	0,03541	0,01968	55
6	channel TDL-A 5	0,17903	0,03589	0,01976	60
7	channel TDL-A 6	0,17903	0,03642	0,01985	65
8	channel TDL-A 7	0,17903	0,03665	0,01988	70
9	channel TDL-A 8	0,17903	0,03712	0,01996	76
10	channel TDL-A 9	0,17903	0,0376	0,02005	84
11	channel TDL-A 10	0,17903	0,03812	0,02014	88
12	channel TDL-A 11	0,17904	0,03866	0,02024	92
13	channel TDL-A 12	0,17904	0,03968	0,02041	95
14	channel TDL-A 13	0,17905	0,04015	0,02052	99
15	channel TDL-A 14	0,17907	0,04434	0,02126	110
16	channel TDL-A 15	0,17904	0,03457	0,01955	115
17	channel TDL-A 16	0,17904	0,03377	0,01945	120

Tableau IV-2 :

MSE Canal TDL-A avec différents décalage Doppler.

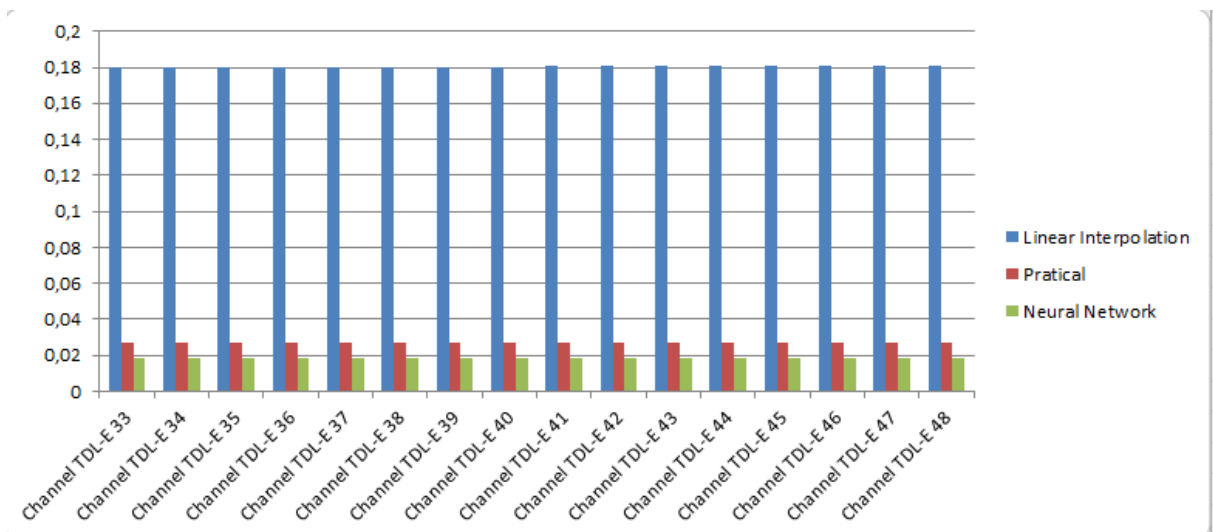


Figure IV-12 :Estimation Canal TDL-A avec différents décalage délai de propagation.

	A	B	C	D	E
1		Linear interpolation	Practical Estimator	Neural Network	DelaySpread
2	channel TDL-A 17	0,1686	0,0112	0,0102	1
3	channel TDL-A 18	0,1745	0,0133	0,0129	1,15
4	channel TDL-A 19	0,1791	0,0128	0,011	1,25
5	channel TDL-A 20	0,18	0,0151	0,0127	1,75
6	channel TDL-A 21	0,1704	0,0206	0,0145	2
7	channel TDL-A 22	0,1701	0,019	0,0125	2,25
8	channel TDL-A 23	0,1761	0,0304	0,019	2,75
9	channel TDL-A 24	0,179	0,0345	0,0195	3
10	channel TDL-A 25	0,1795	0,05	0,0264	3,34
11	channel TDL-A 26	0,1754	0,0617	0,0327	3,75
12	channel TDL-A 27	0,1673	0,0766	0,0403	4,17
13	channel TDL-A 28	0,1909	0,0796	0,0404	4,25
14	channel TDL-A 29	0,1819	0,0744	0,0388	4,75
15	channel TDL-A 30	0,1784	0,1199	0,0565	5,12
16	channel TDL-A 31	0,19	0,1324	0,0635	5,3
17	channel TDL-A 32	0,1683	0,1211	0,0562	5,6

Tableau IV-3 :MSE Canal TDL-A avec différents décalage délai de propagation.

