

Ordre...../F.S.S.A/UAMOB/2021

**REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE
SCIENTIFIQUE
UNIVERSITE AKLI MOUHAND OULHADJ-BOUIRA**



Faculté des Sciences et Sciences Appliquées
Département Génie électrique

Mémoire de fin d'étude

Présenté par :

**Adilia Nour El Houda
Chalhi Kenza**

En vue de l'obtention du diplôme de **Master en :**

Filière : TELECOMMUNICATION

Option : Système des télécommunications

Thème :

Estimation du canal de transmission par deep learning

Devant le jury composé de :

Mr :

Moudache Said	Prof	Univ. Bouira	Président
Djeddou Mustapha	M.C.A	Univ. Bouira	Rapporteur
Ali mohad Abdenour	M.C.B	Univ. Bouira	Examineur

Année Universitaire 2020/2021

Ordre...../F.S.S.A/UAMOB/2021

**REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE
SCIENTIFIQUE
UNIVERSITE AKLI MOAND OULHADJ-BOUIRA**



Faculté des Sciences et Sciences Appliquées
Département Génie électrique

Mémoire de fin d'étude

Présenté par :
**ADILIA Nour El Houda
CHALHI Kenza**

En vue de l'obtention du diplôme de **Master en :**

Filière : TELECOMMUNICATION
Option : Système des télécommunications

Thème :

Estimation du canal de transmission par deep learning

Devant le jury composé de :

Mr :

.....	Prof.	Univ. Bouira	Président
.....	M.C.A	Univ.Bouira	Rapporteur
.....	M.C.B	Univ.Bouira	Examineur
.....	M.A.A	Univ. Bouira	Examineur

Année Universitaire 2020/2021

Remerciement

Au terme de ce travail

Tout d'abord, nous remercions **ALLAH** pour la volonté, la force, la santé et patience qu'il nous a donné pour réaliser ce travail.

Nous tenons à adresser nos chaleureux remerciements au Docteur Djeddou Mustapha, et lui exprimer toute notre reconnaissance pour son encadrement, ses précieux conseils, son soutien constant, sa confiance et sa patience, ainsi que pour ses remarques pertinentes et ses contributions considérables tout au long de la réalisation de ce travail. Nous avons eu

l'honneur et le plaisir de travailler sous sa direction pendant notre projet de Master
Nous tenons également à remercier l'ensemble de jurys qui ont accepté l'évaluation de ce modeste travail

Nous remercions nos enseignants et tout les membres du département génie électrique
Nous adressons nos remerciements aussi à nos collègues de la promotion du master 2021

Merci du fond du cœur.

Je dédie ce modeste travail

À mon cher père, que Dieu accueille son âme dans son vaste paradis.

À ma chère mère.

À mes frères.

À mes sœurs.

À mes amis.

Adilia Nour El Houda

A celle qui a attendu avec patience les fruits de sa bonne éducation et de ses dévouement

A ma chère mère

A celui qui s'est changé la nuit en jour pour m'assurer les bonnes conditions

A mon chère père

A ma très chère sœur Zohra qui ma toujours soutenue

A mes chère frères Mouhand et Abdhakim

A tous les membres de ma famille et a tous mes amis

je dedie ce modeste travail

Chalhi Kenza

Table des matières

Liste des figures	ix
Abréviations	x
Introduction Générale	1
I GÉNÉRALITÉS	4
I.1 L'importance de la communication numérique	5
I.2 Principe	5
I.3 Les éléments d'un système de communication numérique	6
I.4 Canal radio sans fil	8
I.5 Catégorie de réseau sans fil	11
I.6 Multi-trajets	14
I.7 L'évanouissement (fading)	16
I.8 L'étalement du retard	17
I.9 L'effet Doppler	18
I.10 Duplexing	18
I.11 OFDM (Orthogonal Frequency Division Multiplex)	20
I.12 La communication (Multiple Input Multiple Output MIMO)	22
II Estimation de canal dans un système massif MIMO	26
II.1 Introduction	27
II.2 MIMO massif	27
II.3 Configuration du réseau d'antennes	29
II.4 Les systèmes MIMO MASSIVE -OFDM	30
II.5 Bloc de cohérence	31
II.6 Fading de Rayleigh corrélé	32

II.7	Modèle de système pour la liaison montante et la liaison descendante	35
II.8	L'estimation de canal pour les systèmes MIMO massif	37
II.9	Conception de séquences pilotes mutuellement	41
II.10	Impact de la corrélation spatiale et de la contamination pilote	45
II.11	Estimation des canaux assistée par les données et décontamination pilote .	51
II.12	Efficacité spectrale et efficacité énergétique avec Massive MIMO Systèmes .	53
III	Estimation de canal par Deep learning	56
III.1	Du machine learning au deep learning	57
III.2	Définition de deep learning (DL)	58
III.3	Réseaux de neurons	61
III.4	l'architecture de CNN	76
III.5	Estimation de canal basé sur DL pour le système massif mimo	78
IV	Résultats de simulations	85
IV.1	Introduction	86
IV.2	Estimation de canal d'un système MIMO massif par les méthodes classiques	86
IV.3	Comparaison de la qualité de l'estimation des estimateurs MMSE, EW- MMSE et LS	91
IV.4	Estimation de canal par l'apprentissage en profondeur	93
	Conclusions et perspectives	102

Table des figures

I.1	Éléments de base d'un système de communication numérique [3]	7
I.2	Les réseaux sans fil avec infrastructure [7]	10
I.3	Les réseaux sans fil sans infrastructure [7]	11
I.4	Catégories des réseaux sans fil [6]	12
I.5	Les différents modes de propagation [10]	13
I.6	Illustration du phénomène de trajets multiples sur le canal radio [12] . . .	16
I.7	Les types de canaux d'évanouissement [13]	17
I.8	Structure de trame F-FDD [16]	19
I.9	Structure de trame H-FDD [16]	20
I.10	Structure de trame TDD [16]	20
I.11	La chaîne complète de l'ofdm [9]	21
I.12	MIMO : Multiple Input Multiple Output [13]	22
I.13	Multiplexage spatial MIMO [13]	24
I.14	La différence entre un réseau d'antennes sectorisé et un réseau d'antennes à formation de faisceau [18]	25
II.1	Architecture MIMO massif [21]	28
II.2	Vitesse évolutive des réseaux sans fil [22]	29
II.3	Configuration du réseau d'antennes [23]	30
II.4	Le schéma de modulation multiporteuse TDD d'un réseau canonique Mas- sive MIMO. Le plan temps-fréquence est divisé en blocs de cohérence dans lesquels chaque canal est invariant dans le temps et fréquence plate [26] .	31
II.5	Chaque bloc de cohérence contient $\tau_c = BcTc$ échantillons à valeurs com- plexes [26]	32
II.6	Illustration de la transmission UL Massive MIMO dans la cellule j et la cellule l [27]	36

II.7	Illustration de la transmission DL Massive MIMO dans la cellule j et la cellule l [26]	37
III.1	Classement des concepts [33]	57
III.2	Catégorisation des connaissances basée sur FCBPSS [34]	58
III.3	Apprentissage du principe [34]	60
III.4	Exemples de la structure des connaissances : (a) système de contrôle par rétroaction (réseau de récurrence); (b) processus de conception (F : fonction, S : structure, P : principe) [34]	61
III.5	Un nœud qui reçoit trois entrées [36]	62
III.6	Une structure en couches de nœuds [36]	64
III.7	Les branches du réseau de neurones dépendent de l'architecture des couches [36]	65
III.8	Un réseau de neurones avec une seule couche cachée [36]	65
III.9	Calculer la sortie de la couche cachée [36]	66
III.10	Déterminer les sorties de la couche de sortie [37]	67
III.11	Modèles d'apprentissage en profondeur [38]	68
III.12	La structure d'un auto-encodeur [37]	69
III.13	La structure du DNN [37]	69
III.14	La structure du CNN [37]	70
III.15	Le processus de la couche de convolution [36]	71
III.16	Image de quatre par quatre pixels [36]	71
III.17	Opération de convolution a partir du coin gauche [36]	72
III.18	La deuxième opération de convolution [36]	72
III.19	La troisième opération de convolution [36]	72
III.20	L'opération de convolution recommence à partir de la gauche [36]	73
III.21	La carte des caractéristiques du filtre donné a été complétée [36]	73
III.22	La sous-matrice de l'image correspond au filtre de convolution [36]	73
III.23	L'opération de convolution donne de grandes valeurs lorsque l'entrée correspond au filtre [36]	73
III.24	Lorsque la matrice image ne correspond pas au filtre, les éléments significatifs ne sont pas alignés [36]	74
III.25	Les valeurs dépendent de si la matrice d'image correspond au filtre de convolution [36]	74

III.26	L'image d'entrée de quatre par quatre pixels [36]	75
III.27	Les cas de mise en commun qui en résultent selon deux méthodes différentes [36]	75
III.28	L'extracteur de fonctionnalités de CNN est composé de types spéciaux de réseaux de neurones [36]	77
III.29	Architecture typique de CNN [36]	77
III.30	Le système MIMO massif adopté où le récepteur de la station de base utilise des ADC <i>1bit</i> . La matrice de mesure reçue quantifiée en liaison montante Y est transmise à un modèle d'apprentissage en profondeur qui prédit le vecteur de canal \hat{h} [40]	79
III.31	La structure du régime ou $\varepsilon^{(k)} = \ \hat{h}_x^{(k)} - \hat{h}_x^{(k-1)}\ ^2$ [42]	84
IV.1	Estimation NMSE dans MMSE d'un canal spatialement corrélé.	86
IV.2	NMSE dans l'estimation d'un canal spatialement corrélé, en fonction de l'ASD dans le modèle de diffusion locale, avec une distribution angulaire gaussienne.	87
IV.3	Valeur absolue du coefficient de corrélation moyen de l'antenne entre les estimations de canal de l'UE souhaité et un UE brouilleur qui utilise le même pilote.	88
IV.4	NMSE dans l'estimation du canal de l'UE souhaité lorsqu'il y a un UE interférant	89
IV.5	NMSE dans l'estimation d'un canal spatialement corrélé avec ASD $\sigma_\phi = 10^\circ$, en ayant une connaissance imparfaite de la matrice de corrélation spatiale, en fonction du nombre d'échantillons utilisés pour calculer l'estimation de la matrice de corrélation	90
IV.6	NMSE dans l'estimation d'un canal spatialement corrélé, basé sur le modèle de diffusion locale avec distribution angulaire gaussienne, pour différents estimateurs.	91
IV.7	La somme moyenne SE en fonction de nombre d'antennes (M)	92
IV.8	Insertion des symboles pilotes de référence connus dans la transmission, puis interpolation le reste de la réponse du canal en utilisant ces symboles pilotes [47]	94
IV.9	Estimation de canal et interpolation linéaire en insérant des symboles pilotes dans une grille de ressources [47]	95

IV.10 L'erreur quadratique moyenne (MSE) de chaque méthode d'estimation en fonction de SNR	98
IV.11 L'erreur quadratique moyenne (MSE) de chaque méthode d'estimation en fonction de décalages Doppler en utilisant le modèle de canal TDL-B . . .	98
IV.12 L'erreur quadratique moyenne (MSE) de chaque méthode d'estimation en fonction de décalages Doppler en utilisant le modèle de canal TDL-C . . .	99
IV.13 L'erreur quadratique moyenne (MSE) de chaque méthode d'estimation en fonction de décalages Doppler en utilisant le modèle de canal TDL-D . . .	99
IV.14 l'erreur quadratique moyenne (MSE) de chaque méthode d'estimation en fonction de l'étalement de retard	100
IV.15 La visualisation de MSE de diverses estimations de canaux en fonction des sous porteuses OFDM	100
IV.16 RMSE en fonction de nombre d'itérations	101
IV.17 LOSS en fonction de nombre d'itérations	101

Abréviations

4G	Quatrième Génération
5G	Cinquième Génération
1D	One-Dimensional
2D	Two-Dimensional
3D	Three-Dimensional
3GPP	Third Generation Partnership Project
ADC	Analog to Digital Converter
ACI	Adjacent Channel Interference
AP	Access Point
ADSL	Asymmetric Digital Subscriber Line
AWGN	Additive White Gaussian Noise
ANN	Artificial Neural Network
BER	Bit Error Rate
BS	Base Station
BSS	Basic Service Set
CD	Compact Disc
CP	Cyclic Prefix
CSI	Channel State Information
CNN	Convolutional Neural Networks
DMT	Discrete Multi-Tone
DAC	Digital to Analog Converter
DOF	Degrees Of Freedom
DFT	Discrete Fourier Transform
DM-RS	Demodulation Reference Signals
DL	Downlink
DL	Deep Learning

DBN	Deep Brief Network
DNN	Deep Neural Network
EDGE	Enhanced Data rates for GSM Evolution
EE	Energy Efficiency
EQM	Erreur Quadratique Moyenne
FDD	Frequency Division Duplexing
F-FDD	Full-FDD
FFT	Fast Fourier Transform
FCBPSS	Fonction Context Behavior Principle State Setstructure
GSM	Global System for Mobile Communications
GPRS	General Packet Radio Service
GAN	Contradictory Generative Networks
H-FDD	Half-FDD
IBSS	Independent Basic Service Set
ISI	Inter-Symbol Interference
IETF	Internet Engineering Task Force
IFFT	Inverse Fast Fourier Transform
IF	Intermediate Frequency
i.i.d	independent and identically distributed
IA	Intelligence Artificielle
IDFT	Inverse Discrète Fourier Transform
IEEE	Institute of Electrical and Electronics Engineers
LOS	Line Of Sight
LTE	Long Term Evolution
LS	Least-square
LMMSE	Linear-MMSE
MIMO	Multiple Input Multiple Output
MSE	Mean Square Error
MMSE	Minimum Mean Square Error
MU-MIMO	Multiple Users MIMO
NMSE	Normalized Mean Square Error
NLP	Natural Language Processing
OFDM	Orthogonal Frequency-Division Multiplexing

PDSCH	Physical Downlink Shared Channel
RF	radio frequency
RX	Receiver, Reception
RNN	Recurrent Neural Networks
RBM	Restricted Boltzman Machines
SE	Spectral efficiency
SINR	Signal to Noise and Interference Ratio
SNR	Signal-to-noise ratio
SISO	Single Input Single Output
SSBF	Setstructure State Behavior Fonction
TDD	Time Division Duplexing
TDL	Tapped Delay Line
Tx	Transmitter, Transmission
UE	User Equipment
UG	User Guide
UL	uplink
UMTS	Universal Mobile Telecommunication System
VC	virtual carrier
VDSL	Very High bit-rate DSL
Wi-fi	Wireless Fidelity
WIMAX	Worldwide Interoperability for Microwave Access
WLAN	Wireless Lan Area Network
WMAN	Wireless Man Area Network
WPAN	Wireless Personal Area Network
WWAN	Wireless Wan Area Network
ZF	Zero Forcing

INTRODUCTION

Introduction

La communication sans fil est l'un des domaines les plus dynamiques dans le domaine de la télécommunication aujourd'hui. Il y a deux aspects fondamentaux de la communication sans fil qui rendent le problème difficile et intéressant. Ces aspects ne sont généralement pas aussi importants dans les communications filaires. Le premier est le phénomène d'évanouissement : la variation dans le temps de l'intensité des canaux due à l'effet à petite échelle de l'évanouissement par trajets multiples, ainsi qu'aux effets à plus grande échelle tels que l'affaiblissement du trajet via l'atténuation de la distance et l'ombrage par les obstacles. Deuxièmement, contrairement au monde filaire où chaque paire émetteur-récepteur peut souvent être considérée comme une liaison point à point isolée, les utilisateurs sans fil communiquent par voie hertzienne qui peut avoir des interférences importantes entre eux dans la communication sans fil. L'interférence peut se produire entre des émetteurs communiquant avec un récepteur commun (par exemple une liaison montante d'un système cellulaire), entre des signaux d'un seul émetteur vers plusieurs récepteurs (par exemple une liaison descendante d'un système cellulaire), ou entre différentes paires émetteur-récepteur (par exemple, une interférence entre utilisateurs dans différentes cellules). La gestion de l'évanouissement et des interférences est au cœur de la conception des systèmes de communication sans fil.

Traditionnellement, la conception des systèmes sans fil s'est concentrée sur l'augmentation de la fiabilité de l'interface radio, dans ce contexte, les évanouissements et les interférences sont considérés comme des nuisances à combattre. L'accent récent s'est déplacé d'avantage vers l'augmentation de l'efficacité spectrale, associé à ce changement est un nouveau point de vue que l'évanouissement peut être considérée comme une opportunité à exploiter. En plus des sujets traditionnels tels que la diversité et la moyenne des interférences.

Fournir une transmission à haut débit de l'ordre de plusieurs mégabits par seconde (Mbits/s) est important pour les futures communications sans fil. Ces dernières années, il a été proposé et démontré que les systèmes d'antennes qui déploie plusieurs antennes à la fois à l'émetteur et au récepteur, fonctionnant dans l'espace-temps, connus sous le nom MIMO, (multiple-input, multiple-output) qui aide à augmenté considérablement les performances du système, la qualité, le débit et la capacité de la liaison radio. Par l'utilisation des techniques connues sous le nom de diversité spatiale et de multiplexage spatial pour transmettre des signaux de données indépendants et codés séparément, appelés "flux", en réutilisant la même période de temps et la même ressource de fréquence.

De nos jours MIMO est utilisé dans de nombreuses technologies sans fil et RF modernes, notamment le Wi-Fi et l'évolution à long terme (LTE). 3GPP, l'organisation mondiale responsable de la définition des normes sans fil, a d'abord spécifié MIMO pour LTE.

Pour supporter l'accroissement en débit des liaisons futures et la densification des réseaux, en nombre d'utilisateurs, les réseaux 5G intégreront des systèmes MIMO dotés d'un nombre très important d'antennes sur station de base (quelques dizaines à quelques centaines). On parle alors de systèmes MIMO massifs.

Dans le MIMO massif, l'émetteur envoie simultanément différents flux à différents utilisateurs en utilisant la même ressource de temps et de fréquence, augmentant ainsi la capacité du réseau. L'efficacité et la capacité spectrales peuvent être améliorées en ajoutant des antennes supplémentaires pour prendre en charge plus de flux, jusqu'au point où le partage de puissance et les interférences entre les utilisateurs entraînent une diminution des gains et, éventuellement, des pertes.

Les systèmes de communication sans fil ont évolué au cours des âges. Cependant, il existe certains effets indésirables d'un canal de communication sans fil sur les signaux transmis à travers celui-ci qui sont causés par les propriétés physiques du canal. Ceux-ci à leur tour entraînent toujours une atténuation, une distorsion, des retards et un déphasage des signaux arrivant à l'extrémité récepteur du système de communication. Par conséquent, il existe un besoin de fournir une estimation parfaite et à jour du canal, afin de compenser ces effets.

Dans ce mémoire on a étudié les schémas d'estimation de canal par les méthodes classiques d'estimation et par l'apprentissage en profondeur.

Ce mémoire est organisé comme suit :

Dans le premier chapitre, nous présentons la chaîne d'une communication numérique, le réseau sans fil et ses catégories et comment il fonctionne et se propage. A la fin du chapitre, nous présentons la technologie MIMO (Multiple-Input Multiple-Output) .

Dans le deuxième chapitre on a étudié la technologie MIMO massif et son utilisation dans l'estimation de canal. Et l'effet de la corrélation spatiale et de la contamination pilote sur l'estimation de canal.

Le troisième chapitre, est réservée à l'étude de processus l'apprentissage en profondeur et son architecture et l'utilisation de cette méthode dans l'estimation de canal avec le type de réseau de neurones convolutifs (CNN).

Dans le quatrième chapitre, nous présentons les résultats d'estimation par les méthodes classiques d'estimation et par l'apprentissage en profondeur.

Chapitre I

GÉNÉRALITÉS

I.1 L'importance de la communication numérique

Les systèmes de communication sans fil de prochaine génération nécessitent des débits de transmission de données plus élevés afin de répondre à la demande accrue de services de qualité. Communiquer efficacement sur une grande distance a toujours été le défi pour les ingénieurs et les scientifiques et avec la transition des systèmes de modulation de l'analogique au numérique a encore compliqué les situations [1].

Le système de communication numérique est préféré au système de communication analogique pour certaines raisons particulières, comme suit :

1. Immunité au bruit : Lors de la transmission d'informations numériques, le formatage est très essentiel, c'est-à-dire que deux valeurs d'amplitude de correspondance analogique doivent être attribuées pour le zéro logique et le un logique respectivement en cas de transmission binaire. L'immunité au bruit dans de telles informations numériques formatées est supérieure à celle d'un signal analogique.
2. Mémoire : Les signaux analogiques sont généralement stockés dans des dispositifs tels que des bandes magnétiques, des disquettes, etc. Il faut de nombreuses bandes magnétiques pour stocker les signaux analogiques. De plus, ceux-ci sont facilement affectés par le phénomène magnétique et autre phénomène mécanique et physique. D'autre part, les informations numériques sont stockées dans des appareils tels que des CD et des registres.
3. Reconfigurabilité du système : L'un des avantages les plus importants des systèmes numériques est leur facilité de reconfigurabilité du système.
4. Vieillessement : Dans le cas des systèmes analogiques, la sortie peut changer après quelques années en raison du vieillissement des composants analogiques discrets comme la diode. Au fil du temps, la tension d'enclenchement de la diode augmente lentement et de manière instable. Cela provoque une fluctuation des performances du système. Dans les systèmes numériques, l'erreur système due au problème du vieillissement est totalement absente [2].

I.2 Principe

Le signal analogique est d'abord échantillonné produisant une forme d'onde pulsée, cet échantillonnage est accompli conformément au théorème d'échantillonnage. Les impulsions échantillonnées sont quantifiées à un nombre fini de niveaux d'amplitude quantique.

Puis chaque niveau quantique est codé en équivalent numérique et transmis. Le codeur quantificateur de l'échantillonneur constitue un convertisseur A/N et la modulation par impulsions et codage (PCM). La séquence d'impulsions numériques est utilisée pour moduler une onde porteuse soit en amplitude, soit en fréquence, soit en phase la modulation binaire comprend simplement la commutation de la porteuse entre deux valeurs possibles correspondant aux symboles binaires zéro et un. Dans le récepteur de la modulation ci-dessus, le signal est converti en une fréquence intermédiaire (IF), décodé puis interpolé en retour au signal analogique [3].

I.3 Les éléments d'un système de communication numérique

Le système qui traite spécifiquement des données numériques et des signaux pré-traités numériquement est un système de communication numérique. La figure I.1 montre les éléments de base d'un système de communication numérique (chaîne de communications numériques complète). Comme nous le savons, l'objectif de transmission d'informations naturelles en termes de données numériques d'un bout à l'autre peut être réalisé en incorporant un ADC côté émetteur et un DAC côté récepteur. Ici, le message généré par la source d'informations doit d'abord être converti en flux binaire. Au moment de cette conversion, il faut essayer de représenter le message avec le moins de chiffres binaires possible, c'est-à-dire qu'une représentation efficace des informations du message source a été obtenue, ce qui entraîne une redondance très faible ou nulle. Ce processus de conversion efficace d'un message analogique ou numérique généré à partir de la source en une séquence de chiffres binaires est appelé codage source. Ce processus comprend la compression de données numériques.

Les bits de séquence sont ensuite transmis au codeur de canal. Le codage de canal a pour but d'introduire une redondance personnalisée intentionnelle dans la séquence d'information pour surmonter les effets du bruit rencontré dans le canal de transmission au moment de la communication. Considérons une forme (triviale) de codage de canal où chaque bit de la séquence d'informations est simplement répété m fois. A un meilleur codage (non trivial) prend k bits d'information au moment de mapper chaque séquence de séquence de k bits en une séquence unique de n bits, appelée mot de code. La quantité de redondance introduite en codant les données de cette manière est mesurée par le rapport n/k . L'inverse du rapport k/n est appelé taux de code.

Les bits codés du canal sont ensuite transmis à un modulateur numérique. La modula-

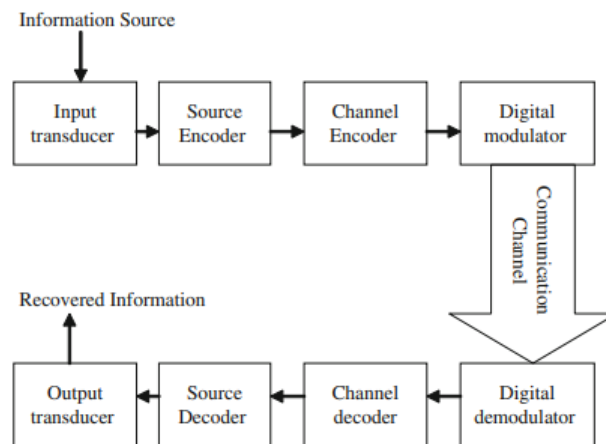


Figure I.1 — Éléments de base d'un système de communication numérique [3]

tion numérique signifie ici attribuer un ensemble équivalent de formes d'onde pour les chiffres binaires codés par le codeur canal. Pour comprendre en bref, nous pouvons définir la forme d'onde $S_0(t)$ est transmise pour transmettre l'état logique 0 et la forme d'onde $S_1(t)$ est transmise pour transmettre l'état logique 1. Cette technique de modulation peut également être appelée modulation binaire.

Le canal de communication est le support physique utilisé pour communiquer le signal numérique modulé/non modulé de l'émetteur à l'extrémité du récepteur.

Le démodulateur numérique traite la forme d'onde numérique corrompue et génère un train de bits de sortie. Le train de bits passe ensuite à travers le décodeur de canal pour reconstruire les informations correctes après avoir retiré les bits redondants de la connaissance du schéma de codage utilisé à l'extrémité du codeur de canal.

Pour obtenir un signal naturel (analogique) en sortie, la dernière étape utilisée est le décodeur source. Comme le décodage de canal, le décodeur de source décode également le signal d'entrée selon le schéma de codage de source appliqué à l'extrémité de l'émetteur. les schémas peuvent être tout ce que existe à part PCM, modulation delta, modulation delta adaptative (ADM), modulation delta sigma (SDM). Les performances de la paire décodeur de canal-décodeur source dépendent de la prédiction statistique de la quantité d'erreur introduite par unité de temps, c'est-à-dire du taux d'erreur sur les bits. Le paramètre Bit Error Rate (BER) dépend fortement de la forme d'onde utilisée au moment de l'encodage de la source, du schéma de modulation appliqué, etc. Lorsque les deux signaux extrêmes (signal analogique d'entrée au niveau de l'émetteur et signal analogique récupéré au niveau du récepteur) sont comparés, la différence est la mesure de la distorsion totale introduite par le système de communication numérique [2].

I.4 Canal radio sans fil

Le canal radio est fondamental pour les communications sans fil. Presque tous les aspects des communications sans fil, allant de la conception de l'équipement et de la conception du système aux performances du système, dépendent d'une compréhension précise des performances des signaux radio lorsqu'ils se propagent via un canal radio. La modélisation d'un canal radio est donc vitale pour la recherche sur les communications sans fil. La demande de trafic de données cellulaires continue de dépasser les prévisions et augmente actuellement de 40% à 70% par an. Ce taux de croissance implique que par rapport aux niveaux actuels, une augmentation de capacité de 1000 fois au cours de la prochaine décennie pourrait être nécessaire pour être satisfaite par les nouvelles capacités radio des communications sans fil de cinquième génération (5G). Les gains de capacité requis par la 5G devraient être fournis par :

- Réseaux d'antennes massives à entrées multiples et sorties multiples (MIMO) au niveau des stations de base (BS) et réseaux plus petits au niveau de l'équipement utilisateur mobile (UE).
- Augmentation de la bande passante du spectre et utilisation de la large bande (>100 MHz).
- Canaux MIMO multi-utilisateurs et tridimensionnel (3D).
- Densification du réseau en utilisant des zones de couverture cellulaire plus petites.
- Nouvelles formes d'onde de modulation [4].

Les canaux de propagation déterminent les limites fondamentales des communications sans fil, ainsi que les performances réelles de tout système pratique. De bons modèles de canaux de propagation sont donc des conditions préalables essentielles pour le développement et l'évaluation de nouveaux systèmes. Dans le contexte des normes internationales, les modèles de canaux sont en outre essentiels pour permettre des comparaisons équitables de différentes propositions de systèmes. Pour toutes ces raisons, le développement de modèles réalistes mais faciles à utiliser pour les canaux de propagation sans fil est un domaine de recherche important et très actif depuis de nombreuses décennies [5].

I.4.1 Réseau sans fil

Comme son nom l'indique, les réseaux sans fil sont un où au moins deux terminaux peuvent communiquer sans lien filaire. Grâce au réseau sans fil, les utilisateurs peuvent

rester connectés tout en se déplaçant dans une zone géographique plus ou moins étendue, c'est pourquoi la "mobilité".

Un réseau local (LAN) sans fil véhicule les informations soit par infrarouge, soit par onde radio (utilisant généralement la bande de fréquence 2.4 GHz). La transmission par onde radio est la méthode la plus répandue en raison de sa plus large couverture géographique et de son débit plus grand.

Les réseaux sans fil permettent de relier très facilement des équipements distants d'une dizaine de mètres à quelques kilomètres. De plus l'installation de tels réseaux ne demande pas de lourds aménagements des infrastructures existantes comme c'est le cas avec les réseaux filaires, ce qui a valu un développement rapide de ce type de technologies.

En contrepartie se pose le problème de la réglementation relative aux transmissions radioélectriques. En effet, les transmissions radioélectriques servent pour un grand nombre d'applications, mais sont sensibles aux interférences, c'est la raison pour laquelle une réglementation est nécessaire dans chaque pays afin de définir les plages de fréquence et les puissances auxquelles il est possible d'émettre pour chaque catégorie d'utilisation [6].

I.4.2 Fonctionnement d'un réseau sans fil

Le téléphone sans fil communique avec un correspondant par l'intermédiaire du socle qui fait office de point d'accès (AP) vers le réseau téléphonique.

De même, chaque ordinateur du réseau sans fil muni d'une carte réseau adéquate peut émettre (et recevoir) des données vers (et depuis) un point d'accès réseau. Ce dernier peut être physiquement connecté au réseau câblé et fait alors office de point d'accès vers le réseau câblé.

Bien entendu plus on s'éloigne du point d'accès, plus le débit diminue : pour un débit de $1Mbps$, la portée est de $460m$ dans un environnement sans obstacle et de $90m$ dans un environnement de bureau classique. Suivant la manière de communication entre les mobiles, le réseau sans fil offre deux modes de fonctionnement différents : le mode avec infrastructure et le mode sans infrastructure [6].

I.4.2.1 Réseau avec infrastructure

Le réseau avec infrastructure également appelé mode BSS (Basic Service Set), certaines stations fixes, appelées stations support mobiles ou la station de base (BS) est équipée d'une interface de communication sans fil pour communiquer directement avec le site ou

l'unité mobile (UG), situé dans une zone géographique limitée s'appelle une cellule.

Chaque station de base a une cellule correspondante, dans laquelle le téléphone peut envoyer et recevoir des messages. Bien que les sites fixes soient connectés les uns aux autres via un réseau de communication filaire, généralement fiable et d'un débit élevé.

Les liaisons sans fil ont une bande passante limitée qui réduit sévèrement le volume des informations échangées. Dans ce modèle, une unité mobile ne peut être, à un instant donné, directement connectée qu'à une seule station de base [6]. La figure I.2 montre Les réseaux sans fil avec infrastructure

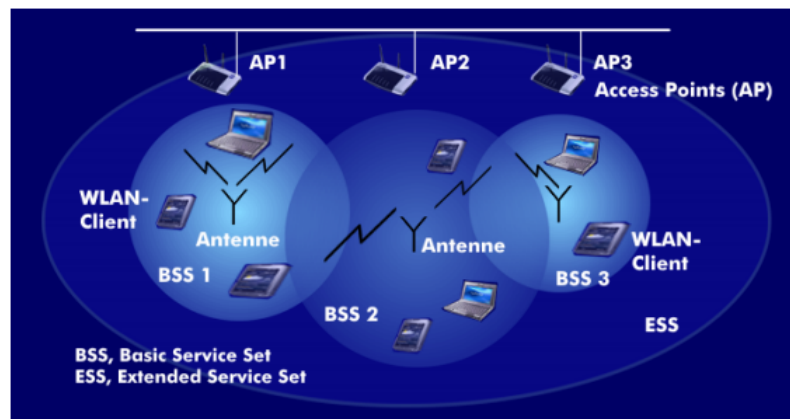


Figure I.2 — Les réseaux sans fil avec infrastructure [7]

I.4.2.2 Réseau sans infrastructure

Le réseau sans infrastructure également appelé réseau Ad-hoc ou IBSS (Independent Basic Service Set) ne comporte pas l'entité (site fixe), tous les sites du réseau sont mobiles et communiquent d'une manière directe en utilisant leurs interfaces de communication sans fil. L'absence de l'infrastructure ou du réseau filaire composé des stations de base, oblige les unités mobiles à se comporter comme des routeurs qui participent à la découverte et la maintenance des chemins pour les autres hôtes du réseau.

Ce mode ne bénéficie d'aucune infrastructure. Un groupe de travail appartenant à l'Internet Engineering Task Force (IETF) étudiant ce type de réseau, le définit de la manière suivante :

Un réseau ad-hoc comprend des plates formes mobiles (par exemple routeurs interconnectant différents hôtes et équipements sans fil) appelées nœuds qui sont libres de se déplacer sans contrainte. Un réseau ad-hoc est donc un système autonome de nœuds mobiles. Ce système peut fonctionner d'une manière isolée ou s'interfacer à des réseaux fixes au travers

de passerelles. Dans ce dernier cas, un réseau ad-hoc est un réseau d'extrémité.

Ce mode permet de déployer, rapidement et n'importe où, un réseau sans fil. Le fait de ne pas avoir besoin d'infrastructure, autre que les stations et leurs interfaces, permet d'avoir des nœuds mobiles.

La différence entre le mode ad-hoc et le mode infrastructure est que dans le second, toutes les communications passent par l'AP, alors que dans le premier mode la communication entre deux machines se fait directement si elles se trouvent à la portée l'une de l'autre [6].

La figure I.3 Montre Les réseaux sans fil sans infrastructure

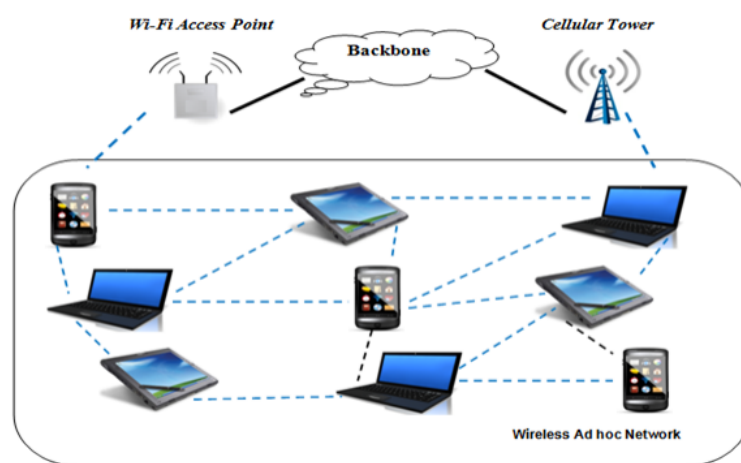


Figure I.3 — Les réseaux sans fil sans infrastructure [7]

I.5 Catégorie de réseau sans fil

Il existe généralement plusieurs types de réseaux sans fil, selon la zone géographique (appelée zone de couverture) où la connexion est fournie. La figure I.4 montre les catégories des réseaux sans fil

I.5.1 WPAN (Wireless Personal Area Network)

Les réseaux personnels ou domestiques, sont des réseaux conçus pour relier des machines très peu éloignées, ils sont caractérisés par une faible portée (quelques dizaines de mètres). Différentes technologies sont utilisées dans les WPAN comme Bluetooth et ZIGBEE. Bluetooth utilise la bande de fréquence de 2.4 GHz , son débit théorique est supérieur à 24 Mbits/s pour une portée de 100 mètres. ZIGBEE est conçu pour engendrer une faible consommation d'énergie permettant aux batteries des appareils de durer le plus longtemps possible [7].

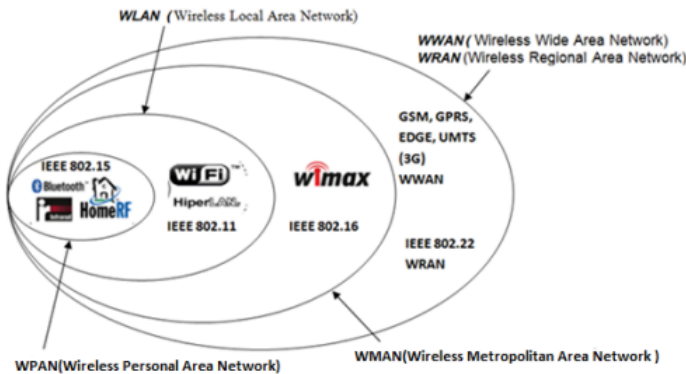


Figure I.4 — Catégories des réseaux sans fil [6]

I.5.2 WLAN (Wireless Local Area Network)

Cette catégorie comprend les réseaux sans fil offrant une zone de couverture qui correspond au réseau local d'entreprise, soit quelques centaines de mètres. Le but de ces réseaux est d'interconnecter les différentes machines qui sont situées dans un périmètre géographiquement restreint en utilisant la technologie Wi-Fi (Wireless Fidelity). Wi-Fi est la technologie connue aussi sous le nom de la norme IEEE802.11 qui permet de relier les différents équipements réseaux avec un débit théorique de de 11Mbit/s ou 6Mbit/s réels en 802.11b jusqu'à 1Gbit dans la norme 802.11ac [7].

I.5.3 WMAN (Wireless Metropolitan Area Network)

Les réseaux inclus dans cette catégorie offrent une couverture de la taille d'un campus ou d'une ville. Le but de ces réseaux est d'interconnecter divers réseaux fixes ou réseaux sans fil qui se trouvent sur la même région, tout en économisant le coût élevé des liaisons physiques. Ces réseaux se basent sur la norme IEEE 802.16 et utilisent la technologie WiMax pour établir une connectivité. WIMAX exploite la bande de fréquence de 2 à 11 Ghz en permettant d'obtenir des débits de l'ordre de 70Mbit/s sur un rayon de plusieurs kilomètres [7].

I.5.4 WWAN (Wireless Wide Area Network)

Le réseau étendu sans fil (WWAN) est une forme de réseau sans fil, connue également sous le nom de réseau cellulaire mobile. Cette famille regroupe les réseaux étendus sur une zone de couverture de plusieurs kilomètres. Les technologies principales utilisées sont : GSM (Global System for Mobile communication), GPRS (General Packet Radio Service),

EDGE (Enhanced Data GSM Environment), l'UMTS (Universal Mobile Telecommunication System), ainsi que la technologie LTE (Long Term Evolution) et LTEAdvanced. Ces technologies sont proposées à l'échelle régionale, nationale ou même mondiale et sont fournies par un fournisseur de services sans fil [7].

I.5.5 Propagation sans fil

Le canal sans fil, de la même manière que les différents canaux câblés (fibre optique, coaxial, guides d'ondes, paire torsadée, ligne d'alimentation, etc), doit fournir une liaison sans distorsion entre l'émetteur et le récepteur. Ceci est réalisé si l'amplitude de sa réponse de fréquence est plate et la phase est linéaire [8].

I.5.6 Les modes de propagation radio

Dans les communications sans fil, la propagation radio fait référence au comportement des ondes radio lorsqu'elles se propagent de l'émetteur au récepteur. Au cours de leur propagation, les ondes radio sont principalement affectées par trois modes différents de phénomènes physiques : la réflexion, la diffraction et la diffusion [9]. La figure I.5 montre les différents modes de propagation

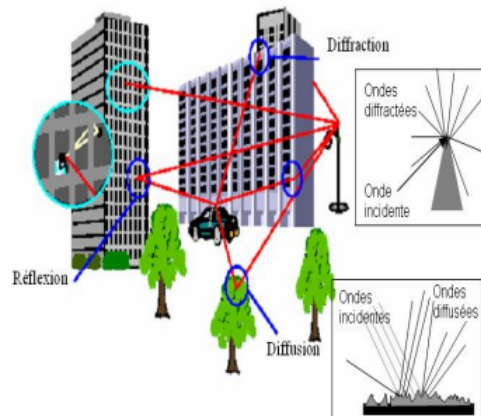


Figure I.5 — Les différents modes de propagation [10]

I.5.6.1 La réflexion

C'est le phénomène physique qui se produit lorsqu'une onde électromagnétique en propagation frappe un objet de très grandes dimensions par rapport à la longueur d'onde, par exemple, la surface de la terre et un bâtiment. Il force la puissance du signal d'émission à

être réfléchi vers son origine plutôt que d'être transmise tout le long du chemin jusqu'au récepteur [9].

I.5.6.2 La diffraction

La diffraction fait référence à divers phénomènes qui se produisent lorsque le trajet radio entre l'émetteur et le récepteur est obstrué par une surface présentant des irrégularités prononcées ou de petites ouvertures. Il apparaît comme une courbure des vagues autour des petits obstacles et s'étendant des vagues au-delà de petites ouvertures. Les ondes secondaires générées par diffraction sont utiles pour établir un chemin entre l'émetteur et le récepteur, même lorsqu'un chemin en visibilité directe n'est pas présent [9].

I.5.6.3 La diffusion

La diffusion est le phénomène physique qui oblige le rayonnement d'une onde électromagnétique à s'écarter d'une trajectoire rectiligne par un ou plusieurs obstacles locaux, de dimensions réduites par rapport à la longueur d'onde. Les obstacles qui induisent la dispersion, tels que le feuillage, les panneaux de signalisation et les lampadaires, sont appelés dispersions. En d'autres termes, la propagation d'une onde radio est un processus compliqué et moins prévisible qui est régi par la réflexion, la diffraction et la diffusion, dont l'intensité varie avec différents environnements à différentes instances [9].

I.6 Multi-trajets

Multi-trajets est un phénomène gênant dans des nombreux canaux de communication, le signal parvient au récepteur par plusieurs chemins, de sorte que le récepteur entend de nombreux échos ayant des retards et des amplitudes différents et variant de manière aléatoire.

Les trajets multiples ont été un problème dès les premiers jours de la communication radio à ondes courtes. Son influence sur un système de communication est généralement décrite en termes de deux effets d'évanouissement sélectif et d'interférence entre symboles dont l'un ou l'autre peut être d'une importance prédominante dans le système de communication particulier en cours de discussion. L'évanouissement sélectif concerne les phases RF relatives des signaux délivrés à l'antenne de réception via les différents trajets. A n'importe quelle fréquence, le signal total reçu est une somme vectorielle de signaux retardés individuellement, leurs angles de phase relatifs dépendant de la fréquence, des amplitudes

d'écho et des retards. Par conséquent, étant donné que les amplitudes et les retards d'écho varient dans le temps, on observe de grandes variations de l'intensité du signal reçu à une seule fréquence en fonction du temps, ou de l'intensité à un instant donné en fonction de la fréquence, cette dernière est appelée évanouissement sélectif. L'interférence intersymbole est simplement associée au délai entre le premier et le dernier écho significativement important. Quelle que soit la forme de signal utilisé Une conception de système antérieure pour lutter efficacement contre les perturbations par trajets multiples pourrait être considérée comme passive, c'est-à-dire que l'effort a été principalement dirigé vers la minimisation des effets indésirables sans avoir une connaissance réelle de la caractéristique de trajets multiples. L'évanouissement a également été attaquée en utilisant le codage. L'aspect d'interférence inter-symbole des trajets multiples a été reconnu depuis longtemps pour imposer une limite à la vitesse à laquelle les informations numériques peuvent être communiquées avec des schémas de répartition dans le temps. L'utilisation de plusieurs sous-porteuses (division de fréquence) ayant chacune de longues formes d'onde de symboles pour transporter une fraction du débit d'information total sur des trajets multiples est la norme depuis de nombreuses années, et a récemment reçu une impulsion supplémentaire de nouvelles techniques qui donnent une efficacité considérablement plus grande d'utilisation du spectre de fréquences. Une méthode d'extension de l'approche par division de fréquence à la transmission d'informations analogiques a également été proposée. Deux autres techniques, de nature tout à fait différente de celles mentionnées précédemment, visent la suppression actuelle ou effective de toutes les voies dominantes sauf une. Le premier utilise un réseau d'antennes complexe et orientable, tandis que le second utilise une modulation de fréquence, cette dernière méthode ne semble fonctionner que sous certaines conditions qui, malheureusement, sont rarement réunies dans la pratique.

En termes simples, l'évanouissement sélectif est combattu en détectant les signaux d'écho individuellement, en utilisant une méthode de corrélation, et en les ajoutant algébriquement (avec le même signe) plutôt que vectoriellement, et l'interférence inter-symbole est traitée en réinsérant différents retards dans les divers échos détectés de sorte que ils reprennent le pas. Pour des raisons que l'on verra brièvement, cette approche a été surnommée le système Rake ce système a évolué et est largement justifié sur la base de l'application des méthodes de la théorie statistique de la communication au problème de la communication par perturbations multivoies [11].

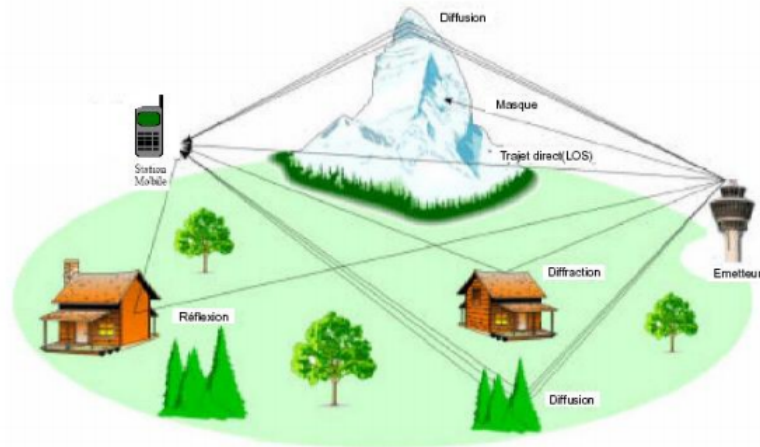


Figure I.6 — Illustration du phénomène de trajets multiples sur le canal radio [12]

I.7 L'évanouissement (fading)

Une caractéristique dans un canal sans fil est un phénomène appelé l'évanouissement (fading), la variation de l'amplitude du signal dans le temps et la fréquence. Contrairement au bruit additif en tant que source la plus courante de dégradation du signal, l'évanouissement est une autre source de dégradation du signal qui se caractérise par une perturbation du signal non additive dans le canal sans fil. L'évanouissement peut être dû à la propagation par trajets multiples, appelé évanouissement (induit) par trajets multiples, ou à l'ombrage (shadowing) causé par des obstacles qui affectent la propagation d'une onde radio, appelé évanouissement d'ombre.

Le phénomène d'évanouissement peut être globalement classé en deux types différents : l'évanouissement à grande échelle et l'évanouissement à petite. La figure I.7 montre les types [13].

I.7.1 Un évanouissement à grande échelle

L'évanouissement à grande échelle se produit lorsque le mobile se déplace sur une grande distance, par exemple, une distance de l'ordre de la taille de la cellule. Elle est causée par la perte de chemin du signal en fonction de la distance et de l'ombrage par de gros objets tels que les bâtiments, les terrains intermédiaires et la végétation. L'ombrage est un processus lent caractérisé par la variation de l'affaiblissement de trajet médian entre l'émetteur et le récepteur dans des emplacements fixes. En d'autres termes, l'évanouissement à grande échelle est caractérisé par un affaiblissement moyen sur le trajet et un ombrage [13].

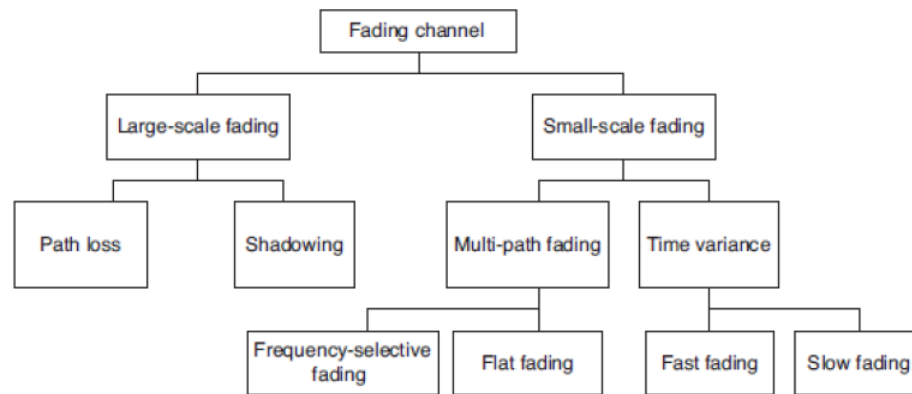


Figure I.7 — Les types de canaux d'évanouissement [13]

I.7.2 Un évanouissement à petite échelle

L'évanouissement à petite échelle fait référence à une variation rapide des niveaux de signal due aux interférences constructives et destructives de plusieurs trajets de signaux (multi-trajets). En fonction de l'étendue relative d'un trajet multiple, la sélectivité en fréquence d'un canal est caractérisée (par exemple, par sélectivité en fréquence ou fréquence plate) pour un évanouissement à petite échelle. Pendant ce temps, en fonction de la variation temporelle dans un canal due à la vitesse du mobile (caractérisée par l'étalement Doppler), l'évanouissement à court terme peut être classé en évanouissement rapide ou en évanouissement lent [13].