Le canal TDL-E :

D'une manière similaire, nous avons réalisé un histogramme des erreurs quadratiques moyennes (MSE) pour la prédiction du canal TDL-E à partir des figures (IV-13) et (IV-14), en utilisant les trois méthodes d'estimation avec des variations du décalage Doppler et du délai de propagation (Delay Spread) comme il est indiquées dans le tableau IV-4 et IV-5. Les résultats ont démontré que, tout comme pour le canal TDL-A, l'estimation pratique et le réseau de neurones ont largement surpassé l'interpolation linéaire, offrant des estimations plus précises. Il est important de souligner que le réseau de neurones s'est révélé être l'estimateur le plus performant, atteignant des résultats pratiquement parfaits. Cette performance exceptionnelle du réseau de neurones ouvre la voie à des applications avancées et à des améliorations significatives dans la prédiction des canaux TDL-E.

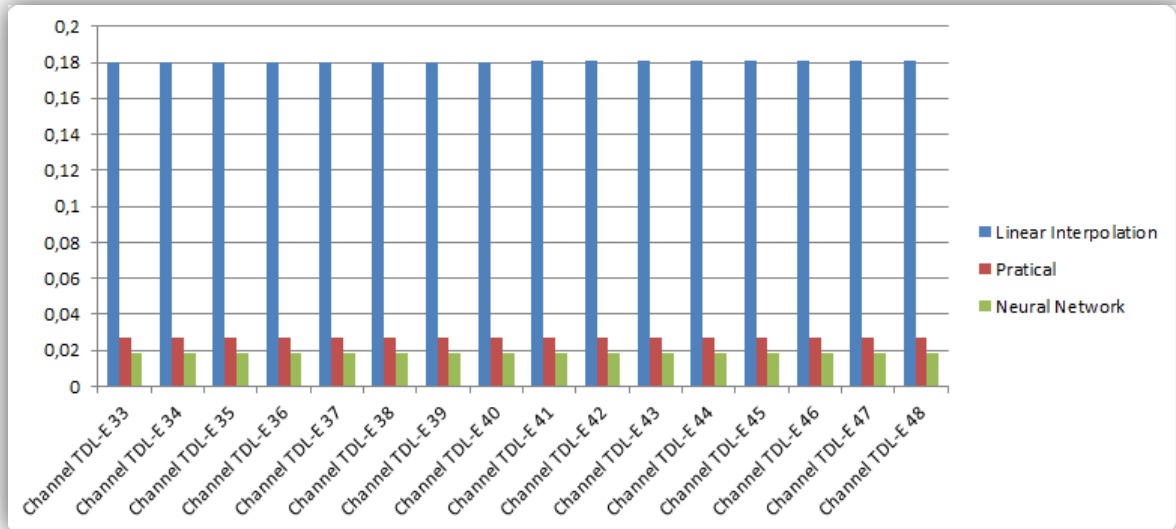


Figure IV-13 :Estimation Canal TDL-E avec différents décalage Doppler.

	A	B	C	D	E
1		Linear Interpolation	Pratical Estima	Neural Network	doppler
2	Channel TDL-E 33	0,18012	0,02709	0,01852	30
3	Channel TDL-E 34	0,18018	0,02706	0,0185	40
4	Channel TDL-E 35	0,18025	0,02704	0,0185	50
5	Channel TDL-E 36	0,18028	0,02703	0,0185	55
6	Channel TDL-E 37	0,18032	0,02702	0,01851	60
7	Channel TDL-E 38	0,18035	0,02701	0,01851	65
8	Channel TDL-E 39	0,18039	0,02702	0,01852	70
9	Channel TDL-E 40	0,18044	0,02702	0,01853	76
10	Channel TDL-E 41	0,1805	0,02702	0,01856	84
11	Channel TDL-E 42	0,18053	0,02703	0,01857	88
12	Channel TDL-E 43	0,18056	0,02703	0,01859	92
13	Channel TDL-E 44	0,18059	0,02704	0,0186	95
14	Channel TDL-E 45	0,18071	0,02707	0,01868	99
15	Channel TDL-E 46	0,1808	0,02709	0,01875	110
16	Channel TDL-E 47	0,1807	0,02708	0,01872	115
17	Channel TDL-E 48	0,1808	0,02709	0,01875	120

Tableau IV-4 :MSE Canal TDL-E avec différents décalage Doppler.