L'évanouissement peut être classé comme rapide ou lent en fonction de la variation du signal ou de la durée du symbole. Si le signal varie plus vite que le temps de cohérence du canal ou si la durée symbole est inférieure au temps de cohérence, l'effet de l'évanouissement est négligeable sur la durée symbole et l'évanouissement est appelé évanouissement lent. D'un autre côté, si la variation du signal est plus lente que le temps de cohérence du canal ou la durée du symbole est supérieure au temps de cohérence, la distorsion due à l'étalement Doppler est importante et l'évanouissement est appelé évanouissement rapide [14].

I.8 L'étalement du retard

L'étalement du retard temporel d'un canal sans fil représente les temps de propagation et l'étalement temporel de l'énergie à trajets multiples d'un signal reçu se propageant à travers un canal. Étant donné le modèle de canal à trajets multiples, le retard du canal $\tau[0]$

est le temps de propagation absolu de l'émetteur au récepteur de la première composante du signal arrivant (ou, dans certains cas, $\tau[0]$ est appelé le temps de retard excédentaire minimal et est utilisé pour désigner la première composante multitrajets arrivant avec un délai de référence de zéro), tandis que $\tau[L]$ est le temps de propagation maximal absolu d'une composante de signal multitrajets. Nous définissons l'écart de délai excessif maximal comme la différence $T_{max} = \tau[L] - \tau[0]$ [13].

I.9 L'effet Doppler

L'effet Doppler d'une onde progressive peut être expliqué comme suit. Pour un récepteur avec une vitesse v et un émetteur avec une vitesse v_0 se déplaçant l'un vers l'autre, la fréquence perçue f' de l'onde progressive au niveau du récepteur est donnée par :

$$f' = \left(\frac{c + v}{c - v_0} \right) \times f \quad (\text{I.1})$$

Où f est la fréquence du signal émis. La fréquence Doppler (changement de fréquence au niveau du récepteur) est proportionnelle à la fréquence de l'onde émise. Par conséquent, lorsque la fréquence porteuse est augmentée dans les systèmes sans fil, le mouvement provoque des effets Doppler amplifiés [13].

La fréquence reçue est plus élevée (par rapport à la fréquence émise) lors de l'approche, elle est identique à l'instant de passage, et elle est plus faible lors de la décroissance. Les changements relatifs de fréquence peuvent s'expliquer de la manière suivante. Lorsque la source des ondes se déplace vers l'observateur, chaque pic d'onde successive est émise à partir d'une position plus proche de l'observateur que l'onde précédente. Par conséquent, chaque onde met un peu moins de temps pour atteindre l'observateur que l'onde précédente. Par conséquent, le temps entre l'arrivée de pics d'ondes successives à l'observateur est réduit, provoquant une augmentation de la fréquence [15].

I.10 Duplexing

Le duplexage par répartition en fréquence et le duplexage par répartition dans le temps sont deux méthodes de duplexage courantes utilisées dans divers systèmes sans fil.

I.10.1 Frequency-division duplexing (FDD)

Le FDD peut être divisé en Full-FDD (F-FDD) et Half-FDD (H-FDD)

I.10.1.1 F-FDD

La figure I.8 présente la structure de trame pour le duplexage par répartition en fréquence en duplex intégral (F-FDD). Les sous-trames de liaison montante et de liaison descendante résident sur des fréquences différentes, où les bandes de fréquences n'ont pas besoin d'être adjacentes. C'est également un avantage des modes FDD et cela signifie qu'un opérateur peut utiliser deux bandes de fréquences étroites là où TDD ne pourrait en utiliser qu'une. L'inconvénient de F-FDD est que les stations d'abonnés doivent pouvoir émettre et recevoir en même temps. Cela rend la mise en œuvre radio plus coûteuse. De plus, la conception de l'antenne peut devenir plus compliquée si les porteuses de liaison descendante et de liaison montante résident à des fréquences considérablement différentes. Les bandes de fréquences données à l'opérateur étant fixes, il est impossible de modifier le rapport entre les sous-trames descendantes et montantes. Les abonnés du système F-FDD utilisent moins de sous-canaux de liaison montante pour la même quantité de données que dans le système TDD et peuvent ainsi obtenir un meilleur débit de liaison montante [16].

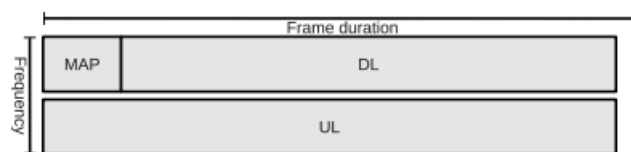


Figure I.8 — Structure de trame F-FDD [16]

I.10.1.2 H-FDD

L'introduction du mode duplex H-FDD visait à résoudre quelques problèmes de F-FDD. Pour émettre et recevoir simultanément, un terminal doit disposer de deux antennes avec deux chaînes de traitement radio associées. Théoriquement, un terminal avec une chaîne radio peut s'être annoncé comme pouvant recevoir ou émettre, mais la programmation devient alors beaucoup plus compliquée. Le H-FDD divise chaque sous-trame en deux groupes de telle sorte que les transmissions en liaison descendante et en liaison montante se produisent à des moments différents. La sous-trame de liaison descendante du groupe 1 et la sous-trame de liaison montante du groupe 2 commencent la trame. Une station d'abonné appartient logiquement à l'un des groupes précités. La figure I.9 montre la structure d'une trame H-FDD le mode duplex H-FDD présente un certain nombre d'inconvénients. Premièrement, en raison des messages MAP transmis dans les deux groupes, le surdébit de

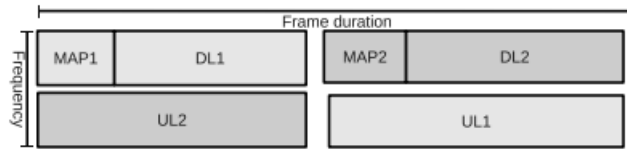


Figure I.9 — Structure de trame H-FDD [16]

liaison descendante double. Deuxièmement, il y a plus d'espaces sur la porteuse montante pour permettre à un terminal de passer d'un mode d'émission à un mode de réception. Du point de vue du réseau, H-FDD crée un besoin de mettre en œuvre et d'exécuter quelques algorithmes de gestion de ressources supplémentaires qui ne sont pas présents dans d'autres modes de duplexage [16].

I.10.2 Time-division duplexing (TDD)

La structure de trame de duplexage par répartition dans le temps (TDD) est présentée sur la figure I.10. L'un des principaux avantages de TDD est que le rapport entre les sous-trames de liaison descendante et de liaison montante peut être ajusté de manière flexible, adaptant ainsi le débit du système aux demandes d'un opérateur. Bien entendu, l'ensemble du réseau de l'opérateur doit avoir le même ratio. L'implémentation radio en TDD est plus simple puisqu'il n'y a pas besoin d'émettre et de recevoir simultanément. Il suffit d'avoir une seule interface radio avec une seule chaîne d'encodage/décodage. Ceci est particulièrement important pour les stations d'abonnés car cela simplifie la conception matérielle et rend donc les appareils moins chers [16].

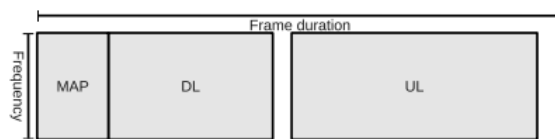


Figure I.10 — Structure de trame TDD [16]

I.11 OFDM (Orthogonal Frequency Division Multiplex)

Le schéma de transmission à multiplexage par répartition orthogonale de la fréquence (OFDM) est un autre type de système multicanal, qui est similaire au schéma de La modulation filtered multitone FMT dans le sens où il utilise plusieurs sous-porteuses.

Il n'utilise pas de filtres et d'oscillateurs individuels à bande limitée pour chaque sous-canal et de plus, les spectres des sous-porteuses se chevauchent pour une efficacité de bande passante, contrairement au schéma FMT où la large bande est entièrement divisée en N sous-canaux orthogonaux à bande étroite. Les multiples signaux de sous-porteuses orthogonales, qui se chevauchent dans le spectre, peuvent être produits en généralisant le critère de Nyquist à porteuse unique dans le critère à porteuses multiples. En pratique, les processus de transformée de Fourier discrète (DFT) et de DFT inverse (IDFT) sont utiles pour implémenter ces signaux orthogonaux. Notez que la DFT et l'IDFT peuvent être mises en œuvre efficacement en utilisant respectivement la transformée de Fourier rapide (FFT) et la transformée de Fourier rapide inverse (IFFT). A l'OFDM système de transmission, l'IFFT à N points est prise pour les symboles transmis $X_1[k]_{k=0}^{N-1}$, de manière à générer $X[n]_{n=0}^{N-1}$, les échantillons pour la somme de N signaux de sous-porteuses orthogonales. Soit $y[n]$ l'échantillon reçu qui correspond à $x[n]$ avec le bruit additif $w[n]$ (c'est-à-dire $y[n] = x[n] + w[n]$). En prenant la FFT à N points des échantillons reçus, $y[n]_{n=0}^{N-1}$, la version bruitée des symboles transmis $X_1[k]_{k=0}^{N-1}$ peut être obtenu dans le récepteur. Comme toutes les sous-porteuses sont de durée finie T , le spectre du signal OFDM peut être considéré comme la somme des fonctions sinus décalées en fréquence dans le domaine fréquentiel, où les fonctions sinus voisines superposées sont espacées de $1/T$. Le schéma multi-tons discrets (DMT) utilisé dans l'ADSL (ligne d'abonné numérique asymétrique) et le VDSL a également la même structure que l'OFDM. Étant donné que

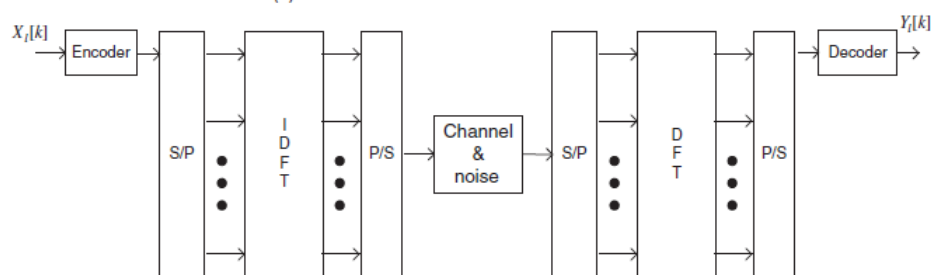


Figure I.11 — La chaîne complète de l'ofdm [9]

chaque signal de sous-porteuse est limité dans le temps pour chaque symbole (c'est-à-dire qu'il n'est pas limité en bande), un signal OFDM peut subir un rayonnement hors bande, ce qui provoque une interférence de canal adjacent (ACI) non négligeable. Que le premier lobe latéral n'est pas très petit par rapport au lobe principal dans les spectres. Par conséquent, le schéma OFDM place une bande de garde au niveau des sous-porteuses externes, appelées porteuses virtuelles (VC), autour de la bande de fréquences pour réduire

le rayonnement hors bande. Le schéma OFDM insère également un intervalle de garde dans le domaine temporel, appelé préfixe cyclique (CP), qui atténue l'interférence intersymbole (ISI) entre les symboles OFDM [9].

I.12 La communication (Multiple Input Multiple Output MIMO)

Les limitations des systèmes SISO (contenant une seule antenne d'émission et une seule antenne à la réception), dues à la richesse des multitrajets dans un espace confiné comme une mine, ont conduit les chercheurs à envisager des solutions alternatives afin d'améliorer la capacité des systèmes sans fil.

Plusieurs études ont conclu qu'un système à antennes multiples à l'émission et à la réception profite du multitrajet pour améliorer considérablement la capacité de la liaison radio par rapport à un système SISO [17].

Les antennes multiples sont largement utilisées dans les systèmes de communication sans fil. Plusieurs antennes peuvent être situées au niveau de l'émetteur, du récepteur ou des deux. Les systèmes de communication qui utilisent plusieurs antennes d'émission et de réception, comme illustré sur la figure I.12, sont généralement connus sous le nom de systèmes de communication MIMO car le canal de propagation a plusieurs entrées (provenant de différentes antennes d'émission) et plusieurs sorties (provenant de différentes antennes de réception). La communication MIMO offre de nombreux avantages en matière de communication, notamment la diversité contre l'évanouissement à petite échelle, des débits de données plus élevés et la possibilité d'annuler les interférences. Les techniques MIMO

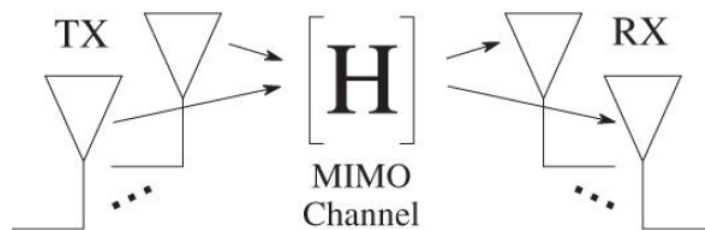


Figure I.12 — MIMO : Multiple Input Multiple Output [13]

sont connues pour améliorer considérablement la fiabilité des systèmes sans fil en abaissant le taux d'erreur sur les bits (BER), en améliorant le rapport signal sur bruit et en augmentant la capacité du système. Ceci pourrait être réalisé grâce à la diversité qui s'est avérée puissante pour réduire l'évanouissement et améliorer le BER. La diversité donne les meilleurs résultats lorsque l'évanouissement au niveau des différentes branches n'est pas

corrélé et que les signaux des branches ont la même puissance moyenne. Habituellement, les schémas MIMO d'ordre supérieur sont capables d'obtenir les meilleures performances en termes de BER. Il a été montré qu'un MIMO 4x4 utilisant des codes spatio-temporels offrait de meilleures performances BER qu'un MIMO 2x2 ou 1x1. La technologie MIMO permet d'augmenter la capacité du système sans fil sans augmenter la bande passante. Cette augmentation de capacité est limitée par la corrélation et le déséquilibre de puissance entre les sous-canaux spatiaux, le couplage mutuel entre les antennes spatialement séparées et la présence d'un lien direct fort entre l'émetteur (Tx) et le récepteur (Rx) dans la transmission en visibilité directe (LOS).

La relation entrée-sortie MIMO entre m antennes d'émission et n antennes de réception est décrite par l'équation suivante :

$$Y = HX + N \quad (\text{I.2})$$

où X est le $[m \times 1]$ vecteur transmis, Y est le $[n \times 1]$ vecteur reçu, N est le vecteur de bruit et H est la matrice de canal $n \times m$ [17].

Les différents modes de transmission communs à la communication MIMO sont :

- Multiplexage spatial : est utilisé pour fournir des débits de données plus élevés en envoyant, sur la même fréquence porteuse (canal), plusieurs flux de symboles.
- Diversité spatiale : est utilisée pour fournir une plus grande fiabilité en envoyant des informations redondantes à travers les antennes.
- Beamforming : est utilisé pour adapter la forme des réseaux d'antennes d'émission et de réception afin d'améliorer la communication via, par exemple, le gain de réseau et/ou le gain de diversité [13].

La diversité a été utilisée comme un outil très puissant pour améliorer les performances et surmonter fading. En utilisant plus d'un canal de communication, l'évanouissement du canal sans fil peut être minimisé, ce qui permet d'obtenir une transmission fiable et efficace. Le principe de la diversité est l'utilisation de deux ou plusieurs branches non corrélées avec des statistiques d'évanouissement indépendantes. Si deux canaux ou plus sont suffisamment séparés dans le temps, la fréquence, l'espace, le diagramme de rayonnement et/ou la polarisation, l'évanouissement sur les canaux individuels est indépendant en raison des différentes conditions de canal [14].

I.12.1 Diversité temporelle

Dans ce schéma de diversité, les échantillons d'amplitude du signal sont transmis dans des intervalles de temps différents. Si la séparation entre les slots de temps est suffisante, les échantillons d'amplitude séquentiels du signal d'évanouissement seront non corrélés. La séparation temporelle doit être au moins l'inverse de la largeur de bande d'évanouissement [14].

I.12.2 Le multiplexage spatial

Le multiplexage spatial, illustré à la figure I.13, est une technique de transmission MIMO dans laquelle les informations sont démultiplexées sur les antennes d'émission et décodées conjointement à partir des signaux observés par plusieurs antennes de réception. Sous certaines hypothèses sur la richesse de l'environnement de propagation, il est possible d'augmenter l'efficacité spectrale (le débit de données par unité de bande passante) linéairement avec le plus petit du nombre d'antennes d'émission ou de réception. Essentiellement, le multiplexage spatial permet à plusieurs symboles d'être transmis en même temps sur la même porteuse, avec la même puissance totale que si un seul symbole était envoyé [13].

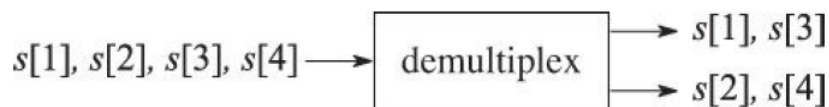


Figure I.13 — Multiplexage spatial MIMO [13]

I.12.3 Diversité spatiale

Une autre application des antennes multiples dans un système sans fil est d'obtenir un avantage de diversité en présence d'évanouissements à petite échelle. L'idée est d'exploiter la présence de chemins de propagation multiples entre l'émetteur et le récepteur. De tels chemins peuvent être créés grâce à la présence de plusieurs antennes d'émission et de plusieurs antennes de réception. Par exemple, avec une seule antenne d'émission, plusieurs antennes de réception peuvent être utilisées pour obtenir différents « regards » sur le même signal. Ces observations peuvent être combinées entre elles pour mieux détecter les symboles transmis. Avec plusieurs antennes de réception, la diversité peut être obtenue grâce à différentes techniques de combinaison. Avec plusieurs antennes d'émission, l'obtention de la diversité est plus compliquée. Une approche consiste à répartir les symboles

de manière intelligente sur les antennes d'émission en utilisant des retards, des codes de treillis spatio-temporels ou des codes de blocs spatio-temporels, dont le code Alamouti est le plus célèbre. Une autre approche consiste à utiliser la rétroaction (données de contrôle du récepteur à l'émetteur) pour orienter le signal transmis dans des directions qui tirent parti de plusieurs chemins de signal [13].

I.12.4 Beamforming

La formation de faisceau classique utilise plusieurs antennes au niveau de l'émetteur et/ou du récepteur. Pour expliquer ce concept, nous considérons la formation de faisceau d'émission. L'idée essentielle de la formation de faisceau est d'envoyer la même information sur chaque antenne, mais avec une amplitude et/ou une phase variables pour le signal sur chaque antenne. La formation de faisceau est en fait une forme de filtrage spatial. En faisant varier l'amplitude ou la phase, le diagramme de rayonnement effectif du réseau d'antennes global peut être mis en forme et dirigé. Par exemple, le diagramme d'antenne peut être orienté dans la direction du chemin de propagation le plus favorable. Dans les stratégies de formation de faisceaux plus sophistiquées, telles que mises en œuvre par les antennes intelligentes, les diagrammes de réseau d'antennes peuvent également être ajustés pour orienter les zéros vers les interférences proches. L'annulation des interférences améliore encore les performances du système [13].

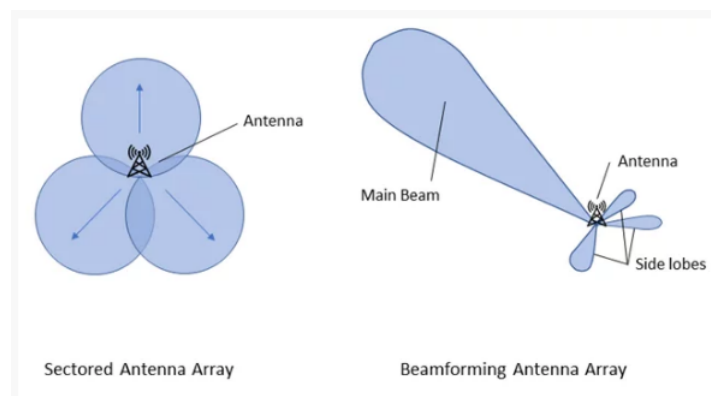


Figure I.14 — La différence entre un réseau d'antennes sectorisé et un réseau d'antennes à formation de faisceau [18]

Chapitre II

ESTIMATION DE CANAL DANS UN SYSTÈME MASSIF MIMO

II.1 Introduction

Les réseaux 5G devront proposer plus de capacités et plus de flexibilité, tout en diminuant les coûts de fonctionnement du système. La méthode la plus simple pour augmenter les capacités serait d'accroître le nombre de stations de base au sein du réseau. Cependant, puisque cette méthode implique une hausse des coûts réels et de la consommation d'énergie, elle sera accueillie de manière mitigée. Une méthode plus prometteuse consiste à utiliser un nombre plus conséquent d'éléments d'antennes TX et RX, avec le contrôle de l'amplitude et de la phase. Ceux-ci sont assimilés à la méthode MIMO massive que nous étudierons dans ce chapitre.

II.2 MIMO massif

La demande de débit sans fil, à la fois mobile et fixe, augmentera toujours. Massive MIMO, également appelé systèmes d'antennes à grande échelle, est une technologie candidate prometteuse pour répondre à cette demande. Des améliorations d'efficacité spectrale de cinquante fois ou plus par rapport à la technologie de quatrième génération (4G) sont fréquemment mentionnées. Une multitude d'antennes physiquement petites et contrôlées individuellement effectuent un multiplexage/démultiplexage pour tous les utilisateurs actifs, en utilisant des caractéristiques de canal directement mesurées. En tirant parti du duplexage temporel (TDD), massive MIMO est évolutif à n'importe quel degré souhaité par rapport au nombre d'antennes de service. L'ajout de plus d'antennes est toujours bénéfique pour un débit accru, une puissance rayonnée réduite, un service uniformément excellent partout dans la cellule et une plus grande simplicité dans le traitement du signal. Massive MIMO est une toute nouvelle technologie qui n'a pas encore été mise en pratique. Néanmoins, ses principes de fonctionnement sont bien compris et simples à élucider [19]. La technologie Massive Multiple-Input and Multiple-Output (MIMO) est un sujet important et d'actualité, qui est largement motivé par les exigences de la cinquième génération (5G) ou des futures communications sans fil. En offrant un grand nombre de degrés de liberté (DoF), la 5G est capable de servir simultanément plusieurs utilisateurs avec des gains élevés et d'améliorer ainsi l'efficacité du spectre (SE), l'efficacité énergétique (EE) et la fiabilité du système.

L'efficacité de la bande passante (BE) ou SE est généralement l'une des mesures les plus importantes pour sélectionner les technologies candidates pour les systèmes de communication sans fil de nouvelle génération. Pendant ce temps, avec une consommation électrique

excessive dans les réseaux de communication sans fil, les émissions de carbone et les dépenses des opérateurs augmentent d'année en année. En conséquence, EE est devenu une autre mesure importante pour évaluer les performances des systèmes de communication sans fil avec certaines contraintes BE données [20]. La figure II.1 montre l'architecture de mimo massif

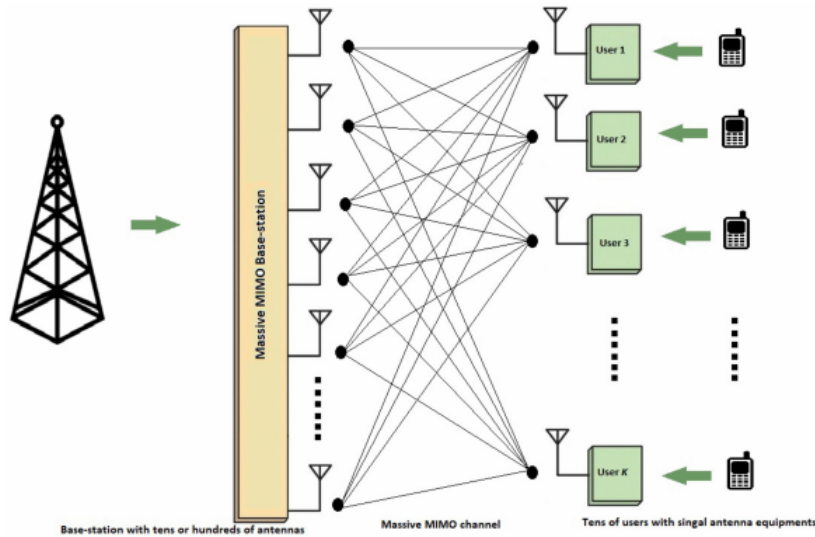


Figure II.1 — Architecture MIMO massif [21]

Mimo massif vise à améliorer encore (jusqu'à 10 Gbit/s et plus) en utilisant des centaines d'antennes exploitant les avancées du traitement parallèle du signal numérique et de l'électronique à grande vitesse. Des antennes supplémentaires aident à concentrer la transmission et la réception de l'énergie du signal dans des régions de plus en plus petites de l'espace. Cela apporte d'énormes améliorations en termes de débit et d'efficacité énergétique, en particulier lorsqu'il est associé à une programmation simultanée de nombreux terminaux utilisateurs plus les antennes BS utilisées, plus les flux de données peuvent être libérés pour desservir plus de terminaux, réduisant la puissance rayonnée, tout en augmentant le débit de données. Cela améliorera également la fiabilité des liaisons grâce à la diversité spatiale et offrira plus de degrés de liberté dans le domaine spatial et améliorera les performances indépendamment du bruit des mesures. De plus, étant donné que les systèmes MIMO massifs ont une large gamme de degrés de liberté et une plus grande sélectivité dans la transmission et la réception des flux de données, l'annulation des interférences est améliorée. Les stations de base peuvent relativement facilement éviter la transmission dans des directions indésirables pour atténuer les interférences nuisibles qui entraînent également une faible latence. De plus, le MIMO massif utilise correctement

les techniques de formation de faisceaux pour réduire les chutes d'évanouissement, cela augmente encore le rapport signal sur bruit (SNR), le débit binaire et réduit la latence. De plus, l'augmentation du nombre d'antennes BS au-dessus du nombre d'utilisateurs actifs conduit à un débit plus élevé. La qualité d'estimation de canal par antenne s'améliore également avec le nombre d'antennes BS surtout en présence d'une forte corrélation entre les antennes, ce qui est très typique [22]. La figure II.2 montre la vitesse évolutive des réseaux sans fil.

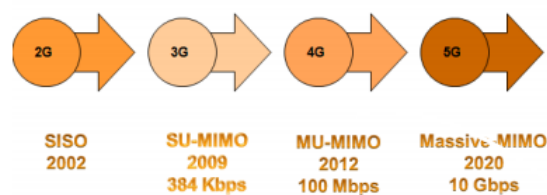


Figure II.2 — Vitesse évolutive des réseaux sans fil [22]

II.3 Configuration du réseau d'antennes

Comme le montre la figure II.3, il existe plusieurs configurations de réseau d'antennes typiques pour les systèmes MIMO massifs, à savoir, réseau d'antennes linéaire, réseau d'antennes sphérique, réseau d'antennes cylindrique, réseau d'antennes rectangulaire et réseau d'antennes distribué. Le réseau linéaire est un exemple de réseau d'antennes à une dimension (1D), qui propage généralement des signaux sur le plan à deux dimensions (2D). Il est généralement supposé pour l'analyse théorique et les mesures réalistes. D'autre part, le réseau d'antennes sphérique, le réseau d'antennes cylindriques et le réseau d'antennes rectangulaires sont une sorte de réseau d'antennes 2D, qui peut rayonner les signaux dans toutes les directions de l'espace 3D. Compte tenu de la taille du réseau d'antennes pour les eNB et les UE, les configurations de réseau d'antennes sphériques, cylindriques et rectangulaires sont plus susceptibles d'être utilisées dans des systèmes pratiques. De plus, le réseau d'antennes distribuées est principalement utilisé pour l'amélioration de la couverture intérieure ou la coopération extérieure. Les configurations du réseau d'antennes affectent directement les propriétés du canal, améliorant ainsi les performances du système MIMO massif [23].

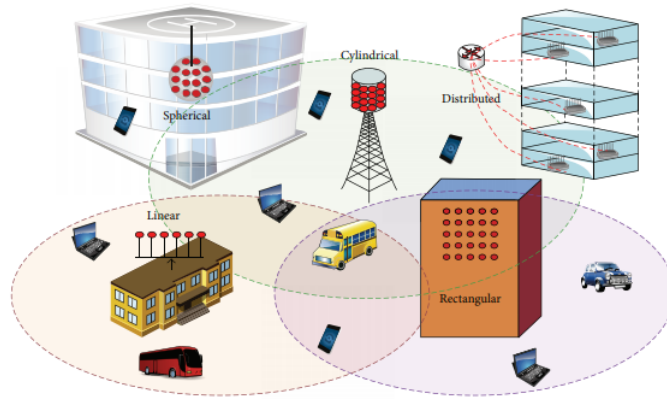


Figure II.3 — Configuration du réseau d'antennes [23]

II.4 Les systèmes MIMO MASSIVE -OFDM

Les systèmes MIMO massif ont récemment suscité un immense intérêt dans le domaine des communications sans fil en raison de leur capacité à augmenter le débit de données et à améliorer la qualité de la liaison. Le multiplexage par répartition orthogonale de la fréquence (OFDM) est une technique multi-porteuses avec une immunité à la sélectivité de fréquence du canal, qui peut transmettre des données sur un grand nombre de sous-porteuses plutôt qu'une transmission à une seule porteuse.

La combinaison de ces deux techniques sous la forme d'un système MIMO-OFDM massif est une technologie clé pour les systèmes de communication sans fil de nouvelle génération en raison de ses performances améliorées par rapport aux systèmes MIMO conventionnels [24].

De nos jours, dans un monde de grande mobilité, la vitesse et la capacité des systèmes de communication sont des éléments essentiels pour maintenir les gens du monde entier en communication.

Au niveau de l'émetteur, la séquence de données est modulée en symboles. De plus, les symboles sont convertis en signaux dans le domaine temporel en utilisant la technique IFFT, de la même manière, les données converties sont envoyées à travers le canal. Le signal reçu est déformé par des phénomènes de canal (c'est-à-dire un canal multi-trajets). Ainsi, afin de récupérer la séquence de données transmise, les phénomènes de canal doivent être estimés [25].

II.5 Bloc de cohérence

Un bloc de cohérence se compose d'un certain nombre de sous-porteuses et d'échantillons temporels sur lesquels la réponse du canal peut être approximée sous forme d'évanouissement constant et plat. Si la bande passante de cohérence est B_c et le temps de cohérence est T_c , alors chaque bloc de cohérence contient $\tau_c = B_c T_c$ échantillons à valeurs complexes.

Le nombre d'échantillons pratiquement utiles par bloc de cohérence peut être inférieur à $B_c T_c$.

Les concepts de modulation multiporteuse et de bloc de cohérence sont illustrés sur la figure II.4. Les réponses de canal aléatoires dans un bloc de cohérence sont statistiquement identiques à ceux de tout autre bloc de cohérence, indépendamment du fait qu'ils soient séparés en temps et/ou en fréquence. Par conséquent, l'évanouissement du canal est décrit par un processus aléatoire stationnaire. L'analyse des performances est donc réalisée en étudiant un seul bloc de cohérence statistiquement représentatif. Nous supposons que les réalisations de canal sont indépendantes entre n'importe quelle paire de blocs, ce qui est connu sous le nom d'hypothèse d'évanouissement de bloc. Chaque bloc de cohérence est

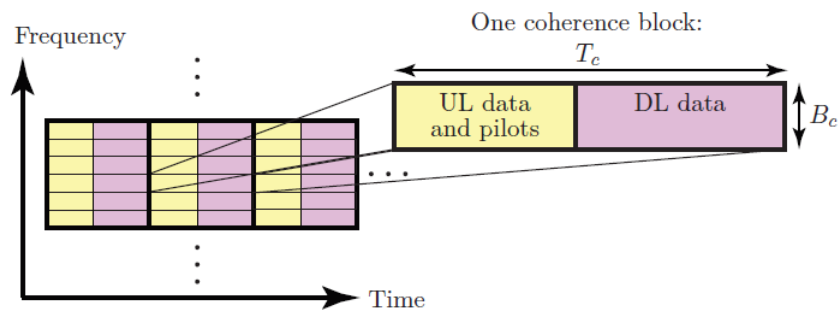


Figure II.4 — Le schéma de modulation multiporteuse TDD d'un réseau canonique Massive MIMO. Le plan temps-fréquence est divisé en blocs de cohérence dans lesquels chaque canal est invariant dans le temps et fréquence plate [26]

exploité en mode TDD et la figure II.5 illustre comment les échantillons τ_c sont localisés dans le plan temporel et fréquentiel. Les échantillons sont utilisés pour trois choses différentes :

- τ_p Signaux pilotes UL
- τ_u Signaux de données UL
- τ_d Signaux de données DL

Clairement, nous avons besoin de $\tau_p + \tau_u + \tau_d = \tau_c$. La fraction des données UL et DL peut

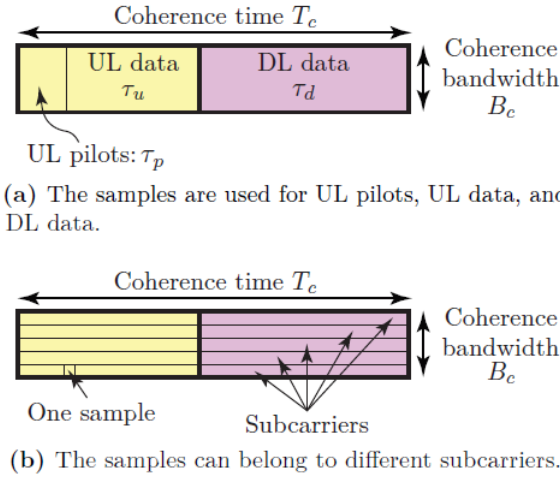


Figure II.5 — Chaque bloc de cohérence contient $\tau_c = BcTc$ échantillons à valeurs complexes [26]

être sélectionnée en fonction des caractéristiques du trafic réseau, tandis que le nombre de pilotes par bloc de cohérence est un paramètre de conception. De nombreuses applications utilisateur génèrent principalement du trafic DL, qui peut être traité en sélectionnant $\tau_d > \tau_u$.

La taille d'un bloc de cohérence est déterminée par l'environnement de propagation, la mobilité de l'UE et la fréquence porteuse. Chaque UE a une bande passante de cohérence et un temps de cohérence individuels, mais il est difficile d'adapter dynamiquement le réseau à ces valeurs puisque le même protocole doit s'appliquer à tous les UE. Une solution pratique consiste à dimensionner le bloc de cohérence pour le pire scénario de propagation que le réseau devrait supporter. Si un UE a un temps de cohérence/bande passante beaucoup plus important, il n'a pas besoin d'envoyer des pilotes dans chaque bloc [26].

II.6 Fading de Rayleigh corrélé

La réponse de canal entre l'UE k dans la cellule l et la BS dans la cellule j est notée $h_{lk}^j \in \mathbb{C}^{M_j}$, où chacun des éléments correspond à la réponse de canal de l'UE à l'une des M_j antennes de la BS. La réponse du canal est la même dans les deux UL et DL d'un bloc de cohérence. Pour plus de commodité de notation, nous utilisons h_{lk}^j pour le canal UL et $(h_{lk}^j)^H$ pour le canal DL.

La réponse du canal étant un vecteur, elle est caractérisée par sa norme et sa direction dans l'espace vectoriel. Les deux sont des variables aléatoires dans un canal d'évanouissement. Le modèle de canal caractérise leur distribution respective et leur indépen-

dance/dépendance statistique [26].

II.6.1 Corrélation des canaux spatiaux

Un canal à évanouissement $h \in \mathbb{C}^M$ est spatialement non corrélé si le gain du canal $\|h\|^2$ et la direction du canal $h/\|h\|$ sont des variables aléatoires indépendantes, et la direction du canal est uniformément répartie sur la sphère unité dans \mathbb{C}^M . Le canal est par ailleurs spatialement corrélé. L'exemple d'un modèle de canal spatialement non corrélé est l'évanouissement de Rayleigh non corrélé. Les canaux pratiques sont généralement spatialement corrélés, également connus sous le nom d'évanouissement sélectif dans l'espace, car les antennes ont des diagrammes de rayonnement non uniformes et l'environnement de propagation physique rend certaines directions spatiales plus susceptibles de transporter des signaux forts de l'émetteur au récepteur que d'autres directions. La corrélation spatiale des canaux est particulièrement importante pour les grands réseaux car ceux-ci ont une bonne résolution spatiale par rapport au nombre de clusters de diffusion, les canaux d'évanouissement de Rayleigh corrélés donnée par :

$$h_{lk}^j \sim \mathcal{N}_{\mathbb{C}}(0_{M_j}, R_{lk}^j) \quad (\text{II.1})$$

Où $R_{lk}^j \in \mathbb{C}^{M_j * M_j}$ est la matrice de corrélation spatiale semi-définie positive (et c'est aussi la matrice de covariance due à la moyenne nulle). Cette matrice est supposée connue au niveau de la BS et de l'estimation de telles matrices. La distribution gaussienne est utilisée pour modéliser les variations d'évanouissement à petite échelle. La réponse du canal est supposée prendre une nouvelle réalisation indépendante à partir de cette distribution dans chaque bloc de cohérence, en tant que processus aléatoire ergodique stationnaire. La matrice de corrélation spatiale, quant à elle, décrit les effets de propagation macroscopique, y compris les gains d'antenne et les diagrammes de rayonnement au niveau de l'émetteur et du récepteur. La trace normalisée

$$\beta_{lk}^j = \frac{1}{M_j} \text{tr}(R_{lk}^j) \quad (\text{II.2})$$

détermine le gain de canal moyen de l'une des antennes de BS j à UE k dans la cellule l . L'évanouissement de Rayleigh non corrélé avec $R_{lk}^j = \beta_{lk}^j I_{M_j}$ est un cas particulier de ce modèle, mais la matrice de corrélation spatiale n'est en général pas diagonale. Le paramètre β_{lk}^j est également appelé coefficient d'évanouissement à grande échelle et est

souvent modélisé en décibels comme :

$$\beta_{lk}^j = \Upsilon - 10\alpha \log_{10}\left(\frac{d_{lk}^j}{1 \text{ km}}\right) + F_{lk}^j \quad (\text{II.3})$$

Où d_{lk}^j [km] est la distance entre l'émetteur et le récepteur, l'exposant de pathloss α détermine à quelle vitesse la puissance du signal diminue avec la distance, et Υ détermine le gain médian du canal à une distance de référence de 1 km. Dans les études théoriques, les paramètres Υ et α peuvent être calculés selon l'un des nombreux modèles de propagation établis. Ces paramètres sont des fonctions de la fréquence porteuse, des gains d'antenne et des hauteurs verticales des antennes, qui sont dérivés de l'ajustement II.3 aux mesures. Le seul terme non déterministe dans II.3 est $F_{lk}^j \sim \mathcal{N}(0, \sigma_{sf}^2)$. Ce terme est appelé l'évanouissement de l'ombre et crée des variations aléatoires log-normales autour de la valeur nominale $\Upsilon - 10\alpha \log_{10}(d_{lk}^j/(1\text{km}))$ [dB]. L'évanouissement de l'ombre peut être considéré soit comme un modèle de blocage physique dû à de grands obstacles, soit simplement comme un terme de correction aléatoire pour obtenir un modèle qui correspond mieux aux mesures pratiques des canaux. La variance σ_{sf}^2 de l'évanouissement de l'ombre détermine l'importance des variations aléatoires et est souvent rapportée en termes d'écart type σ_{sf} . Ce dernier est ici considéré comme une constante, mais il peut aussi dépendre des indices de cellule et d'autres paramètres.

La structure propre de R_{lk}^j détermine la corrélation spatiale du canal h_{lk}^j , c'est-à-dire quelles directions spatiales sont statistiquement plus susceptibles de contenir des composantes de signal fortes que d'autres. Une forte corrélation spatiale est caractérisée par de grandes variations de valeurs propres [26].

II.6.2 Un modèle génératif pour les vecteurs de canaux

Nous pouvons générer un vecteur de canal aléatoire $h \sim \mathcal{N}_{\mathbb{C}}(0_M, R)$ comme suit. Soit la décomposition des valeurs propres de $R \in \mathbb{C}^{M \times M}$ sous la forme $R = UDU^H$, où $D \in \mathbb{R}^{r \times r}$ est une matrice diagonale contenant les $r = \text{rank}(R)$ valeurs propres non nulles positives de R et $U \in \mathbb{C}^{M \times r}$ se compose des vecteurs propres associés, tels que $U^H U = I_r$. Ensuite, h peut être généré comme :

$$h = R^{\frac{1}{2}} \tilde{e} = U D^{\frac{1}{2}} U^H \tilde{e} \sim U D^{\frac{1}{2}} e$$

où $\tilde{e} \sim \mathcal{N}_{\mathbb{C}}(0_M, I_M)$, $e \sim \mathcal{N}_{\mathbb{C}}(0_r, I_r)$, et la dernière étape implique que les distributions de h et $UD^{\frac{1}{2}}e$ sont identiques. C'est facile à vérifier h est un vecteur gaussien complexe de moyenne nulle et matrice de corrélation spatiale $\mathbb{E}\{hh^H\} = R$. De plus, le modèle génératif est piloté par un vecteur aléatoire avec $r \leq M$ degrés de liberté. L'expression en (II.4) est aussi appelée développement de Karhunen-Loeve de h .

En étudiant les canaux d'évanouissement de Rayleigh corrélés, nous pouvons capturer certains aspects importants des canaux massive MIMO pratiques tout en analysant les performances de manière traitable. Quelles sont les hypothèses limitatives derrière ce modèle. Tout d'abord, le modèle suppose que la valeur moyenne est zéro. Supposons qu'une réponse de canal particulière ait une valeur non nulle signifie \bar{h}_{lk}^j , dans le sens où $h_{lk}^j \sim \mathcal{N}_{\mathbb{C}}(\bar{h}_{lk}^j, R_{lk}^j)$. Les performances de communication sur un tel canal sont généralement meilleures que les performances sur le canal à moyenne nulle correspondant avec la même corrélation matrice $R_{lk}^j + \bar{h}_{lk}^j(\bar{h}_{lk}^j)^H$, puisque la puissance moyenne $\mathbb{E}\{\|h_{lk}^j\|^2\}$ est la même mais il y a plus d'aléatoire dans le cas à moyenne nulle [26].

II.7 Modèle de système pour la liaison montante et la liaison descendante

II.7.1 La liaison montante (Uplink)

La transmission UL dans Massive MIMO est illustrée à la Figure II.6. Le signal UL reçu $y_j \in \mathbb{C}^{M_j}$ à BS j est modélisé comme

$$\begin{aligned}
 Y_j &= \sum_{l=1}^L \sum_{k=1}^{K_l} h_{lk}^j s_{lk} + n_j \\
 &= \underbrace{\sum_{k=1}^{K_j} h_{jk}^j s_{jk}}_{\text{Signaux souhaités}} + \underbrace{\sum_{\substack{l=1 \\ l \neq j}}^L \sum_{i=1}^{K_l} h_{li}^j s_{li}}_{\text{Interférence intercellulaire}} + \underbrace{n_j}_{\text{Bruit}}
 \end{aligned} \tag{II.4}$$

Où $n_j \sim \mathcal{N}_{\mathbb{C}}(0_{M_j}, \sigma_{UL}^2 I_{M_j})$ est un bruit de récepteur additif indépendant avec une moyenne et une variance nulles σ_{UL}^2 . Le signal UL de l'UE k dans la cellule l est noté $s_{lk} \in \mathbb{C}$ et a la puissance $p_{lk} = \mathbb{E}\{|s_{lk}|^2\}$, qu'il s'agisse ou non d'un signal de données d'information aléatoire $s_{lk} \sim \mathcal{N}_{\mathbb{C}}(0, p_{lk})$ ou un signal pilote déterministe avec $p_{lk} = |s_{lk}|^2$. Les canaux sont constants dans un bloc de cohérence, tandis que les signaux et le bruit prennent une nouvelle réalisation à chaque échantillon. Pendant la transmission des données, la BS dans la cellule j sélectionne le vecteur de combinaison de réception $v_{jk} \in \mathbb{C}^{M_j}$ pour séparer le

signal de son kième UE désiré de l'interférence comme

$$v_{jk}^H Y_j = \underbrace{v_{jk}^H h_{jk}^j s_{jk}}_{\text{Signal souhaité}} + \underbrace{\sum_{\substack{i=1 \\ j \neq k}}^{k_j} v_j k^H h_{ji}^j s_{ji}}_{\text{Signaux intracellulaires}} + \underbrace{\sum_{\substack{l=1 \\ l \neq j}}^L \sum_{i=1}^{k_l} v_{jk}^H h_{li}^j s_{li}}_{\text{Interference intercellulaire}} + \underbrace{v_{jk}^H n_j}_{\text{Bruit}} \quad (\text{II.5})$$

Le vecteur de canal entre BS j et UE k dans la cellule l est appelé h_{lk}^j [27].

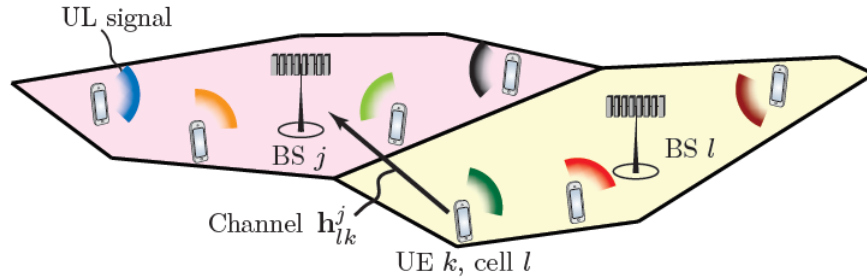


Figure II.6 — Illustration de la transmission UL Massive MIMO dans la cellule j et la cellule l [27]

II.7.2 La liaison descendante (Downlink)

La transmission DL dans Massive MIMO est illustrée à la figure II.7. La BS dans la cellule l transmet le signal DL

$$x_l = \sum_{i=1}^{Kl} w_{li} s_{li} \quad (\text{II.6})$$

où $s_{lk} \sim \mathcal{N}_{\mathbb{C}}(0, \rho_{lk})$ est le signal de données DL destiné à l'UE k dans la cellule et ρ_{lk} est la puissance du signal. Ce signal est affecté à un vecteur de précodage d'émission $w_{lk} \in \mathbb{C}^{M_l}$ qui détermine la directivité spatiale de la transmission. Le vecteur de précodage satisfait $\mathbb{E}\|w_{lk}\|^2 = 1$, tel que $\mathbb{E}\|w_{lk} s_{lk}\|^2 = \rho_{lk}$ est la puissance d'émission allouée à cet UE. Le vecteur de canal entre BS j et UE k dans la cellule l est appelé h_{lk}^j .

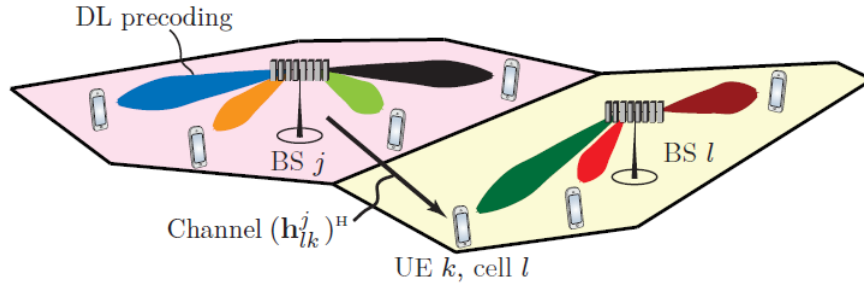


Figure II.7 — Illustration de la transmission DL Massive MIMO dans la cellule j et la cellule l [26]

Le signal reçu $y_{jk} \in \mathbb{C}$ à l'UE k dans la cellule j est modélisé comme :

$$\begin{aligned}
 y_{jk} &= \sum_{l=1}^L (h_{jk}^l)^H x_l + n_{jk} \\
 &= \sum_{l=1}^L \sum_{i=1}^{k_l} (h_{jk}^l)^H w_{li} s_{li} + n_{jk} \\
 &= \underbrace{(h_{jk}^j)^H w_{jk} s_{jk}}_{\text{Signal souhaité}} + \underbrace{\sum_{\substack{i=1 \\ i \neq k}}^{k_j} (h_{jk}^j)^H w_{ji} s_{ji}}_{\text{Interference intracellulaire}} + \underbrace{\sum_{\substack{l=1 \\ l \neq j}}^L \sum_{i=1}^{K_l} (h_{jk}^l)^H w_{li} s_{li}}_{\text{Interference intercellulaire}} + \underbrace{n_{jk}}_{\text{Bruit}}
 \end{aligned} \tag{II.7}$$

Où $n_{jk} \sim \mathcal{N}_{\mathbb{C}}(0, \sigma_{DL}^2)$ est un bruit de récepteur additif indépendant de variance σ_{DL}^2 . Les canaux sont constants au sein d'un bloc de cohérence, tandis que les signaux et le bruit prennent une nouvelle réalisation à chaque échantillon [26].