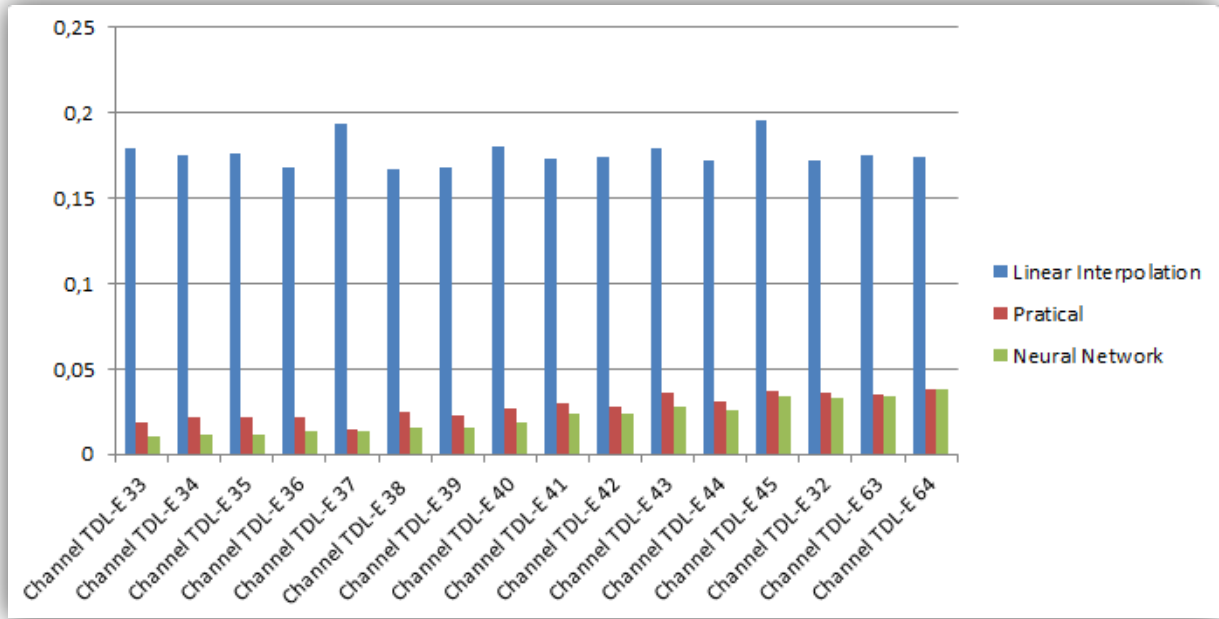


Figure IV-14 :Estimation Canal TDL-E avec différents décalage délai de propagation.

	A	B	C	D	E
1		Linear Interpolation	Pratical Estimator	Neural Network	DelaySpread
2	Channel TDL-E 33	0,17903	0,01922	0,01045	1
3	Channel TDL-E 34	0,17545	0,02136	0,01155	1,15
4	Channel TDL-E 35	0,17642	0,02152	0,01183	1,25
5	Channel TDL-E 36	0,1679	0,02228	0,01345	1,75
6	Channel TDL-E 37	0,1939	0,01428	0,0137	2
7	Channel TDL-E 38	0,16711	0,02506	0,01573	2,25
8	Channel TDL-E 39	0,16839	0,02234	0,01609	2,75
9	Channel TDL-E 40	0,18025	0,02704	0,0185	3
10	Channel TDL-E 41	0,17266	0,02995	0,02337	3,34
11	Channel TDL-E 42	0,17417	0,02808	0,02403	3,75
12	Channel TDL-E 43	0,17885	0,03613	0,02791	4,17
13	Channel TDL-E 44	0,17173	0,0312	0,02633	4,25
14	Channel TDL-E 45	0,19549	0,03677	0,03436	4,75
15	Channel TDL-E 32	0,17217	0,0361	0,03335	5,12
16	Channel TDL-E 63	0,17513	0,03489	0,03435	5,3
17	Channel TDL-E 64	0,17416	0,03805	0,03772	5,6

Tableau IV-5 :MSE Canal TDL-E avec différents décalage délai de propagation.

Nous pouvons conclure que chaque fois que nous apportons des modifications, le réseau de neurones est le seul à fournir des estimations plus précises par rapport à l'interpolation linéaire, qui présente des résultats plus bruités.

Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons présenté une approche de classification basée sur les réseaux de neurones convolutionnels, et nous avons exposé les différents résultats obtenus en termes de précision et d'erreur.

En conclusion, ce chapitre a mis en évidence l'importance de l'estimation de canal dans les systèmes de communication. Nous nous sommes intéressés à l'estimation de canal en utilisant différentes méthodes, notamment les techniques d'estimation pratiques et les réseaux de neurones. L'objectif était de comparer les performances en termes d'erreur quadratique moyenne (MSE) entre ces approches. Toutefois, il est important de noter que chaque méthode d'estimation présente ses propres avantages et limites, et le choix de la méthode dépendra des exigences spécifiques du système et des contraintes de déploiement.

CONCLUSION GENERALE

En conclusion, le développement rapide de la technologie de communication sans fil a eu un impact significatif sur notre société, entraînant une augmentation exponentielle du nombre d'utilisateurs de téléphones mobiles. Les besoins croissants en communication sans fil, alimentés par l'utilisation généralisée des appareils intelligents, ont nécessité des avancées technologiques pour répondre à ces exigences croissantes. Dans ce contexte, la technologie massive MIMO (entrées multiples et sorties multiples) s'est révélée être une solution prometteuse pour les réseaux mobiles de cinquième génération (5G) et au-delà.

Ce travail a abordé différents aspects de cette évolution technologique. Le premier chapitre a fourni un aperçu du contexte des applications mobiles et des défis majeurs auxquels elles font face, mettant en évidence l'émergence de la 5G. Le deuxième chapitre s'est concentré sur la technologie Massive MIMO combinées à des techniques de pré-codage hybride basées sur l'intelligence artificielle, explorant ses principes fondamentaux, ses avantages, ses défis et ses applications potentielles dans divers domaines.

Dans le troisième chapitre, nous avons souligné l'importance croissante de l'intelligence artificielle dans notre société, transcendant les domaines spécifiques et apportant des solutions à des problèmes complexes. L'intelligence artificielle, avec ses nombreux algorithmes et sa capacité de calcul avancée, a révolutionné des secteurs tels que la médecine, l'industrie, le commerce et l'agriculture. Elle a permis de résoudre des problèmes complexes et d'améliorer l'efficacité et la précision des systèmes.

Enfin, le dernier chapitre a présenté les résultats de simulations portant sur l'estimation de l'erreur quadratique moyenne du canal. Cette analyse graphique nous a permis de mieux comprendre les paramètres du système et d'évaluer ses performances, en combinant les avancées de la technologie massive MIMO avec les capacités de l'intelligence artificielle.

L'objectif est de fournir des recommandations et des orientations pour l'amélioration des systèmes de communication 5G utilisant des ondes millimétriques et la technologie massive MIMO grâce à des techniques d'estimation de canal avancées et basées sur l'intelligence artificielle.

En résumé, ce travail a souligné l'importance des avancées technologiques dans les communications sans fil, notamment la technologie Massive MIMO et l'intelligence artificielle. Ces domaines jouent un rôle crucial dans le développement des réseaux mobiles de prochaine génération, offrant des opportunités d'amélioration des performances, de

l'efficacité et de la connectivité. L'intelligence artificielle ajoute une dimension supplémentaire en permettant une automatisation intelligente, des décisions basées sur les données et une optimisation continue des systèmes de communication sans fil. Ces avancées ouvrent la voie à de nouvelles opportunités et applications dans notre société connectée, transformant notre façon de communiquer et d'interagir avec le monde numérique.