II.8 L'estimation de canal pour les systèmes MIMO massif

Au niveau de la liaison retour, la BS a besoin des informations sur l'état du canal pour prendre connaissance des signaux transmis par les UT (user terminal) sur la liaison montante et pour précoder les signaux sur la liaison descendante. Ces informations de canal sont acquises via l'apprentissage de la liaison montante. Chaque utilisateur se voit attribuer une séquence pilote orthogonale et envoie sa séquence pilote à la BS. En raison de l'orthogonalité des séquences pilotes, la BS connaît les pilotes transmis depuis tous les terminaux utilisateurs, puis estime les canaux sur la base des signaux pilotes reçus. De plus, chaque utilisateur peut avoir besoin d'informations partielles de CSI pour découvrir de manière cohérente les signaux transmis depuis la BS. La formation en liaison descendante peut généralement obtenir ces statistiques. Étant donné que la BS utilise

des stratégies de précodage linéaire pour former le faisceau des indicateurs vers les utilisateurs. Par conséquent, la BS peut passer un bref moment à former des pilotes sur la liaison descendante pour l'acquisition de canaux à l'UT [28].

Les méthodes massives d'estimation de canal MIMO sont généralement divisées en deux catégories

- Estimation de canal basée sur la phase de renseignement (Training) qui transmet des symboles de formations connus (également appelés pilotes) à des instants et à des fréquences prédéterminées connues du récepteur. Ensuite, le récepteur utilise les informations connues pour obtenir le CSI (y compris le gain et la rotation de phase impartis par le canal à chaque instant et fréquence) sur la base des caractéristiques des symboles de formation reçus.
- Estimation aveugle du canal, qui estime le canal sans l'aide de symboles d'apprentissage connus. Cette méthode peut économiser des ressources temps-fréquence et offrir une efficacité de bande passante plus élevée. Comme la méthode d'estimation de canal basée sur l'aveugle a une vitesse plus faible et des performances moindres que la méthode basée sur l'apprentissage, les chercheurs accordent une plus grande attention à cette dernière.

Il existe deux modes communs pour les systèmes MIMO massifs, à savoir le duplexage par répartition dans le temps (TDD) et le duplexage par répartition en fréquence (FDD). Dans les systèmes MIMO massif en mode FDD, la liaison montante et la liaison descendante utilisent des bandes de fréquences différentes. Par conséquent, le CSI de liaison montante et de liaison descendante est différent. L'estimation du canal de liaison montante est effectuée au niveau de la station de base (BS) en permettant à tous les utilisateurs d'envoyer différentes séquences pilotes. L'estimation de canal de liaison descendante est suivie de deux étapes : la BS envoie des séquences pilotes à tous les utilisateurs, puis les utilisateurs renvoient la CSI de liaison descendante estimée à la BS. Au fur et à mesure que le nombre d'antennes augmente, la consommation de ressources de temps nécessaires pour transmettre le pilote séquences augmente également dans le mode FDD, alors que le mode TDD est plus efficace dans cet aspect. Dans les systèmes TDD, sur la base de l'hypothèse de réciprocité de canal, seule l'estimation de canal de liaison montante est nécessaire. Selon ce protocole, la BS estime le CSI en utilisant les séquences pilotes envoyées par tous les utilisateurs pour estimer le CSI, puis la BS utilise le CSI estimé pour détecter les données de liaison montante et générer des vecteurs de formation de faisceau pour la

transmission de données en liaison descendante. Le temps nécessaire pour transmettre les séquences pilotes est inférieur en mode TDD qu'en mode FDD, ainsi, le mode TDD est généralement supposé dans l'étude [29].

II.8.1 Transmission pilote de liaison montante

Pour utiliser efficacement le nombre massif d'antennes, chaque BS doit estimer les réponses de canal des UE qui sont actifs dans le bloc de cohérence actuel. Il est particulièrement important pour BS j d'avoir des estimations des canaux des UE dans la cellule j . Les estimations de canal provenant d'UE interférents dans d'autres cellules peuvent également être utiles pour effectuer une suppression d'interférence pendant la transmission de données.

Que les échantillons τ_p sont réservés pour la signalisation pilote UL dans chaque bloc de cohérence. Chaque UE transmet une séquence pilote qui couvre ces échantillons τ_p . La séquence pilote de l'UE k dans la cellule j est notée $\phi_{jk} \in \mathbb{C}^{\tau_p}$. Il est supposé avoir des éléments de grandeur unitaire, pour obtenir un niveau de puissance constant, et cela implique que $\|\phi_{jk}\|^2 = \phi_{jk}^H \phi_{jk} = \tau_p$. Les éléments de ϕ_{jk} sont mis à l'échelle par la puissance de transmission UL comme $\sqrt{P_{jk}}$ puis transmis comme le signal s_{jk} dans (II.4) sur τ_p échantillons UL, conduisant à le signal UL reçu $Y_j^p \in \mathbb{C}^{M_j \times \tau_p}$ à BS j . Ce signal est donné par

$$Y_j^p = \underbrace{\sum_{k=1}^{k_j} \sqrt{P_{jk}} h_{jk}^j \phi_{jk}^T}_{\text{Pilotes souhaites}} + \underbrace{\sum_{\substack{l=1 \\ l \neq j}}^L \sum_{i=1}^{k_l} \sqrt{P_{li}} h_{li}^j \phi_{li}^T}_{\text{Pilotes inter-cellules}} + \underbrace{N_j^p}_{\text{Bruit}} \quad (\text{II.8})$$

où $N_j^p \in \mathbb{C}^{M_j \times \tau_p}$ est le bruit additif indépendant du récepteur avec des éléments i.i.d, distribués comme $\mathcal{N}_{\mathbb{C}}(0, \sigma_{UL}^2)$. Y_j^p est l'observation que BS j peut utiliser pour estimer les réponses du canal. Pour estimer le canal d'un UE particulier, la BS a besoin de savoir quelle séquence pilote cet UE a transmise. C'est pourquoi les pilotes sont des séquences déterministes et l'affectation des pilotes se fait typiquement lorsque l'UE se connecte à la BS. Par exemple, en utilisant une procédure d'accès aléatoire. L'affectation pilote et l'accès aléatoire. Supposons, pour les besoins de l'argumentation, que BS j veuille estimer le canal h_{li}^j à partir d'un UE arbitraire i dans la cellule l . La BS peut alors multiplier/corréler Y_j^p avec la séquence pilote ϕ_{li} de cet UE, conduisant au signal pilote reçu traité $y_{jli}^p \in \mathbb{C}^{M_j}$,

étant donné comme

$$\begin{aligned}
 Y_{jli}^p &= Y_j^p \phi_{li}^* \\
 &= \sum_{l'=1}^L \sum_{i'=1}^{k_{l'}} \sqrt{P_{l'i'}} h_{l'i'}^j \phi_{l'i'}^T \phi_{li}^* + N_j^p \phi_{li}^*
 \end{aligned} \tag{II.9}$$

Qui a la même dimension que h_{li}^j . Pour le k_i ème UE dans la propre cellule de la BS, (II.9) peut être exprimé comme

$$\begin{aligned}
 Y_{jjk}^p &= Y_j^p \phi_{jk}^* \\
 &= \underbrace{\sqrt{P_{jk}} h_{jk}^j \phi_{jk}^T \phi_{jk}^*}_{\text{Pilote souhaite}} + \underbrace{\sum_{\substack{i=1 \\ i \neq k}}^{k_j} \sqrt{P_{ji}} h_{ji}^j \phi_{ji}^T \phi_{jk}^*}_{\text{Intra-cellule pilotes}} + \underbrace{\sum_{\substack{l=1 \\ l \neq j}}^L \sum_{i=1}^{k_l} \sqrt{P_{li}} h_{li}^j \phi_{li}^T \phi_{jk}^*}_{\text{Pilotes inter-cellules}} + \underbrace{N_j^p \phi_{jk}^*}_{\text{Bruit}}
 \end{aligned} \tag{II.10}$$

Les deuxième et troisième termes de (II.10) représentent des interférences et contiennent des produits internes de la forme $\phi_{li}^T \phi_{jk}^*$ entre le pilote de l'UE souhaité et le pilote d'un autre UE i dans la cellule l . Si les séquences pilotes de deux UE sont orthogonales (c'est-à-dire $\phi_{li}^T \phi_{jk}^* = 0$), alors le terme d'interférence correspondant dans (II.10) disparaît et n'affecte pas l'estimation. Nous supposons que le réseau utilise un ensemble de séquences pilotes τ_p mutuellement orthogonales. Celles-ci peuvent être rassemblées comme les colonnes du pilote UL $\Phi \in \mathbb{C}^{\tau_p \times \tau_p}$, qui satisfait $\Phi^H \Phi = \tau_p I_{\tau_p}$. Il est recommandé d'avoir $\tau_p \geq \max_l K_l$ pilotes afin que chaque BS puisse allouer différentes séquences de pilotes UL parmi ses UE, mais ce n'est pas obligatoire. La raison de cette hypothèse est que l'interférence la plus forte provient généralement de la propre cellule. On définit l'ensemble

$$P_{jk} = \{(l, i) : \phi_{li} = \phi_{jk}, l = 1, \dots, L, i = 1, \dots, K_l\} \tag{II.11}$$

Avec les indices de tous les UE qui utilisent la même séquence pilote que l'UE k dans la cellule j . Par conséquent, $(l, i) \in P_{jk}$ implique que l'UE i dans la cellule l utilise le même pilote que l'UE k dans la cellule j . Notez que $(j, k) \in P_{jk}$ par définition. En utilisant la

notation de (II.11), l'expression de (II.10) se simplifie en

$$y_{jjk}^p = \underbrace{\sqrt{P_{jk}}\tau_p h_{jk}^j}_{\text{Pilote souhaité}} + \underbrace{\sum_{(l,i) \in P_{jk}/(j,k)} \sqrt{pl}\tau_p h_{li}^j}_{\text{Pilotes perturbateurs}} + \underbrace{N_j^p \phi_{jk}^*}_{\text{Bruit}} \quad (\text{II.12})$$

Notez que $y_{jjk}^p = y_{jli}^p$ pour tout $(l, i) \in P_{jk}$, puisque ces UE utilisent le même pilote. On note également que $N_j^p \phi_{jk}^* \sim \mathcal{N}_{\mathbb{C}}(0_{M_j}, \sigma_{UL}^2 \tau_p I_{M_j})$, puisque les séquences pilotes sont déterministes et $\|\phi_{jk}\|^2 = \tau_p$.

Le signal reçu traité y_{jjk}^p en (II.12) est une statistique suffisante pour estimer h_{jk}^j puisqu'il n'y a pas de perte en informations utiles par rapport à l'utilisation du signal reçu à l'origine Y_j^p . La raison en est que la composante souhaitée $h_{jk}^j \phi_{jk}^T$ dans Y_j^p peut être ramenée de Y_{jjk}^p en multipliant par ϕ_{jk}^T à partir de la droite et les termes perturbateurs sont soit nuls, soit peuvent être ramenés de la même manière. De même, ϕ_{jk}^T est une statistique suffisante pour estimer h_{li}^j . Le signal reçu traité est utilisé pour l'estimation de canal [27].

II.9 Conception de séquences pilotes mutuellement

Le dictionnaire pilote Φ est conçu sous les conditions que tous les éléments ont une unité de grandeur (ie, $|\Phi_{i_1, i_2}| = 1$ pour $i_1 = 1, \dots, \tau_p, i_2 = 1, \dots, \tau_p$) et que toutes les colonnes sont orthogonales entre elles (c'est-à-dire $\Phi^H \Phi = \tau_p I_{\tau_p}$). Tous les dictionnaires pilotes qui satisfont à ces contraintes sont équivalents en termes de performances d'estimation, mais le choix peut avoir un impact sur la mise en œuvre pratique. En fait, seules l'orthogonalité mutuelle et les normes $\|\phi_{jk}\|$ déterminent la précision de l'estimation, tandis que l'hypothèse de grandeur unitaire a été faite pour maintenir un niveau de puissance constant par échantillon. Nous illustrerons deux manières explicites de concevoir les dictionnaires pilotes.

Une matrice de Walsh-Hadamard $\Phi = A_{\tau_p}$ est une matrice $\tau_p \times \tau_p$ qui satisfait les deux conditions pour être un dictionnaire pilote et dont les éléments sont soit $+1$ soit -1 . Étant donné que chaque élément est un point dans une constellation de modulation par déplacement de phase binaire (BPSK), ces séquences pilotes sont facilement mises en œuvre dans tout système prenant en charge la transmission de données modulée BPSK. Les matrices de Walsh-Hadamard n'existent que pour certaines dimensions matricielles, par exemple, les matrices avec des dimensions d'une puissance de deux : $\tau_p = 2^n$ pour $n = 0, 1, \dots$ ces

matrices peuvent être générées récursivement comme suit :

$$A_1 = 1 \quad (\text{II.13})$$

$$A_{2^n} = \begin{bmatrix} A_{2^{n-1}} & A_{2^{n-1}} \\ A_{2^{n-1}} & A_{2^{n-1}} \end{bmatrix} \quad n = 1, 2, \dots \quad (\text{II.14})$$

Pour générer un dictionnaire pilote de dimension arbitraire, la matrice de transformée de Fourier discrète (DFT)

$$\Phi = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \cdots & 1 \\ 1 & \omega_{\tau_p} & \omega_{\tau_p}^2 \cdots & \omega_{\tau_p}^{\tau_p-1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & \omega_{\tau_p}^{\tau_p-1} & \omega_{\tau_p}^{2(\tau_p-1)} \cdots & \omega_{\tau_p}^{(\tau_p-1)(\tau_p-1)} \end{bmatrix} \quad (\text{II.15})$$

peut être utilisé, où $\omega_{\tau_p} = e^{-2j\pi/\tau_p}$ est une τ_p ième racine primitive de 1 [26].

II.9.1 Estimation du canal par la méthode MMSE

Nous allons maintenant dériver un estimateur de la réponse du canal h_{li}^j , basé sur le signal pilote reçu y_j^p en (II.8) et un dictionnaire pilote avec des séquences mutuellement orthogonales. Le canal étant une réalisation d'une variable aléatoire, les estimateurs bayésiens sont donc souhaitables car ils prennent en compte les distributions statistiques des variables. Les estimateurs bayésiens nécessitent que les distributions soient connues. Rappelons (II.1) que $h_{li}^j \sim \mathcal{N}_{\mathbb{C}}(0_{M_j}, R_{li}^j)$. L'estimateur de l'erreur quadratique moyenne minimale (MMSE) de h_{li}^j est le vecteur \hat{h}_{li}^j qui minimise le MSE $\mathbb{E}\{\|h_{li}^j - \hat{h}_{li}^j\|^2\}$. Il est fourni dans le théorème suivant

En utilisant le théorème d'un dictionnaire pilote avec des séquences mutuellement orthogonales, l'estimation MMSE du canal h_{li}^j basée sur l'observation Y_j^p dans (II.9) est :

$$\hat{h}_{li}^j = \sqrt{p_{li}} R_{li}^j \Psi_{li}^j y_{jli}^p \quad (\text{II.16})$$

où

$$\Psi_{li}^j = \left(\sum_{(l', i') \in p_{li}} p_{l' i'} \tau_p R_{l' i'}^j + \sigma_{UL}^2 I_{M_j} \right)^{-1} \quad (\text{II.17})$$

L'erreur d'estimation $\tilde{h}_{li}^j = h_{li}^j - \hat{h}_{li}^j$ a la matrice de corrélation $C_{li}^j = E\{\tilde{h}_{li}^j(\tilde{h}_{li}^j)^H\}$, donné par

$$C_{li}^j = R_{li}^j - p_{li}\tau_p R_{li}^j \Psi_{li}^j R_{li}^j \quad (\text{II.18})$$

Ce théorème fournit le mécanisme pour calculer l'estimation MMSE du canal de n'importe quel UE dans le réseau à BS j . La qualité de l'estimation est représentée par l'EQM, qui est $\mathbb{E}\{\|h_{li}^j - \hat{h}_{li}^j\|^2\} = \text{tr}(C_{li}^j)$ pour l'estimateur MMSE. Une bonne qualité d'estimation est représentée par un petit MSE.

Pour estimer h_{li}^j sur la base de (II.16), la BS doit corrélérer le signal pilote reçu avec la séquence pilote utilisée par l'UE i dans la cellule l , comme $y_{jli}^p = y_j^p \phi_{li}^*$, puis multipliez cette observation par les deux matrices Ψ_{li}^j et R_{li}^j . La matrice Ψ_{li}^j est l'inverse de la matrice de corrélation normalisée $\mathbb{E}\{y_{jli}^p (y_{jli}^p)^H\} / \tau_p$ du signal reçu traité, tandis que R_{li}^j est la matrice de corrélation spatiale du canal à estimer. Ces multiplications suppriment les interférences et le bruit qui ne partagent pas les mêmes statistiques de second ordre que h_{li}^j . Notons que l'estimateur MMSE de (II.16) est linéaire, dans le sens où \hat{h}_{li}^j est formé en multipliant le signal reçu traité y_{jli}^p par des matrices. L'estimateur du théorème Précédent est donc parfois appelé estimateur linéaire MMSE (LMMSE).

Pour des raisons de commodité de notation, nous définissons

$$\hat{H}_l^j = [\hat{h}_{l1}^j \dots \hat{h}_{lk_l}^j] \quad (\text{II.19})$$

Comme la matrice $M_j \times K_l$ avec les estimations de tous les canaux des UE dans la cellule l à BS j .

Notez que la puissance d'émission n'apparaît dans la matrice de corrélation des erreurs d'estimation en (II.18) que sous la forme d'un produit avec la longueur du pilote : $p_{li}\tau_p$. Nous définissons le SNR effectif pendant la signalisation pilote de l'UE k dans la cellule j à sa BS de desserte j comme :

$$SNR_{jk}^p = \frac{p_{jk}\tau_p\beta_{jk}^j}{\sigma_{UL}^2} \quad (\text{II.20})$$

Où nous rappelons que $\beta_{jk}^j = \frac{1}{M_j} \text{tr}(R_{jk}^j)$ a été défini en (II.2) comme le gain moyen du canal vers les antennes du réseau BS. La terminologie SNR effective implique que le gain de traitement pilote p est inclus dans le SNR. Le gain de traitement est obtenu du fait que la séquence pilote s'étend sur τ_p échantillons. Si les séquences pilotes sont longues de 10 échantillons, alors le SNR effective est supérieur de 10 dB au SNR nominal pour un seul échantillon. Ce gain est hautement souhaitable pour obtenir une bonne qualité

d'estimation également pour les UE avec une puissance de transmission limitée et/ou des conditions de canal faibles. Si nous considérons les réalisations aléatoires de l'estimation du canal MMSE et l'erreur d'estimation correspondante dans un bloc de cohérence arbitraire, les propriétés statistiques suivantes sont vérifiées.

L'estimation MMSE \hat{h}_{li}^j et l'erreur d'estimation \tilde{h}_{li}^j sont des variables aléatoires indépendantes, distribuées comme suit

$$\hat{h}_{li}^j \sim \mathcal{N}_{\mathbb{C}}(0_{M_j}, R_{li}^j - C_{li}^j) \quad (\text{II.21})$$

$$\tilde{h}_{li}^j \sim \mathcal{N}_{\mathbb{C}}(0_{M_j}, C_{li}^j) \quad (\text{II.22})$$

Les distributions statistiques précédentes sont utiles lorsque l'on calcule le SE de chaque UE. On peut aussi observer que la norme quadratique moyenne $\mathbb{E}\{\|\hat{h}_{li}^j\|^2\} = \text{tr}(R_{li}^j) - \text{tr}(C_{li}^j)$ de l'estimation canal est plus petite que celle du vrai canal, mais elle augmente lorsque le MSE $\text{tr}(C_{li}^j)$ diminue. Dans le cas particulier de $\text{tr}(C_{li}^j) = 0$, on a $\mathbb{E}\{\|\hat{h}_{li}^j\|^2\} = \mathbb{E}\{\|h_{li}^j\|^2\} = \text{tr}(R_{li}^j)$, puisque l'estimation est parfaite.

En pratique, le théorème d'un dictionnaire pilote avec des séquences mutuellement orthogonales est particulièrement important pour estimer les canaux intra-cellulaires. Cependant, les canaux intercellulaires de n'importe quel UE dans l'ensemble du réseau à la BS j peuvent également être estimés. Une observation importante peut être faite en comparant l'estimation MMSE en (II.17) d'un canal intra-cellulaire \hat{h}_{jk}^j avec l'estimation \hat{h}_{li}^j d'un UE dans une autre cellule qui utilise la même séquence pilote ($(l, i) \in P_{jk}$ ce qui implique $\phi_{li} = \phi_{jk}$ et $P_{li} = P_{jk}$). Dans ce cas, on a $\Psi_{jk}^j = \Psi_{li}^j$ et $y_{jjk}^p = y_{jli}^p$, donc la même matrice inverse est multipliée par le même signal reçu traité. Seuls le scalaire et la première matrice de (II.16) sont différents. Si R_{jk}^j est inversible, on peut écrire la relation sous la forme

$$\hat{h}_{li}^j = \frac{\sqrt{p_{li}}}{\sqrt{p_{jk}}} (R_{jk}^j)^{-1} \hat{h}_{jk}^j \quad (\text{II.23})$$

Cela implique que les deux estimations sont fortement corrélées, mais généralement les vecteurs sont linéairement indépendants (c'est-à-dire non parallèles) puisqu'on ne peut pas écrire \hat{h}_{li}^j sous forme de temps scalaire \hat{h}_{jk}^j à moins que R_{li}^j et R_{jk}^j soient égaux à un facteur d'échelle près. Dans le cas particulier des canaux non corrélés spatialement avec $R_{jk}^j = \beta_{jk} I_{M_j}$ et $R_{li}^j = \beta_{li} I_{M_j}$, les deux canaux les estimations sont des vecteurs parallèles qui ne diffèrent que par l'échelle. Il s'agit d'une propriété indésirable causée par l'incapacité de la BS j à séparer les UE qui ont transmis la même séquence pilote et ont

les mêmes caractéristiques spatiales [30].

II.10 Impact de la corrélation spatiale et de la contamination pilote

Pour comprendre les propriétés de base de l'estimateur MMSE, nous montrerons comment la corrélation des canaux spatiaux et la contamination du pilote affectent ses performances. Nous expliquerons également comment acquérir les statistiques du canal dans la pratique [26].

II.10.1 Impact de la corrélation spatiale sur l'estimation du canal

Les propriétés de base de l'estimation de canal sont mieux décrites lorsque nous considérons l'estimation de la réponse de canal d'un UE qui a une séquence pilote unique. L'estimation n'est alors affectée que par le bruit et non par les interférences. Considérons un canal arbitraire $h \sim \mathcal{N}_{\mathbb{C}}(0_M, R)$, où les indices UE et BS sont supprimés par souci de concision. Soit $R = U\Lambda U^H$ la décomposition en valeurs propres de la matrice de corrélation, où la matrice unitaire $U \in \mathbb{C}^{M \times M}$ contient les vecteurs propres, également appelés directions propres, et la matrice diagonale $\Lambda = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_M)$ contient les valeurs propres correspondantes. La matrice de corrélation des erreurs d'estimation en (II.18) devient

$$\begin{aligned} C &= R - p\tau_p R (p\tau_p R + \sigma_{UL}^2 I_M)^{-1} R \\ &= U(\Lambda - p\tau_p \Lambda (p\tau_p \Lambda + \sigma_{UL}^2 I_M)^{-1} \Lambda) U^H \\ &= U \text{diag}\left(\lambda_1 - \frac{p\tau_p \lambda_1^2}{p\tau_p \lambda_1 + \sigma_{UL}^2}, \dots, \lambda_M - \frac{p\tau_p \lambda_M^2}{p\tau_p \lambda_M + \sigma_{UL}^2}\right) U^H \end{aligned} \quad (\text{II.24})$$

Où la seconde égalité découle du fait que $I_M = U U^H$ et $U^{-1} U = I_M$. La dernière expression dans (II.25) est identifiée comme une décomposition des valeurs propres avec des vecteurs propres dans U et la même valeur propre donnée par

$$\begin{aligned} \lambda_m - \frac{p\tau_p \lambda_m^2}{p\tau_p \lambda_m + \sigma_{UL}^2} &= \frac{\sigma_{UL}^2 \lambda_m}{p\tau_p \lambda_m + \sigma_{UL}^2} \\ &= \frac{\lambda_m}{SNR^p \frac{\lambda_m}{\beta} + 1} \end{aligned} \quad (\text{II.25})$$

Où SNR^p est le SNR effectif défini en (II.20) et $\beta = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M \lambda_n$. Par conséquent, la matrice de corrélation des erreurs d'estimation C a les mêmes vecteurs propres que la matrice de corrélation spatiale R , mais les valeurs propres sont différentes et généralement

plus petites en raison de la soustraction dans (II.25). Les valeurs propres de C dans (II.25) représentent la variance de l'erreur d'estimation dans chaque direction propre. À mesure que le SNR effectif augmente, toutes ces variances d'erreur diminuent et s'approchent de zéro comme $SNR^p \rightarrow \infty$, montrant ainsi qu'une estimation sans erreur est possible dans ce régime asymptotique. Une autre observation importante de (II.25) est qu'une direction propre de R avec une grande valeur propre λ_m a une plus petite variance d'erreur normalisée

$$\frac{\frac{\lambda_m}{SNR^p \frac{\lambda_m}{\beta} + 1}}{\lambda_m} = \frac{1}{SNR^p \lambda_m / \beta + 1} \quad (\text{II.26})$$

Qu'une direction propre avec une valeur propre plus petite. L'intuition est que les directions propres sont estimées indépendamment et que les directions propres fortes sont plus faciles à estimer puisque le SNR est plus élevé [26].