BIBLIOGRAPHIQUE

- [1] Moret, Boris. Amplificateur de puissance autonome pour applications OFDM et beamforming de la 5G aux fréquences millimétriques en technologie CMOS avancée. Bordeaux, 2017.
- [2] A. Rahil, "Gestion du Handover dans les réseaux hétérogènes mobiles et sans fil", Thèse de doctorat, Dijon, 2015.
- [3] ALKAMA Dina BERKOUK Saida, « Nouvelle approche pour l'optimisation de l'allocation des ressources dans les réseaux cellulaires », MÉMOIRE, Université Abderrahmane Mira de Béjaia, septembre 2020.
- [4] Mousa, A. M. (2012). Prospective of Fifth Generation Mobile communications. International Journal of Next - Generation Networks (IJNGN)
- [5] Duda, A. and Sreenan, C.J. (2003). Challenges for Quality of Service in Next Generation Mobile Networks. Proc. of Information Technology & Telecommunications Conference (IT&T).
- [6] Pachauri, A.K. and Singh, O. (2012). 5G Technology – Redefining wireless Communication in upcoming Years. International Journal of Computer Science and Management Research
- [7] <https://www.numerama.com/tech/147723-5g-tout-savoir-sur-le-reseau-mobile-du-futur.html>.
- [8] Detti, Andrea. "Functional architecture." CNIT - Electronic Eng. Dept., Université de Rome Tor Vergata
- [9] GOUAL Mohammed Amine Khatir, HOUARI Mohammed Fedl Allah, « Conception d'un réseau d'antenne miniaturisé pour les applications 5G », MÉMOIRE, Université AbouBekr Belkaïd– Tlemcen – Faculté de TECHNOLOGIE, 20 juin 2022
- [10] François MAGNE. « Télécommunications haut débit en ondes millimétriques », 10 mai 1998.
- [11] R. Ghayoula « Contribution A L'optimisation De La Synthèse Des Antennes Intelligentes
- [12] T. Nakamura, S. Nagata, A. Benjebbour, Y. Kishiyama, T. Hai, S. Xiaodong, Y. Ning et L. Nan, « Trends in smallcell enhancements in LTE advanced », IEEE Communications Magazine, vol. 51, no. 2, pp. 98-105, 2013
- [13] T. Nakamura, S. Nagata, A. Benjebbour, Y. Kishiyama, T. Hai, S. Xiaodong, Y. Ning et L. Nan, « Trends in smallcell enhancements in LTE advanced », IEEE Communications Magazine, vol. 51, no. 2, pp. 98-105, 2013
- [14] khodjasafa ,GuelmineAmel ,” Using Deep Learning To Investigate Massive MIMO Hybrid Beamforming Design”, A Thesis Submitted To Obtain The Master Degree, UNIVERSITY MOHAMED BOUDIAF – M’SILA, 2020

- [15] Xiang, Wei, KanZheng, and Xuemin Sherman Shen, eds. 5G mobile communications. Springer, 2016.
- [16] PhilippeFollenfant, DR PierreAballea, «Déploiementde la 5G enFrance et dans le monde : Aspectstechniques et sanitaires», Rapport, Septembre 2020, France
- [17]DehemchiMarwa et Bouhafer Asma «Etude et Analyse de Méthodes de Beamforming Pour des Systèmes Multi-utilisateurs Pour la 5G» Mémoire de master Guelma
- [18] Study Paper on: Multiple-Input Multiple-Output (MIMO) Technology
- [19] https://fr.wikipedia.org/wiki/MIMO_%28t%C3%A9l%C3%A9communications%29
- [20] ALLEL MONCEF, AMRAOUI ZAKARIA, « Conception de nouveau système d'antennes MIMO pour le standard 5G », ‘ ‘ Mémoire de fin d'étude Pour l'obtention du diplôme de Master Académique’ ’, Faculté des sciences et de la Technologie, Guelma, 2021
- [21] Antoine Roze (thèse doctorat) Massive MIMO, une approche angulaire pour les futurs Systèmes multi-utilisateurs aux longueurs d'onde millimétriques
- [22]KritikaSengar, Nishu Rani, AnkitaSinghal, Dolly Sharma, SeemaVerma, Tanya Singh, Banasthali University, Newai, India, Amity Institute of Information and Technology University, Noida, India, Study and Capacity Evaluation of SISO, MISO and MIMO RF Wireless Communication Systems, International Journal of Engineering Trends and Technology (IJETT) – Volume 9 Number 9 - Mar 2014.
- [23] Mme TrariTani Amel, MELLE TahriAsma, « L'estimation de canal pour les systèmes MIMO MASSIF», mémoire Pour l'obtention du diplôme de master Réseau de Télécommunications, octobre 2020
- [24] By Erik G. Larsson, Linköping University, Linköping, Sweden and Liesbet Van der Perre, KULeuven, Leuven, Belgium ,IEEE 5G Tech Focus: Volume 1, Number 1, March 2017
- [25] <https://www.rfwireless-world.com/Terminology/Difference-between-SU-MIMO-and-MU-MIMO.html>
- [26]khodjasafa , GuelmineAmel, ‘ ‘ Using Deep Learning To Investigate Massive MIMO Hybrid Beamforming Design’ ’, A Thesis Submitted To Obtain The Master Degree, UNIVERSITY MOHAMED BOUDIAF - M'SILA, 2020
- [27]HAJRI, Salah Eddine. (Thèse de doctorat 2018). L'amélioration des performances des systèmes sans fil 5G par groupements adaptatifs des utilisateurs. Université ParisSaclay
- [28] UPL4485925235409209505_Intelligence_Artificielle_____Y._LeCun.pdf