II.10.2 Impact de la contamination pilote sur l'estimation du canal

Nous allons maintenant illustrer les bases de la contamination pilote en considérant un scénario où deux UE utilisent la même séquence pilote. BS j estime le canal de l'UE k dans sa propre cellule, tandis que l'UE i dans la cellule l transmet le même pilote. L'interférence mutuelle que ces UE provoquent lors de la transmission du pilote a deux conséquences principales :

- Les estimations du canal deviennent corrélées.
- La qualité de l'estimation est réduite.

La contamination pilote a un impact négligeable sur la qualité de l'estimation lorsque les UE ont des espaces propres de corrélation presque orthogonaux. Le NMSE augmente lorsque les UE ont des angles similaires, en particulier lorsque l'UE brouilleur a un canal puissant vers la BS. Si les canaux des UE présentent plutôt un évanouissement non corrélé, les NMSE sont systématiquement plus grands que sous corrélation spatiale et également indépendants de l'angle. Par conséquent, la corrélation des canaux spatiaux est utile dans la pratique pour améliorer la qualité de l'estimation sous contamination pilote. Dans le cas extrême de $R_{jk}^j R_{li}^j = 0_{M_j \times M_j}$, les canaux UE ont des espaces propres de corrélation orthogonaux. Le coefficient de corrélation moyen d'antenne entre les estimations de canal, est alors nul. De plus, la matrice de corrélation des erreurs d'estimation dans (II.18) se

simplifie comme suit :

$$\begin{aligned} C_{jk}^j &= R_{jk}^j - p_{jk}\tau_p R_{jk}^j (p_{jk}\tau_p R_{jk}^j + p_{li}\tau_p R_{li}^j + \sigma_{UL}^2 I_{M_j})^{-1} R_{jk}^j \\ &= R_{jk}^j - p_{jk}\tau_p R_{jk}^j (p_{jk}\tau_p R_{jk}^j + \sigma_{UL}^2 I_{M_j})^{-1} R_{jk}^j \end{aligned} \quad (\text{II.27})$$

Qui ne dépend pas de l'UE interférant. Par conséquent, il est théoriquement possible de laisser deux UE partager une séquence pilote, sans provoquer de contamination pilote, si leurs matrices de corrélation spatiale satisfont la condition d'orthogonalité $R_{jk}^j R_{li}^j = 0_{M_j \times M_j}$. Cela peut théoriquement se produire sous une forte corrélation de canaux spatiaux, alors que cela ne se produira jamais pour des canaux spatialement non corrélés. Cependant, $R_{jk}^j R_{li}^j \simeq 0_{M_j \times M_j}$ peut se produire lorsque l'UE interférant a un canal très faible [26].

II.10.3 Connaissances statistiques imparfaites

L'estimateur MMSE utilise les statistiques de canal. Par exemple, si BS j veut estimer le canal à UE i dans la cellule j , il ne peut appliquer l'estimateur dans le théorème de dictionnaire pilote avec des séquences mutuellement orthogonales, que s'il connaît la matrice de corrélation R_{li}^j et la somme des matrices de corrélation, $(\Psi_{li}^j)^{-1}$, des UE qui utilisent la même séquence pilote. Nous allons illustrer comment BS j peut estimer la matrice de corrélation R_{li}^j du canal $h_{li}^j \sim \mathcal{N}_{\mathbb{C}}(0_{M_j}, R_{li}^j)$. Nous décrirons ensuite comment $(\Psi_{li}^j)^{-1}$, peut être obtenu de manière similaire. Les indices UE et BS sont supprimés par souci de simplicité.

En général, la BS observe de nombreuses réalisations de $h = [h_1 \dots h_M]^T$ en différents blocs de cohérence, répartis dans le temps et la fréquence. Supposons que la BS ait fait N observations indépendantes $h[1], \dots, h[N]$, où $h[n] = [h_1[n] \dots h_M[n]]^T$ est la nième observation. Pour un indice d'antenne particulier m , la loi des grands nombres implique que la variance d'échantillon $\sum_{n=1}^N \frac{1}{N} |h_m[n]|^2$ converge (presque sûrement) vers la vraie variance $\mathbb{E}\{|h_m|^2\}$ comme $N \rightarrow \infty$. L'écart-type de la variance de l'échantillon décroît comme $1/\sqrt{N}$, donc un petit nombre d'observations est suffisant pour obtenir une bonne estimation de la variance. L'approche correspondante pour estimer la matrice $M \times M$ de corrélation R consiste à former la matrice de corrélation de l'échantillon

$$\hat{R}_{\text{echantillon}} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N h[n](h[n])^H \quad (\text{II.28})$$

Chaque élément de $\hat{R}_{echantillon}$ converge vers l'élément correspondant de R comme décrit ci-dessus. Notez que seuls les éléments diagonaux de R sont essentiels pour l'estimation bayésienne, car ils décrivent la variance des variables inconnues, tandis que les éléments hors diagonale ne décrivent que la corrélation entre les variables. Par conséquent, nous pouvons également former la matrice de corrélation d'échantillons diagonalisée

$$\hat{R}_{diagonale} = \begin{bmatrix} \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |h_1[n]|^2 & & \\ & \ddots & \\ & & \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |h_M[n]|^2 \end{bmatrix} \quad (\text{II.29})$$

En ignorant la corrélation entre les éléments de h . Si $\hat{R}_{diagonale}$ est utilisé pour l'estimation du canal au lieu de R , nous estimerons effectivement chaque élément h_m séparément des autres éléments de h , comme si nous n'avions qu'une seule antenne BS. En d'autres termes, nous n'exploitons pas la corrélation spatiale des canaux.

$$\hat{R}(c) = c\hat{R}_{echantillon} + (1 - c)\hat{R}_{diagonale} \quad (\text{II.30})$$

Les éléments diagonaux de $\hat{R}(c)$ sont les mêmes que dans $\hat{R}_{diagonale}$, tandis que les éléments hors-diagonale sont proportionnels à $c \in [0, 1]$. Dans cet exemple mono-utilisateur, le NMSE de tout estimateur linéaire $\hat{h} = AY^p\phi^*$ peut être calculé comme

$$NMSE(A) = 1 - \frac{2\sqrt{p}\tau_p \Re(\text{tr}(RA)) - \tau_p \text{tr}(A(p\tau_p R + \sigma_{UL}^2 I_M)A^H)}{\text{tr}(R)} \quad (\text{II.31})$$

Où la matrice A spécifie quel estimateur linéaire est utilisé. Le véritable estimateur MMSE du théorème de dictionnaire pilote avec séquences orthogonales entre elles est donné par $A = \sqrt{p}R(p\tau_p R + \sigma_{UL}^2 I_M)^{-1}$, tandis que la matrice de corrélation estimée en (II.30) peut être utilisé pour sélectionner $A(c) = \sqrt{p}\hat{R}(c)(p\tau_p \hat{R}(c) + \sigma_{UL}^2 I_M)^{-1}$ à la place. Il s'agit d'un estimateur heuristique, mais c peut être optimisé pour obtenir un petit NMSE ($A(c)$).

Une approche similaire à celle détaillée ci-dessus peut être adoptée pour estimer Ψ_{jl}^j . Cette matrice est donnée par $\Psi_{jl}^j = \tau_p (\mathbb{E}\{y_{jli}^p (y_{jli}^p)^H\})^{-1}$ et donc particulièrement pratique à estimer puisque l'on peut utiliser les signaux reçus des transmissions pilotes existantes pour former une matrice de corrélation d'échantillons. En revanche, l'estimation des matrices de corrélation individuelles nécessite des signaux pilotes supplémentaires qui sont conçus pour l'estimation de matrice de corrélation.

En pratique, la matrice de corrélation spatiale évolue dans le temps, du fait de la mobi-

lité qui crée des variations dans les évanouissements à grande échelle. Il est nécessaire de suivre les changements, ce qui peut être accompli en calculant la matrice de corrélation d'échantillons sur une fenêtre temporelle glissante contenant N échantillons. Le nombre d'échantillons est sélectionné pour obtenir une estimation suffisamment bonne, tandis que les intervalles temps-fréquence entre les échantillons peuvent être sélectionnés sur la base de la mobilité de l'UE. Les mesures suggèrent que l'évanouissement à grande échelle est constant pour un intervalle de temps environ 100 fois plus long que le temps de cohérence, ainsi il est possible d'obtenir des centaines d'échantillons pour l'estimation de la matrice de corrélation si nécessaire [26].

II.10.4 Schémas d'estimation des canaux alternatifs

Si BS j ne peut pas gérer la complexité de calcul de l'estimation de canal MMSE, il existe des schémas d'estimation alternatifs. Un estimateur linéaire arbitraire de h_{li}^j , basé sur y_{jli}^p dans (II.9), peut s'écrire $A_{li}^j y_{jli}^p$, pour certains matrices déterministes $A_{li}^j \in \mathbb{C}^{M_j \times M_j}$ qui spécifie le schéma d'estimation. Le MSE correspondant $\mathbb{E}\{\|h_{li}^j - A_{li}^j y_{jli}^p\|^2\}$ peut être calculé

$$MSE(A_{li}^j) = tr(R_{li}^j) - 2\sqrt{p_{li}}\tau_p \Re(tr(R_{li}^j A_{li}^j)) + \tau_p tr(A_{li}^j (\Psi_{li}^j)^{-1} (A_{li}^j)^H) \quad (II.32)$$

Avec Ψ_{li}^j donné par (II.17). L'estimateur MMSE est obtenu pour $A_{li}^j = \sqrt{p_{li}} R_{li}^j \Psi_{li}^j$, mais on peut alternativement choisir un A_{li}^j qui facilite le calcul de l'estimation. Les matrices diagonales sont particulièrement utiles pour réduire la complexité de calcul puisque chaque élément de y_{jli}^p peut alors être multiplié par un seul scalaire au lieu de M_j scalaires non nuls de A_{li}^j . Pour tout déterministe A_{li}^j , l'estimation $A_{li}^j y_{jli}^p$ et l'erreur d'estimation $\tilde{h}_{li}^j = h_{li}^j - A_{li}^j y_{jli}^p$ ont une distribution gaussienne, mais ce sont généralement des variables aléatoires corrélées, une différence importante par rapport à l'estimateur MMSE. En particulier, nous avons que [26].

$$\mathbb{E}\{\hat{h}_{li}^j (\tilde{h}_{li}^j)^H\} = \sqrt{p_{li}}\tau_p A_{li}^j R_{li}^j - \tau_p A_{li}^j (\Psi_{li}^j)^{-1} (A_{li}^j)^H \quad (II.33)$$

II.10.4.1 Estimateur de canal MMSE par élément

Une alternative évidente est d'estimer chaque élément de h_{li}^j séparément et d'ignorer ainsi la corrélation entre les éléments. Plus précisément, on peut regarder le signal reçu traité en (II.2) et ne considérer qu'un des éléments M_j à la fois.

Sur la base de l'observation $[y_{jli}^p]_m$, BS j peut calculer l'estimation MMSE du m ième élément $[h_{li}^j]_m$ du canal de l'UE i dans la cellule l comme

$$[\hat{h}_{li}^j]_m = \frac{\sqrt{p_{li}}[R_{li}^j]_{mm}}{\sum_{(l',i') \in P_{li}} p_{l'i'} \tau_p [R_{l'i'}^j]_{mm} + \sigma_{UL}^2} [y_{jli}^p]_m \quad (\text{II.34})$$

La variance de l'erreur d'estimation de cet élément est

$$[R_{li}^j]_{mm} - \frac{p_{li} \tau_p ([R_{li}^j]_{mm})^2}{\sum_{(l',i') \in P_{li}} p_{l'i'} \tau_p [R_{l'i'}^j]_{mm} + \sigma_{UL}^2} \quad (\text{II.35})$$

L'estimateur EW-MMSE correspond à laisser A_{li}^j être diagonal avec

$$[A_{li}^j]_{mm} = \frac{\sqrt{p_{li}}[R_{li}^j]_{mm}}{\sum_{(l',i') \in P_{li}} p_{l'i'} \tau_p [R_{l'i'}^j]_{mm} + \sigma_{UL}^2} \quad m = 1, \dots, M \quad (\text{II.36})$$

La complexité de calcul par UE est proportionnelle à M_j , à la fois lors du précalcul de l'expression fractionnaire dans (II.34) (à l'échelle de temps lente à laquelle l'évanouissement à grande échelle change) et lors de sa multiplication avec le signal pilote reçu traité une fois par bloc de cohérence. Ceci est sensiblement inférieur à la complexité de l'estimateur MMSE original, sauf dans le cas particulier où toutes les matrices de corrélation spatiale sont diagonales de sorte que l'on peut estimer chaque élément de canal séparément sans perte de performance. Notez que la principale économie de complexité vient du fait que A_{li}^j est diagonal.

Le MSE obtenu par l'estimateur EW-MMSE est obtenu en additionnant les variances d'erreur d'estimation de (II.35), qui peuvent être exprimées sous la forme

$$MSE = \text{tr}(R_{li}^j) - \sum_{m=1}^M \frac{p_{li} \tau_p ([R_{li}^j]_{mm})^2}{\sum_{(l',i') \in P_{li}} p_{l'i'} \tau_p [R_{l'i'}^j]_{mm} + \sigma_{UL}^2} \quad (\text{II.37})$$

Bien que chaque élément soit estimé en utilisant le principe MMSE, le vecteur avec estimations et le vecteur avec erreurs d'estimation sont corrélés lors de l'utilisation de l'estimateur EW-MMSE comme il suit en insérant (II.36) dans (II.33) [26].

II.10.5 Estimateur de canal par la méthode Least-square(LS)

L'estimateur EW-MMSE n'utilise pas les matrices de corrélation spatiale complètes, mais uniquement les éléments sur les diagonales principales (qui peuvent être estimées

comme décrit dans (II.29). Dans le cas où ces statistiques partielles sont inconnues ou peu fiables (par exemple, en raison de changements rapides dans l'ordonnement de l'UE dans d'autres cellules), il peut être nécessaire de considérer des estimateurs qui ne nécessitent aucune information statistique préalable. L'estimateur des moindres carrés (LS) est utilisé à cette fin depuis le début de la SDMA. Dans notre configuration, nous avons l'observation y_{jli}^p en (II.9), qui contient le canal souhaité sous la forme $\sqrt{p_{li}}\tau_p h_{li}^j$. L'estimation LS de h_{li}^j est définie comme le vecteur \hat{h}_{li}^j qui minimise l'écart au carré $\|y_{jli}^p - \sqrt{p_{li}}\tau_p \hat{h}_{li}^j\|^2$. La plus petite valeur est zéro et est atteinte par

$$\hat{h}_{li}^j = \frac{1}{\sqrt{p_{li}}\tau_p} y_{jli}^p \quad (\text{II.38})$$

Il s'agit d'un estimateur linéaire avec

$$A_{li}^j = \frac{1}{\sqrt{p_{li}}\tau_p} I_{M_j} \quad (\text{II.39})$$

et puisque la matrice est diagonale, la complexité de calcul par bloc de cohérence est proportionnelle à M_j . La matrice A_{li}^j n'a pas de dépendance explicite vis-à-vis des statistiques de canal, mais elle dépend de la puissance d'émission, que l'UE peut modifier lorsque les statistiques changent.

Le MSE atteint par l'estimateur LS dans (II.38) ne peut pas être calculé à moins que les statistiques du canal ne soient réellement connues, mais il peut être obtenu en substituant $A_{li}^j = \frac{1}{\sqrt{p_{li}}\tau_p} I_{M_j}$ en (II.32) et en simplifiant :

$$MSE = tr\left(\sum_{(l',i') \in P_{li}/(l,i)} \frac{P_{l'i'}}{P_{li}} R_{l'i'}^j + \frac{\sigma_{UL}^2}{p_{li}\tau_p} I_{M_j} \right) \quad (\text{II.40})$$

Notez que, puisque l'estimateur LS est sous-optimal, l'estimation et les erreurs d'estimation sont corrélées [26] :

$$\mathbb{E}\{\hat{h}_{li}^j (\tilde{h}_{li}^j)^H\} = R_{li}^j - \frac{1}{p_{li}\tau_p} (\Psi_{li}^j)^{-1} \quad (\text{II.41})$$

II.11 Estimation des canaux assistée par les données et décontamination pilote

Dans les scénarios avec beaucoup de contamination pilote, l'estimateur MMS basé sur le pilote dans le théorème de dictionnaire pilote avec séquences orthogonales pourrait ne pas

être suffisant pour obtenir une bonne qualité d'estimation. La quantité de contamination pilote peut être réduite en augmentant τ_p afin que chaque séquence pilote soit réutilisée moins fréquemment dans l'espace, mais au prix d'utiliser moins d'échantillons pour la transmission de données par bloc de cohérence. Alternativement, les séquences de données UL peuvent être utilisées pour l'estimation de canal, de sorte que les canaux des UE soient discriminés sur la base des séquences transmises de longueur $\tau_p + \tau_u$ au lieu de τ_p . Les séquences de données ne sont pas connues à l'avance de la BS, mais peuvent néanmoins être utilisées pour l'estimation assistée par données, qui est classiquement connue sous le nom d'estimation semi-aveugle et plus récemment appelée décontamination pilote.

Le principe principal est de former un $M_j \times M_j$ échantillon de matrice de corrélation du bloc reçu de signaux UL dans un bloc de cohérence. Puisque les canaux sont constants, comme $\tau_p + \tau_u \rightarrow \infty$, chacune des valeurs propres les plus fortes de la matrice de corrélation d'échantillon correspond à l'un des UE et le vecteur propre respectif est une estimation du canal de l'UE (jusqu'à une ambiguïté de phase). BS j peut typiquement déduire que les K_j valeurs propres les plus fortes correspondent à ses K_j UE, tandis que les valeurs propres les plus faibles correspondent à des UE perturbateurs dans d'autres cellules ou au bruit du récepteur. En projetant le signal reçu sur l'espace propre des K_j valeurs propres les plus fortes, les interférences et le bruit peuvent être rejetés. La séparation basée sur les valeurs propres entre les sous-espaces de signal et d'interférence peut être effectuée à l'aveugle (c'est-à-dire sans séquences pilotes) ou en exploitant également la corrélation spatiale de canal, mais on souhaite toujours transmettre des séquences pilotes orthogonales au sein de chaque cellule pour identifier quel UE correspond à quelle valeur propre et pour lever l'ambiguïté de phase dans les estimations de canal. Étant donné que la limite $\tau_p + \tau_u \rightarrow \infty$ nécessite que le temps de cohérence du canal augmente indéfiniment, ce qui ne se produira pas dans la pratique, une séparation exacte des sous-espaces de signal et d'interférence n'est pas possible avec l'estimation de canal assistée par les données et une certaine contamination du pilote sera rester. Cependant, si elle est mise en œuvre judicieusement, l'estimation de canal assistée par les données est toujours meilleure ou aussi bonne que l'estimation MMSE pilote uniquement car elle utilise plus d'observations dans le processus d'estimation.

Les avantages les plus importants sont observés lorsque le SNR est faible (car le bruit est également atténué par les projections subs spatiales) et lorsqu'il existe de fortes sources d'interférences. L'inconvénient de l'estimation de canal assistée par les données est la complexité de calcul accrue [26].

II.12 Efficacité spectrale et efficacité énergétique avec Massive MIMO Systèmes

Les systèmes MIMO massifs qui utilisent un grand nombre d'antennes dans les stations de base se concentrent sur l'exploitation complète des ressources spatiales, améliorant les performances d'efficacité spectrale et d'efficacité énergétique. Cependant, l'amélioration du spectre et de l'efficacité énergétique est limitée par les multiples interférences des utilisateurs dans les systèmes MU-MIMO.

La technologie MIMO (Massive Multiple-Input Multiple-Output) avec un grand nombre d'antennes peut exploiter un degré élevé de liberté spatiale, ce qui se traduit par une efficacité spectrale et une efficacité énergétique élevées. Le système MIMO massif en mode TDD (time division duplexing) qui exploite l'orthogonalité approximative des canaux aléatoires entre les différents utilisateurs, peut surmonter l'effet de l'évanouissement rapide, des informations d'état du canal imparfaites et des interférences non corrélées théoriquement avec juste des pré-codeurs linéaires. La même cellule utilisant un pilote orthogonal peut éliminer efficacement les interférences entre les utilisateurs, tandis que différentes cellules utilisant le même ensemble de pilotes provoquent la contamination du pilote. Le problème d'interférence entre les cellules est connu car la contamination du pilote est devenue un "goulot d'étranglement" de la technologie Massive MIMO.

L'efficacité du spectre n'est pas seulement limitée par le théorème de Shannon, le SINR (rapport signal/interférence plus bruit), l'environnement sans fil et la précision de l'estimation du canal, la dégradation du matériel influencera également l'efficacité spectrale.

Le spectre et l'efficacité énergétique sont considérablement réduits avec la contamination du pilote, même dans le cas où le nombre d'antennes de la station de base maintient une croissance illimitée dans les cellules multiples. L'efficacité du spectre et l'efficacité énergétique du système sont limitées par la perte de matériel sans contamination du pilote. Nous pouvons conclure que l'étude d'un algorithme pour éliminer la contamination du pilote est très importante non seulement pour améliorer l'efficacité du spectre, mais aussi pour augmenter l'efficacité énergétique [31].

II.12.1 Efficacité spectrale

II.12.1.1 Efficacité spectrale de liaison montante et combinaison de réception

L'efficacité spectrale est un indicateur important pour mesurer la performance du système de la capacité de transmission [31].

Le SE réalisable de la transmission de données de charge utile UL avec différents schémas de combinaison de réception. Chaque BS détecte les signaux souhaités en utilisant une combinaison de réception linéaire. Rappelons que l'UE k dans la cellule j transmet un signal de données aléatoire $s_{jk} \sim \mathcal{N}_{\mathbb{C}}(0, p_{jk})$ pour $j = 1, \dots, L$ et $k = 1, \dots, K_j$. La variance p_{jk} est la puissance d'émission (c'est-à-dire l'énergie moyenne par échantillon). La BS réceptrice j sélectionne le vecteur de combinaison $v_{jk} \in \mathbb{C}^{M_j}$ pour son k ème UE, en fonction des estimations de canal obtenues à partir de la transmission pilote. Le vecteur de combinaison doit dépendre de \hat{h}_{jk}^j , afin de combiner de manière cohérente les composantes de signal souhaitées reçues sur les M_j antennes, mais il peut aussi dépendre des estimations d'autres canaux, si la BS souhaite supprimer les interférences (provenant de sa propre cellule et/ou d'autres cellules). Pendant la transmission de données, BS j corrèle le signal reçu y_j de (II.4) avec le vecteur de combinaison pour obtenir

$$\begin{aligned}
 v_{jk}^H y_j = & \underbrace{v_{jk}^H \hat{h}_{jk}^j s_{jk}}_{\text{Signal souhaité sur le canal estimé}} + \underbrace{v_{jk}^H \tilde{h}_{jk}^j s_{jk}}_{\text{Signal souhaité sur un canal inconnu}} \\
 & + \underbrace{\sum_{\substack{i=1 \\ i \neq k}}^{K_j} v_{jk}^H h_{ji}^j s_{ji}}_{\text{Interférence intracellulaire}} + \underbrace{\sum_{\substack{l=1 \\ l \neq k}}^L \sum_{i=1}^{K_l} v_{jk}^H h_{li}^j s_{li}}_{\text{Interférence intercellulaire}} + \underbrace{v_{jk}^H n_j}_{\text{Bruit}} \quad (II.42)
 \end{aligned}$$

Une expression similaire a été donnée dans (II.5), mais la principale différence dans (II.42) est que le terme de signal souhaité a été divisé en deux parties : une qui est reçue sur le canal estimé connu \hat{h}_{jk}^j de l'UE k dans la cellule et celui qui est reçu sur l'erreur d'estimation inconnue \tilde{h}_{jk}^j du canal. La première partie peut être utilisée d'emblée pour la détection de signal, tandis que la dernière partie est moins utile puisque seule la distribution de l'erreur d'estimation est connue. Le SE dans Massive MIMO est généralement calculé en traitant cette dernière partie comme une interférence supplémentaire dans la détection du signal [26].