- [29] ANDRIAMIANDRASOA Ianjafitia, «Système de detection d'objet base sur le deep learning dans un magasin intelligent », Mémoire, Université D'ANTANANARIVO, Août 2019
- [30] Zara Islem, « L'intelligence artificielle principe, outils et objectifs», MEMOIRE, Université Badji Mokhtar ANNABA, 2019
- [31] DERRADJ AFFEF SAHAR – BEN CHIKH MASSOUDA, « Algorithmes d'Alignement d'Image à Base de Réseaux de Neurones Convolutionnels (CNN)' », Mémoire, Université de Mohamed El-Bachir El-Ibrahimi - Bordj Bou Arreridj, 15 septembre 2021.
- [32] LOUNIS Katia MOUSSI Dahbia, « La Classification d'images d'insectes ravageurs en utilisant le Deep Learning' », Mémoire de Fin d'Etudes, UNIVERSITE MOULOU D MAMMERI DE TIZI-OUZOU, 2019-2020
- [33] DERRADJ AFFEF SAHAR – BEN CHIKH MASSOUDA, « Algorithmes d'Alignement d'Image à Base de Réseaux de Neurones Convolutionnels (CNN)' », Mémoire, Université de Mohamed El-Bachir El-Ibrahimi - Bordj Bou Arreridj, 15 septembre 2021.
- [34] Mr Mokri Mohammed Zakaria, « Classification des images avec les réseaux de neurones convolutionnels », Mémoire de fin d'études, juillet 2017, Tlemcen.
- [35] TERAJ Salim., « Algorithme Hybride de Débruitage Image/Vidéo à base de Réseaux de Neurones Convolutionnels (CNN) », Université de Mohamed El-Bachir El-Ibrahimi - Bordj Bou Arreridj, Septembre 2021
- [36] P. Kim, MATLAB Deep Learning, DOI 10.1007/978-1-4842-2845-6_1
- [37] MESSAOUDI Sofiane ARROUL Benyamine, « Reconnaissance des caractères manuscrits de la langue berbère par Deep Learning appliqué à la base de données Berbère Dataset », Projet de Fin d'Etudes, Université Abderrahmane Mira, 2020/2021
- [38]H. Kinsley and D. Kukiela, “Neural Networks from Scratch in Python,” p. 658, 2020.
- [39]A. Romero and A. Romero, “Assisting the training of deep neural networks with applications to computer vision” University of Barcelona. 2015
- [40]J. Heckman, R. Pinto, and P. A. Savelyev, “Artificial Intelligence, IOT and Machine Learning” Angew. Chemie Int. Ed. 6(11), 951–952., 1967.
- [41] JEAN NOEL DIBOCOR DIOUF, « Classification, apprentissage profond et réseaux de neurones : application en science des données », MÉMOIRE, L'université du QUÉBEC à Trois-Rivières, NOVEMBRE 2020
- [42] <https://fr.mathworks.com/help/5g/ug/deep-learning-data-synthesis-for-5g-channel-estimation.html>.
- [43] KOUIDRI Yassine et TOUATI Salah Eddine, « Etude des Antennes MIMO massives à Formation de Faisceaux », MEMOIRE Présenté pour l'obtention du diplôme de MASTER en Télécommunication, 06 juillet 2021

[44] Mme TRARI TANI AMEL MELLE TAHRI ASMA, « L'estimation de canal pour les systèmes MIMO Massif », Diplôme de master en réseaux de télécommunications, Faculté de technologie Tlemcen, octobre 2020