II.12.2 Efficacité énergétique

L'EE d'un réseau cellulaire est le nombre de bits pouvant être transmis de manière fiable par unité d'énergie. Selon la définition ci-dessus, nous définissons l'EE comme

$$EE = \frac{Dbit[bit/s/cellule]}{Puissance\ consommation[W/cellule]} \quad (\text{II.43})$$

Qui est mesuré en *bit/Joule* et peut être considéré comme un rapport avantages-coûts, où la qualité de service (débit) est comparée aux coûts associés (consommation d'énergie). Par conséquent, c'est un indicateur de l'efficacité de la livraison de bits du réseau. Le débit peut être calculé à l'aide de n'importe laquelle des expressions UL et DL SE, qui caractérisent les performances des réseaux Massive MIMO fonctionnant sur de larges bandes passantes de communication [26].

Chapitre III

ESTIMATION DE CANAL PAR DEEP LEARNING

III.1 Du machine learning au deep learning

L'intelligence artificielle (IA) fait référence à la fabrication de machines aussi intelligentes que le cerveau humain. En informatique, (IA) désigne l'étude des agents intelligents : tout appareil qui perçoit son environnement et prend des mesures qui maximisent ses chances de réussir à atteindre ses objectifs. De manière informelle, le terme "intelligence artificielle" est appliqué lorsque une machine est capable d'exécuter des fonctions que les humains associent à d'autres esprits humains, telles que "l'apprentissage" et "la résolution de problème". L'apprentissage est un aspect vital des machines. Par conséquent, l'apprentissage automatique est un sous-domaine de l'intelligence artificielle. Les informaticiens ont déployé des efforts dans le domaine de l'apprentissage automatique. Depuis les dernières décennies, des efforts considérables sont déployés pour faire progresser l'apprentissage automatique. Cela conduit à des attentes plus élevées vis-à-vis des machines. L'apprentissage en profondeur est une tentative dans cette direction. C'est un sous-ensemble de l'apprentissage automatique. Alors que le travail d'apprentissage est mis en avant dans de nombreux nouveaux domaines et que l'applicabilité de nouveaux domaines est toujours une tâche en cours dans la communauté de la recherche. La figure III.1 montre le classement des concepts [32].

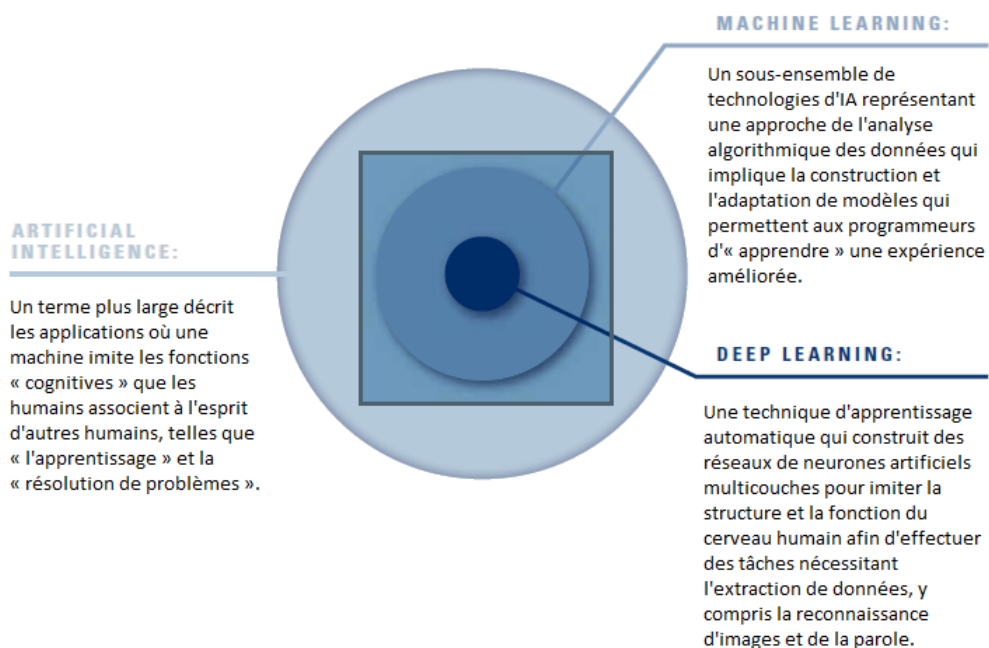


Figure III.1 — Classement des concepts [33]

III.2 Définition de deep learning (DL)

En réalité, l'apprentissage en profondeur n'est qu'une partie du défi plus vaste de la construction de machines intelligentes. De telles techniques manquent de moyens de représenter la relation causale, n'ont pas de moyens évidents d'effectuer des inférences logiques, et elles sont également encore loin d'intégrer des connaissances abstraites, telles que des informations sur ce que sont les objets, à quoi ils servent et comment ils sont généralement utilisés.

L'apprentissage est un processus pour acquérir des connaissances ou des compétences sur une chose. Une chose peut toujours être considérée comme un système, et l'architecture générale de la connaissance de la chose suit l'architecture FCBPSS, ou (FCCPES) dans laquelle F : fonction qui fait référence au rôle qu'une structure particulière joue dans un contexte particulier, C : contexte qui fait référence à l'environnement ainsi qu'aux pré-conditions et post-conditions entourant une structure, C : comportement qui renvoie aux relations causales entre les états d'une structure, P : principe qui renvoie à la connaissance qui régit le comportement d'une structure, E : état qui décrit la propriété ou le caractère d'une structure, S : structure qui représente des éléments ou des composants du système ou de la chose ainsi que leurs connexions. La figure III.2 montre la relation entre les six concepts On peut voir que la relation entre les six concepts est un réseau au lieu

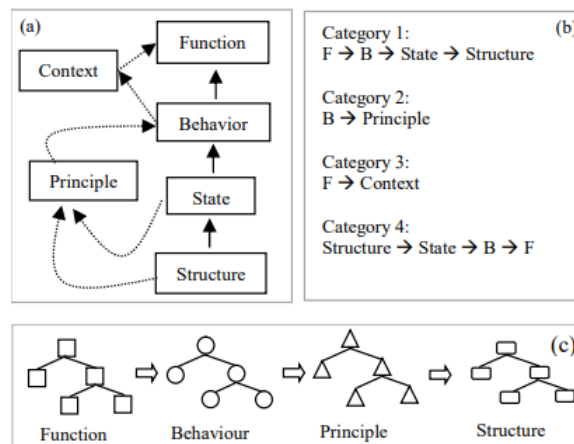


Figure III.2 — Catégorisation des connaissances basée sur FCBPSS [34]

d'une hiérarchie. Le fil structure état comportement fonction (SSBF) ou (SECF) est une hiérarchie à partir d'une vue de la dimension qui construit la fonction (ou la signification ou l'information) à partir de la structure. Le principe conduit à une nouvelle vision de la dimension qui explique pourquoi et comment la structure ainsi que l'état entraînent le comportement. Le contexte conduit à une autre vision de la dimension qui explique

pourquoi et comment la structure ainsi que l'état et le comportement jouent la fonction ou exposent l'information ou constituent le sens. Un système ou une chose complexe se compose de plusieurs sous-systèmes ou sous-objets, et le FCBPSS ou (FCCPES) s'applique à tous. Un morceau complexe de connaissance se compose ainsi de plusieurs morceaux FCBPSS ou (FCCPES)

Il est en outre noté qu'il peut y avoir quatre catégories de connaissances, indiquées par le flux de données, à savoir :

1. Le flux de synthèse.
2. Le flux principal (explorant les connaissances qui régissent le comportement).
3. Le flux contextuel (explorant l'informations qui donnent un sens à la fonction ou à l'information ou au sens).
4. Le flux d'analyse, basé sur les quatre dimensions.

III.2.1 Définitions existantes de l'apprentissage profond

- Définition 1 : L'apprentissage en profondeur consiste à apprendre la partie de la connaissance sous une forme de niveaux multiples de représentation et d'abstraction pour constituer des informations de niveau supérieur à partir d'informations de niveau inférieur (par exemple, le son, l'image, etc).
- Définition 2 : L'apprentissage en profondeur consiste à apprendre des hiérarchies de caractéristiques avec des caractéristiques des niveaux supérieurs de la hiérarchie formées par la composition de caractéristiques de niveau inférieur.
- Définition 3 : L'apprentissage en profondeur (également appelé apprentissage structuré en profondeur ou apprentissage hiérarchique) consiste à apprendre des représentations de données, par opposition aux algorithmes spécifiques à une tâche. L'apprentissage peut être supervisé, semi-supervisé ou non supervisé.
- Définition 4 : L'apprentissage en profondeur est une classe d'algorithmes d'apprentissage automatique qui : (1) utilisent une cascade de plusieurs couches d'unités de traitement non linéaires pour l'extraction et la transformation de caractéristiques. Chaque couche successive utilise la sortie de la couche précédente comme entrée, (2) apprend plusieurs niveaux de représentations qui correspondent à différents niveaux d'abstraction, les niveaux forment une hiérarchie de concepts [34].

III.2.2 Une définition unifiée du deep learning

L'apprentissage est un processus pour établir la relation entre deux ou plusieurs variables ou instances qui le prennent comme domaine général des variables de l'architecture FCCPES, par exemple, la relation entre la variable d'état α et la variable d'état s , la relation entre un ensemble d'indices et un ensemble d'émotions d'un humain ou d'un groupe d'humains, etc. L'apprentissage en profondeur est un processus non seulement pour apprendre la relation entre deux ou plusieurs variables, mais aussi la connaissance qui régit la relation ainsi que la connaissance cela donne du sens à la relation. Dans le cas de la Figure III.3, le principe qui régit la relation $s = s(\alpha)$ est : le polygone doit être une fermeture (Fig. b), en outre, (Fig. c) est une vue vectorielle du principe et de (Fig. d). La relation $s = s(\alpha)$ peut être dérivée. La conception est une activité visant à établir

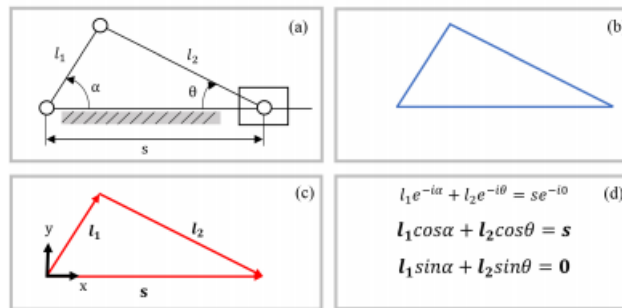


Figure III.3 — Apprentissage du principe [34]

une correspondance entre la fonction (requis) et la structure (proposée). L'acquisition des connaissances de conception est un processus d'apprentissage en profondeur, car cette correspondance va de la fonction (requis) avec le contexte (requis) au comportement (requis), à l'état (proposé) avec le principe (proposé), à la structure (proposée).

Définition de l'apprentissage en profondeur n'est pas exclusive à une hiérarchie d'abstractions ou de représentations ou de concepts, mais également à un réseau (par exemple, ANN récurrent). La profondeur de l'apprentissage en profondeur est déterminée par deux facteurs : indépendant du problème et dépendant du problème. Au facteur indépendant du problème, la profondeur est fixée, c'est-à-dire au maximum six, correspondant aux six concepts de FCCPES. Pour le facteur dépendant du problème, la profondeur variera en fonction de la décomposition d'un problème particulier dans l'architecture FCCPES, c'est-à-dire la décomposition du problème dans la couche de fonction, la couche de comportement, etc. L'apprentissage se termine lorsqu'un principe est trouvé. Cependant, un processus d'apprentissage peut se terminer prématurément en raison de la mauvaise qua-

lité, de la quantité insuffisante de ressources ou de données d'apprentissage et/ou de la méthode d'apprentissage inadéquate la figure III.4 montre structure des connaissances [34].



Figure III.4 — Exemples de la structure des connaissances : (a) système de contrôle par rétroaction (réseau de récurrence) ; (b) processus de conception (F : fonction, S : structure, P : principe) [34]

III.2.3 Architecture de DL

Une architecture d'apprentissage en profondeur est une pile multicouche de modules simples, dont tous ou la plupart sont sujets à l'apprentissage dont beaucoup calculent des mappages d'entrée sortie non linéaires. Module de chaque la pile transforme son entrée pour augmenter à la fois la sélectivité et l'invariance de la representation.

Avec plusieurs couches non linéaires, disons une profondeur de 5 à 20, un système peut mettre en oeuvre des fonctions extrêmement complexes des ses entrées qui sont simultanément sensibles aux moindres détails et insensibles aux grandes variations non pertinentes telles que l'arrière plan, éclairage et objets environnants [35].

III.2.4 Rétro-propagation pour former des architectures multicouches

Depuis les premiers jours de la reconnaissance des formes, l'objectif des chercheurs a été de remplacer les fonctionnalités conçues à la main par des réseaux multicouches pouvant être entraînés.

III.3 Réseaux de neurones

Parallèlement à la récente croissance de l'intérêt pour le Deep Learning, l'importance du réseau de neurones a également augmenté de manière significative. Nous passerons brièvement en revue les techniques pertinentes et pratiques pour mieux comprendre le Deep Learning. Nous commençons par les fondamentaux. Tout d'abord, nous verrons comment le réseau de neurones est lié au Machine Learning. Les modèles de Machine Learning peuvent être implémentés sous diverses formes. Le réseau de neurones en fait partie. Notez que nous avons le réseau de neurones à la place du modèle et la règle d'apprentissage

à la place du Machine Learning. Dans le contexte du réseau de neurones, le processus de détermination est appelé règle d'apprentissage.

Chaque fois que nous apprenons quelque chose, notre cerveau stocke les connaissances. L'ordinateur utilise la mémoire pour stocker des informations. Bien qu'ils stockent tous les deux des informations, leurs mécanismes sont très différents. L'ordinateur stocke des informations à des endroits précis de la mémoire, tandis que le cerveau modifie l'association des neurones. Le neurone lui-même n'a aucune capacité de stockage, il ne fait que transmettre des signaux d'un neurone à l'autre. Le cerveau est un gigantesque réseau de ces neurones, et l'association des neurones forme une information spécifique. Le réseau neuronal imite le mécanisme du cerveau. Comme le cerveau est composé de connexions de nombreux neurones, le réseau de neurones est construit avec des connexions de nœuds, qui sont des éléments qui correspondent aux neurones du cerveau. Le réseau neuronal imite l'association des neurones, qui est le mécanisme le plus important du cerveau, en utilisant la valeur du poids. La figure III.5 montre un exemple simple pour mieux comprendre le mécanisme du réseau de neurones. Considérons un nœud qui reçoit trois entrées. Dans la

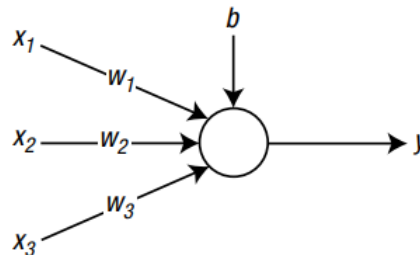


Figure III.5 — Un nœud qui reçoit trois entrées [36]

figure III.5 le cercle et la flèche indiquent respectivement le nœud et le flux de signal. x_1 , x_2 et x_3 sont les signaux d'entrée. w_1 , w_2 et w_3 sont les poids des signaux correspondants. Enfin, b est le biais, qui est un autre facteur associé au stockage de l'information. En d'autres termes, les informations du réseau neuronal sont stockées sous forme de poids et de biais.

Le signal d'entrée provenant de l'extérieur est multiplié par le poids avant d'atteindre le nœud. Une fois les signaux pondérés collectés au niveau du nœud, ces valeurs sont additionnées pour être ensuite pondérées en somme. La somme pondérée de cet exemple est calculée comme suit :

$$v = (w_1 \times x_1) + (w_2 \times x_2) + (w_3 \times x_3) + b \quad (\text{III.1})$$

Cette équation indique que le signal avec un poids plus important a un effet plus important. Par exemple, si le poids w_1 est 1 et w_2 est 5, alors le signal x_2 a un effet cinq fois plus important que celui de x_1 lorsque w_1 est nul, x_1 n'est pas du tout transmis au nœud. Cela signifie que x_1 est déconnecté du nœud. Cet exemple montre que les poids du réseau neuronal imitent comment le cerveau modifie l'association des neurones. L'équation de la somme pondérée peut être écrite avec des matrices comme :

$$v = \mathbf{w}\mathbf{x} + b \quad (\text{III.2})$$

où \mathbf{w} et \mathbf{x} sont définis comme $\mathbf{w} = [w_1 \ w_2 \ w_3]$ et $\mathbf{x} = [x_1 \ x_2 \ x_3]^T$

Enfin, le nœud entre la somme pondérée dans la fonction d'activation et donne sa sortie. La fonction d'activation détermine le comportement du nœud.

$$y = \phi(v) \quad (\text{III.3})$$

$\phi(v)$ de cette équation est la fonction d'activation. De nombreux types de fonctions d'activation sont disponibles dans le réseau de neurones. Passons brièvement en revue le mécanisme du réseau neuronal. Le processus suivant est mené à l'intérieur du nœud de réseau neuronal : La somme pondérée des signaux d'entrée est calculée.

$$\begin{aligned} v &= w_1x_1 + w_2x_2 + w_3x_3 + b \\ &= wx + b \end{aligned} \quad (\text{III.4})$$

La sortie de la fonction d'activation vers la somme pondérée est transmise à l'extérieur.

$$\begin{aligned} y &= \phi(v) \\ &= \phi((wx) + b) \end{aligned} \quad (\text{III.5})$$

III.3.1 Couches de réseau de neurones

Comme le cerveau est un gigantesque réseau de neurones, le réseau de neurones est un réseau de nœuds. Une variété de réseaux de neurones peuvent être créés en fonction de la façon dont les nœuds sont connectés. L'un des types de réseaux de neurones les plus couramment utilisés utilise une structure en couches de nœuds. La figure III.6 montre une structure en couches de nœuds. Le réseau de neurones a commencé comme un réseau de

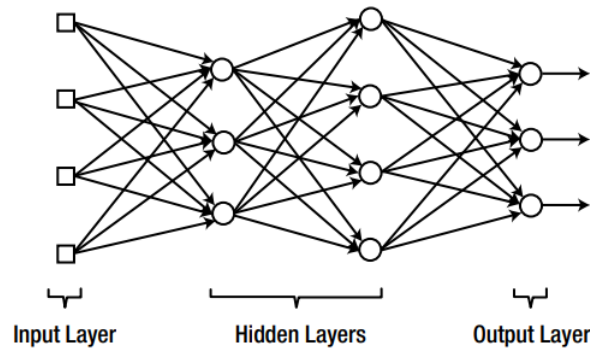


Figure III.6 — Une structure en couches de nœuds [36]

neurones à couche unique et a évolué vers le réseau de neurones peu profond, suivi par le réseau de neurones profond. Le réseau neuronal multicouche signifiait uniquement le réseau neuronal à couche cachée unique. Lorsque le besoin de distinguer plusieurs couches cachées s'est fait sentir, ils ont donné un nom distinct au réseau de neurones profonds.

Les nœuds de la couche d'entrée agissent simplement comme le passage qui transmet les signaux d'entrée aux nœuds suivants. Par conséquent, ils ne calculent pas la somme pondérée et la fonction d'activation. C'est la raison pour laquelle ils sont indiqués par des carrés et distingués des autres nœuds circulaires. En revanche, le groupe des nœuds les plus à droite est appelé la couche de sortie. La sortie de ces nœuds devient le résultat final du réseau de neurones. Les couches entre les couches d'entrée et de sortie sont appelées couches cachées. On leur donne ce nom car ils ne sont pas accessibles depuis l'extérieur du réseau de neurones.

Le réseau de neurones est passé d'une architecture simple à une structure de plus en plus complexe. Initialement, les pionniers des réseaux de neurones avaient une architecture très simple avec uniquement des couches d'entrée et de sortie, appelées réseaux de neurones à couche unique. Lorsque des couches cachées sont ajoutées à un réseau de neurones à couche unique, cela produit un réseau de neurones multicouche. Par conséquent, le réseau neuronal multicouche se compose d'une couche d'entrée, d'une ou de plusieurs couches cachées et d'une couche de sortie. Le réseau de neurones qui a une seule couche cachée est appelé un réseau de neurones peu profond ou un réseau de neurones vanille. Un réseau de neurones multicouches qui contient au moins deux couches cachées est appelé réseau de neurones profonds. La plupart des réseaux de neurones contemporains utilisés dans des applications pratiques sont des réseaux de neurones profonds. Comme montre la figure III.7. Dans le réseau de neurones en couches, le signal est dans la couche d'entrée, traverse

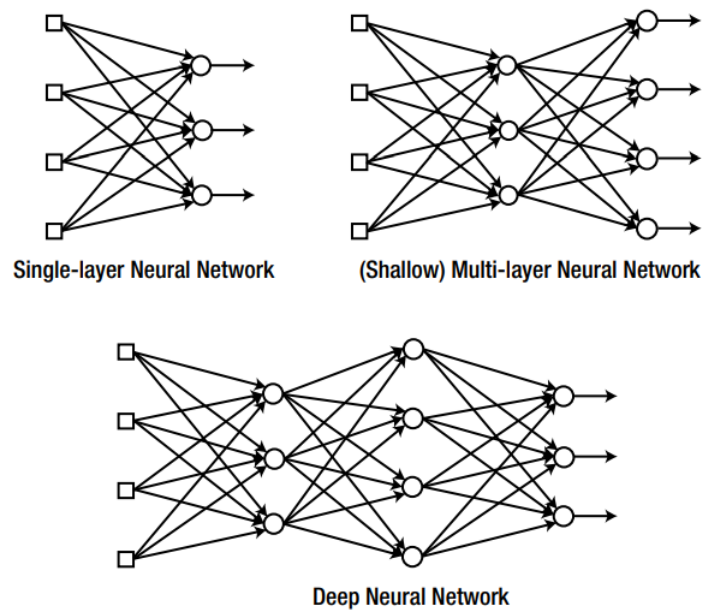


Figure III.7 — Les branches du réseau de neurones dépendent de l'architecture des couches [36]

les couches cachées et sort par la couche de sortie. Au cours de ce processus, le signal avance couche par couche. En d'autres termes, les nœuds d'une couche reçoivent le signal simultanément et envoient le signal traité à la couche suivante en même temps. Suivons un exemple simple pour voir comment les données d'entrée sont traitées lorsqu'elles traversent les couches. La figure III.8 montre un réseau de neurones avec une seule couche. Pour plus

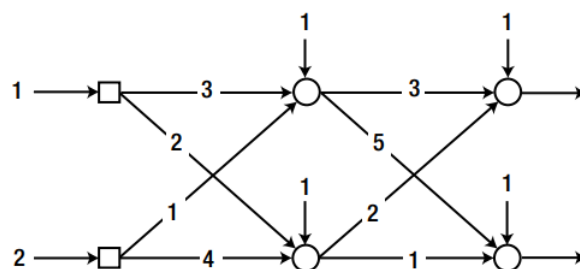


Figure III.8 — Un réseau de neurones avec une seule couche cachée [36]

de commodité, la fonction d'activation de chaque nœud est supposée être une fonction linéaire. Cette fonction permet aux nœuds d'envoyer eux mêmes la somme pondérée. Maintenant, nous allons calculer la sortie de la couche cachée, aucun calcul n'est nécessaire pour les nœuds d'entrée, car ils transmettent le signal. Comme la figure III.9 montre. Le

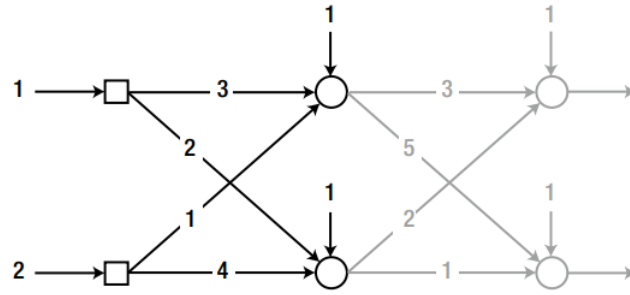


Figure III.9 — Calculer la sortie de la couche cachée [36]

premier nœud de la couche cachée calcule la sortie comme suit : Somme pondérée :

$$v = (3 \times 1) + (1 \times 2) + 1 \quad (\text{III.6})$$

$$= 6 \quad (\text{III.7})$$

Production :

$$y = \phi(v) \quad (\text{III.8})$$

$$= v = 6 \quad (\text{III.9})$$

De manière similaire, le deuxième nœud de la couche cachée calcule le sortie comme :

Somme pondérée :

$$v = (2 \times 1) + (4 \times 2) + 1 \quad (\text{III.10})$$

$$= 11$$

Sortie :

$$y = \phi(v) \quad (\text{III.11})$$

$$= v = 11$$

Les calculs de somme pondérée peuvent être combinés dans une équation matricielle comme suit :

$$v = \begin{bmatrix} 3 \times 1 + 1 \times 2 + 1 \\ 2 \times 1 + 4 \times 2 + 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 3 & 1 \\ 2 & 4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 6 \\ 11 \end{bmatrix} \quad (\text{III.12})$$

Les poids du premier nœud de la couche cachée se trouvent dans la première rangée et les poids du deuxième nœud sont dans la deuxième rangée. Ce résultat peut être généralisé par l'équation suivante :

$$v = wx + b \quad (\text{III.13})$$

Où x est le vecteur de signal d'entrée et b est le vecteur de polarisation du nœud. La matrice W contient les poids des nœuds de couche cachés sur les lignes correspondantes. Pour l'exemple de réseau de neurones, W est donné par :

$$W = \begin{bmatrix} \text{poids du premier nœud} \\ \text{poids du deuxième nœud} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 3 & 1 \\ 2 & 4 \end{bmatrix} \quad (\text{III.14})$$

Puisque nous avons toutes les sorties des nœuds de couche cachés, nous pouvons déterminer les sorties de la couche suivante, qui est la couche de sortie. Tout est identique au calcul précédent, sauf que le signal d'entrée provient de la couche cachée. La figure III.10 montre les sorties de la couche de sortie [36].

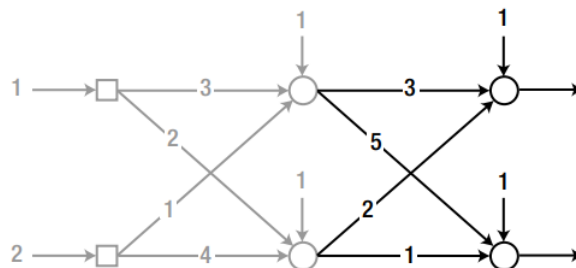


Figure III.10 — Déterminer les sorties de la couche de sortie [37]

III.3.2 Les types de reseaux de neurons

Les modèles d'apprentissage profond se composent de divers réseaux profonds. Parmi eux, les réseaux brefs profonds (DBN), les réseaux de neurones profonds (DNN), les réseaux de neurones convolutifs (CNN) et les réseaux de neurones récurrents (RNN) sont des modèles d'apprentissage supervisé, tandis que les auto-encodeurs, les machines de Boltzmann restreintes (RBM) et les réseaux contradictoire génératifs (GAN) sont des modèles d'apprentissage non supervisés. Les modèles d'apprentissage en profondeur apprennent directement les représentations des caractéristiques à partir des données d'origine, telles que les images et les textes, sans nécessiter d'ingénierie manuelle des caractéristiques.

Ainsi, les méthodes d'apprentissage en profondeur peuvent s'exécuter de bout en bout. Pour les grands ensembles de données, les méthodes d'apprentissage en profondeur ont un avantage significatif par rapport aux modèles superficiels. Dans l'étude de l'apprentissage en profondeur, l'accent est mis sur l'architecture du réseau, la sélection d'hyperparamètres et la stratégie d'optimisation. La figure III.11 montre un modèle d'apprentissage en profondeur [37].

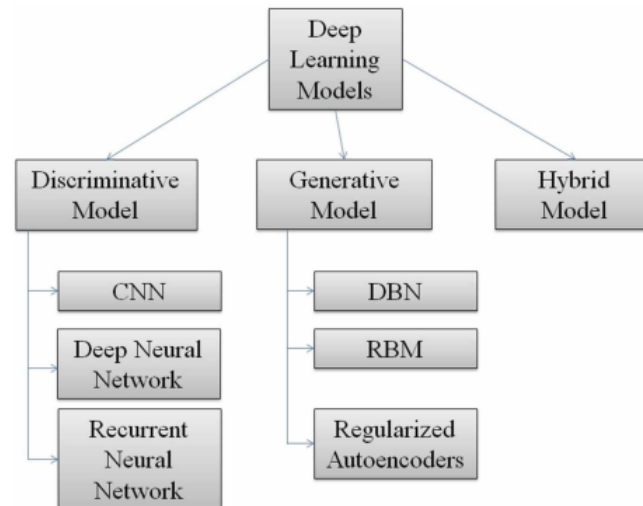


Figure III.11 — Modèles d'apprentissage en profondeur [38]

III.3.2.1 Un auto-encodeur

Un auto-encodeur contient deux composants symétriques, un encodeur et un décodeur, comme le montre la figure III.12. L'encodeur extrait les caractéristiques des données brutes et le décodeur reconstruit les données à partir des caractéristiques extraites. Lors de l'apprentissage, l'écart entre l'entrée du codeur et la sortie du décodeur est progressivement réduit. Lorsque le décodeur parvient à reconstruire les données via les caractéristiques extraites, cela signifie que les caractéristiques extraites par l'encodeur représentent l'essence des données. Il est important de noter que tout ce processus ne nécessite aucune information supervisée. Il existe de nombreuses variantes d'autoencodeurs célèbres, telles que les autoencodeurs à débruitage et les autoencodeurs clairsemés [37].

III.3.2.2 Réseau de neurones profonds (DNN)

Une stratégie de pré-entraînement et de réglage fin par couche permet de construire des DNN avec plusieurs couches, comme le montre la figure III.13. Lors de l'apprentissage

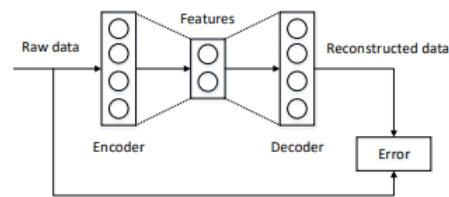


Figure III.12 — La structure d'un auto-encodeur [37]

d'un DNN, les paramètres sont d'abord appris à l'aide de données non étiquetées, ce qui est une étape d'apprentissage des fonctionnalités non supervisée. Ensuite, le réseau est réglé à travers les données étiquetées, ce qui est une étape d'apprentissage supervisé. Les réalisations étonnantes des DNN sont principalement dues à l'étape d'apprentissage non supervisé des fonctionnalités

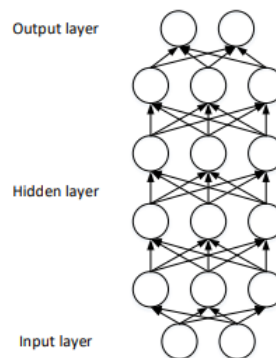


Figure III.13 — La structure du DNN [37]

III.3.2.3 Réseau de neurones convolutifs (CNN)

Les CNN sont conçus pour imiter le système visuel humain (HVS), par conséquent, les CNN ont réalisé de grandes réalisations dans le domaine de la vision par ordinateur. Un CNN est empilé avec des couches convolutives et de mise en commun alternées, comme illustré dans la figure III.14. Les couches convolutives sont utilisées pour extraire des caractéristiques et les couches de regroupement sont utilisées pour améliorer la généralisabilité des caractéristiques. Les CNN fonctionnent sur des données bidimensionnelles (2D), de sorte que les données d'entrée doivent être traduites en matrices. L'importance du réseau de neurones profonds réside dans le fait qu'il a ouvert la porte au modèle non linéaire compliqué et à l'approche systématique pour le traitement hiérarchique des connaissances. Cette technique illustre l'importance de l'amélioration des couches profondes pour le traitement de l'information (images). CNN a conquis la plupart des domaines de la visio

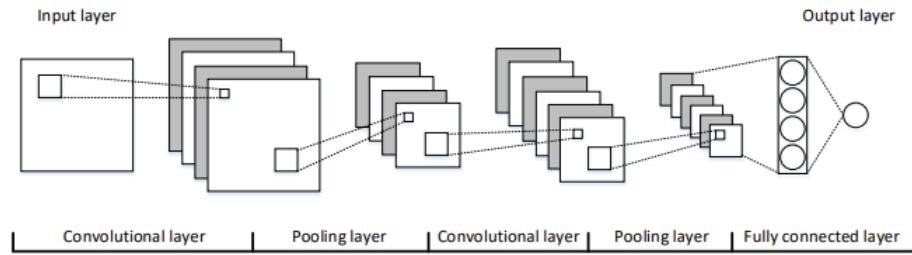


Figure III.14 — La structure du CNN [37]

informatique et se développe à un rythme rapide.

La couche de convolution est un côté du réseau de neurones d'extraction de caractéristiques. Elle génère de nouvelles images appelées cartes de caractéristiques. La carte des caractéristiques accentue les caractéristiques uniques de l'image originale. La couche de convolution fonctionne de manière très différente par rapport aux autres couches du réseau de neurones. Cette couche n'utilise pas de poids de connexion ni de somme pondérée. Au lieu de cela, il contient des filtres qui convertissent les images. Ces filtres s'appellent des filtres de convolution. Le processus de saisie de l'image à travers les filtres de convolution produit la carte des caractéristiques. le processus de la couche de convolution, où la marque * encerclée indique l'opération de convolution, et la marque $\phi(\nu)$ est la fonction d'activation. Les icônes carrées en niveaux de gris entre ces opérateurs indiquent les filtres de convolution. La couche de convolution génère le même nombre de cartes de caractéristiques que les filtres de convolution. Par conséquent, par exemple, si la couche de convolution contient quatre filtres, elle générera quatre cartes de caractéristiques. La figure III.15 montre le processus de la couche de convolution. Les filtres de la couche de convolution sont des matrices bidimensionnelles. Ils se présentent généralement sous forme de matrices 5×5 ou 3×3 et même des filtres de convolution 1×1 ont été utilisés dans des applications récentes. Les valeurs des filtres 5×5 en pixels en niveaux de gris. Les valeurs de la matrice de filtrage sont déterminées par le processus d'apprentissage. Par conséquent, ces valeurs sont continuellement formées tout au long du processus de formation. Cet aspect est similaire au processus de mise à jour des poids de connexion du réseau de neurones ordinaire. La convolution est une opération assez difficile à expliquer dans le texte car elle se situe sur le plan bidimensionnel. Cependant, son concept et ses étapes de calcul sont plus simples qu'il n'y paraît. Un exemple simple vous aidera à comprendre comment cela fonctionne. Considérons une image de 4×4 pixels qui est exprimée sous forme de matrice. Nous allons générer une carte de caractéristiques via l'opération

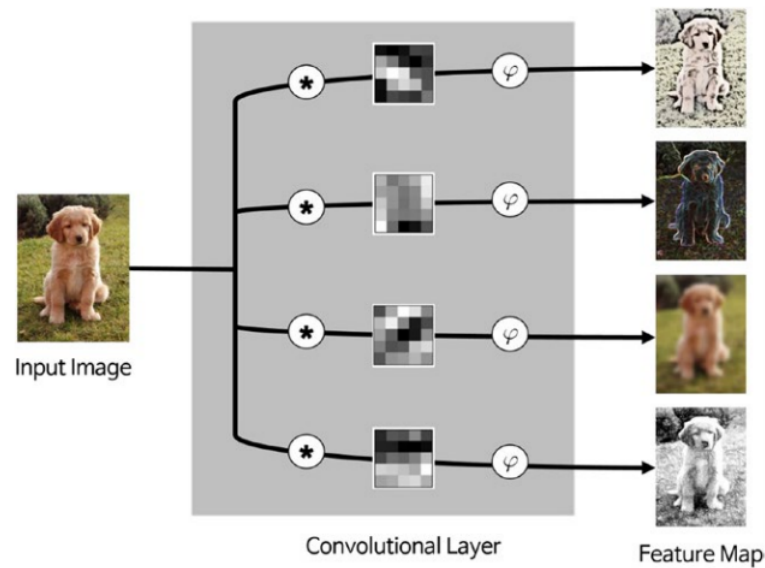


Figure III.15 — Le processus de la couche de convolution [36]

de filtrage de convolution de cette image. La figure III.16 montre une image de quatre par quatre pixels. Nous utilisons les deux filtres de convolution présentés ici. Il convient

1	1	1	3
4	6	4	8
30	0	1	5
0	2	2	4

Figure III.16 — Image de quatre par quatre pixels [36]

de noter que les filtres du CNN réel sont déterminés par le processus de formation et non par décision manuelle.

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (\text{III.15})$$

L'opération de convolution commence dans le coin supérieur gauche de la sous-matrice qui est de la même taille que le filtre de convolution. Comme montre la figure III.17. L'opération de convolution est la somme des produits des éléments situés sur les mêmes

$$\begin{array}{|c|c|c|c|} \hline 1 & 1 & 1 & 3 \\ \hline 4 & 6 & 4 & 8 \\ \hline 30 & 0 & 1 & 5 \\ \hline 0 & 2 & 2 & 4 \\ \hline \end{array} \circledast \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{array}{|c|c|c|} \hline 7 & & \\ \hline & & \\ \hline & & \\ \hline \end{array}$$

Figure III.17 — Opération de convolution a partir du coin gauche [36]

positions des deux matrices. Le résultat est calculé comme :

$$= (1 \times 1) + (1 \times 0) + (4 \times 0) + (6 \times 1) \quad (\text{III.16})$$

$$= 7 \quad (\text{III.17})$$

Une autre opération de convolution est effectuée pour la sous-matrice suivante. Comme montre la figure III.18 de la même manière, la troisième opération de convolution est

$$\begin{array}{|c|c|c|c|} \hline 1 & 1 & 1 & 3 \\ \hline 4 & 6 & 4 & 8 \\ \hline 30 & 0 & 1 & 5 \\ \hline 0 & 2 & 2 & 4 \\ \hline \end{array} \circledast \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{array}{|c|c|c|} \hline 7 & 5 & \\ \hline & & \\ \hline & & \\ \hline \end{array}$$

Figure III.18 — La deuxième opération de convolution [36]

conduite. Comme montre la figure III.19. Une fois la rangée du haut terminée, la rangée

$$\begin{array}{|c|c|c|c|} \hline 1 & 1 & 1 & 3 \\ \hline 4 & 6 & 4 & 8 \\ \hline 30 & 0 & 1 & 5 \\ \hline 0 & 2 & 2 & 4 \\ \hline \end{array} \circledast \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{array}{|c|c|c|} \hline 7 & 5 & 9 \\ \hline & & \\ \hline & & \\ \hline \end{array}$$

Figure III.19 — La troisième opération de convolution [36]

suivante recommence à partir de la gauche. Comme la figure III.20 le montre. Il répète le même processus jusqu'à ce que la carte des caractéristiques du filtre donné soit produite. Comme la figure III.21 l'indique. Maintenant, regardez de plus près la carte des caractéristiques. L'élément de (3, 1) de la carte montre la plus grande valeur. Comme la figure III.22

$$\begin{array}{|c|c|c|c|} \hline 1 & 1 & 1 & 3 \\ \hline 4 & 6 & 4 & 8 \\ \hline 30 & 0 & 1 & 5 \\ \hline 0 & 2 & 2 & 4 \\ \hline \end{array} \circledast \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{array}{|c|c|c|} \hline 7 & 5 & 9 \\ \hline 4 & & \\ \hline & & \\ \hline \end{array}$$

Figure III.20 — L'opération de convolution recommence à partir de la gauche [36]

$$\begin{array}{|c|c|c|c|} \hline 1 & 1 & 1 & 3 \\ \hline 4 & 6 & 4 & 8 \\ \hline 30 & 0 & 1 & 5 \\ \hline 0 & 2 & 2 & 4 \\ \hline \end{array} \circledast \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{array}{|c|c|c|} \hline 7 & 5 & 9 \\ \hline 4 & 7 & 9 \\ \hline 32 & 2 & 5 \\ \hline \end{array}$$

Figure III.21 — La carte des caractéristiques du filtre donné a été complétée [36]

$$\begin{array}{|c|c|c|c|} \hline 1 & 1 & 1 & 3 \\ \hline 4 & 6 & 4 & 8 \\ \hline 30 & 0 & 1 & 5 \\ \hline 0 & 2 & 2 & 4 \\ \hline \end{array} \circledast \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{array}{|c|c|c|} \hline 7 & 5 & 9 \\ \hline 4 & 7 & 9 \\ \hline 32 & 2 & 5 \\ \hline \end{array}$$

Figure III.22 — La sous-matrice de l'image correspond au filtre de convolution [36]

le montre. On remarque sur la figure que la sous-matrice de l'image correspond au filtre de convolution, les deux sont des matrices diagonales avec des nombres significatifs sur les mêmes cellules. L'opération de convolution donne des valeurs élevées lorsque l'entrée correspond au filtre. Comme la figure III.23 le montre. En revanche, dans le cas illustré

$$\begin{array}{|c|c|c|c|} \hline 1 & 1 & 1 & 3 \\ \hline 4 & 6 & 4 & 8 \\ \hline 30 & 0 & 1 & 5 \\ \hline 0 & 2 & 2 & 4 \\ \hline \end{array} \circledast \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{array}{|c|c|c|} \hline 7 & 5 & 9 \\ \hline 4 & 7 & 9 \\ \hline 32 & 2 & 5 \\ \hline \end{array}$$

Figure III.23 — L'opération de convolution donne de grandes valeurs lorsque l'entrée correspond au filtre [36]

ci-dessous, le même nombre significatif de 30 n'affecte pas le résultat de convolution, qui

n'est que de 4. Ceci est dû au fait que la matrice image ne correspond pas au filtre, les éléments significatifs de la matrice image sont alignés dans le mauvais sens. Comme la figure III.24 l'indique. De la même manière, le traitement du deuxième filtre de convolu-

$$\begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 3 \\ 4 & 6 & 4 & 8 \\ 30 & 0 & 1 & 5 \\ 0 & 2 & 2 & 4 \end{bmatrix} \otimes \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 7 & 5 & 9 \\ 4 & 7 & 9 \\ 32 & 2 & 5 \end{bmatrix}$$

Figure III.24 — Lorsque la matrice image ne correspond pas au filtre, les éléments significatifs ne sont pas alignés [36]

tion produit la carte des caractéristiques. Comme la figure III.25 le montre. De manière

$$\begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 3 \\ 4 & 6 & 4 & 8 \\ 30 & 0 & 1 & 5 \\ 0 & 2 & 2 & 4 \end{bmatrix} \otimes \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 5 & 7 & 7 \\ 36 & 4 & 9 \\ 0 & 3 & 7 \end{bmatrix}$$

Figure III.25 — Les valeurs dépendent de si la matrice d'image correspond au filtre de convolution [36]

similaire à la première opération de convolution, les valeurs dans les éléments de cette carte de caractéristiques dépendent du fait que la matrice d'image correspond ou non au filtre de convolution. En résumé, la couche de convolution exploite les filtres de convolution sur l'image d'entrée et produit les cartes de caractéristiques. Les caractéristiques extraites dans la couche de convolution déterminées par les filtres de convolution entraînés. Par conséquent, les caractéristiques extraites par la couche de convolution varient en fonction du filtre de convolution utilisé. La carte des caractéristiques créée par le filtre de convolution est traitée via la fonction d'activation avant que la couche ne produise la sortie. La fonction d'activation de la couche de convolution est identique à celle du réseau de neurones ordinaire [36].

III.3.2.4 Couche de mise en commun

La couche de mise en commun réduit la taille de l'image, car elle combine les pixels voisins d'une certaine zone de l'image en une seule valeur représentative. La mise en com-

mun est une technique typique que de nombreux autres schémas de traitement d'images ont déjà utilisé. Afin de mener les opérations dans la couche de regroupement, nous devons déterminer comment sélectionner les pixels de regroupement à partir de l'image et comment définir la valeur représentative. Les pixels voisins sont généralement sélectionnés à partir de la matrice carrée, et le nombre de pixels qui sont combinés diffère d'un problème à l'autre. La valeur représentative est généralement définie comme la moyenne ou le maximum des pixels sélectionnés. Le fonctionnement de la couche de mise en commun est étonnamment simple. Comme il s'agit d'une opération en deux dimensions, et une explication dans le texte peut conduire à plus de confusion. Comme la figure III.26 le montre. Combiner les pixels de l'image d'entrée dans une matrice 2×2 sans chevaucher

1	1	1	3
4	6	4	8
30	0	1	5
0	2	2	4

Figure III.26 — L'image d'entrée de quatre par quatre pixels [36]

les éléments. Une fois que l'image d'entrée traverse la couche de mise en commun, elle se rétrécit en une image de 2×2 pixels. La figure III.27 montre les cas de regroupement résultants en utilisant le regroupement moyen et le regroupement maximal.

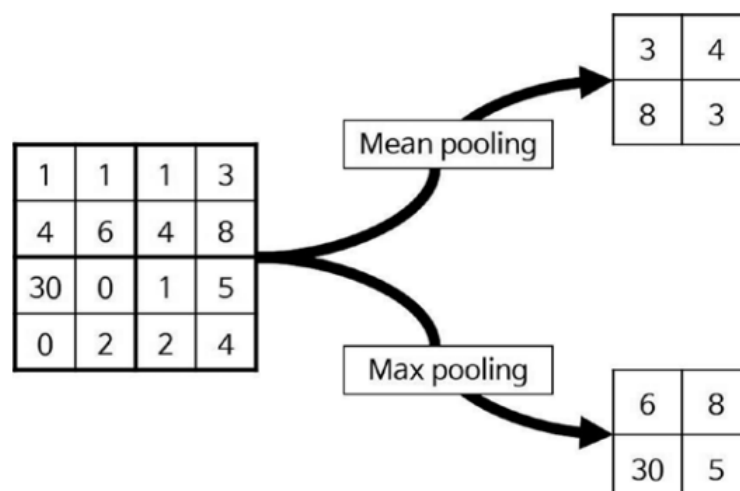


Figure III.27 — Les cas de mise en commun qui en résultent selon deux méthodes différentes [36]

III.4 l'architecture de CNN

Fondamentalement, la reconnaissance d'images est la classification. Par exemple, reconnaître si le contenu d'une image est un chat ou un chien revient à classer l'image dans une classe de chat ou de chien. La même chose s'applique à la reconnaissance des lettres, reconnaître la lettre à partir d'une image revient à classer l'image dans l'une des classes de lettres. Par conséquent, la couche de sortie du CNN utilise généralement le réseau neuronal de classification multiclasse. Cependant, l'utilisation directe des images originales pour la reconnaissance d'images conduit à des résultats médiocres, quelle que soit la méthode de reconnaissance, les images doivent être traitées pour contraster les caractéristiques. Les exemples utilisaient les images originales et ils fonctionnaient bien car il s'agissait de simples images en noir et blanc. Sinon, le processus de reconnaissance aurait abouti à de très mauvais résultats. Pour cette raison, diverses techniques d'extraction de caractéristiques d'images ont été développées. Avant CNN, l'extracteur de caractéristiques a été conçu par des experts de domaines spécifiques. Par conséquent, cela nécessitait un coût et un temps considérables tout en produisant un niveau de performance incohérent. Ces extracteurs de caractéristiques étaient indépendants du Machine Learning.

CNN inclut l'extracteur de fonctionnalités dans le processus de formation plutôt que de le concevoir manuellement. L'extracteur de caractéristiques de CNN est composé de types particuliers de réseaux de neurones, dont les poids sont déterminés via le processus d'apprentissage. Le fait que CNN ait transformé la conception d'extraction de caractéristiques manuelle en un processus automatisé est sa principale caractéristique et son avantage. représente le concept de formation de CNN. La figure III.28 montre l'extracteur de fonctionnalités de CNN. CNN offre une meilleure reconnaissance d'image lorsque son réseau de neurones d'extraction de caractéristiques est plus profond (contient plus de couches). CNN se compose d'un réseau neuronal qui extrait les caractéristiques de l'image d'entrée et d'un autre réseau neuronal qui classe l'image caractéristique. La figure III.29 montre l'architecture typique de CNN. L'image d'entrée entre dans le réseau d'extraction de caractéristiques. Les signaux de caractéristiques extraits entrent dans le réseau de neurones de classification. Le réseau de neurones de classification fonctionne ensuite sur la base des caractéristiques de l'image et génère la sortie.

Le réseau de neurones d'extraction de caractéristiques se compose de piles de la paires couche convolutive et couche de regroupement. La couche convolution, comme son nom l'indique, convertit l'image à l'aide de l'opération de convolution. Il peut être considéré

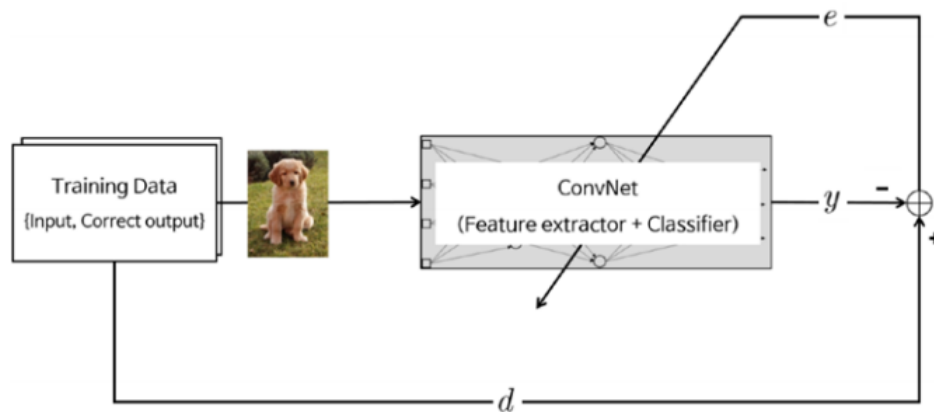


Figure III.28 — L'extracteur de fonctionnalités de CNN est composé de types spéciaux de réseaux de neurones [36]

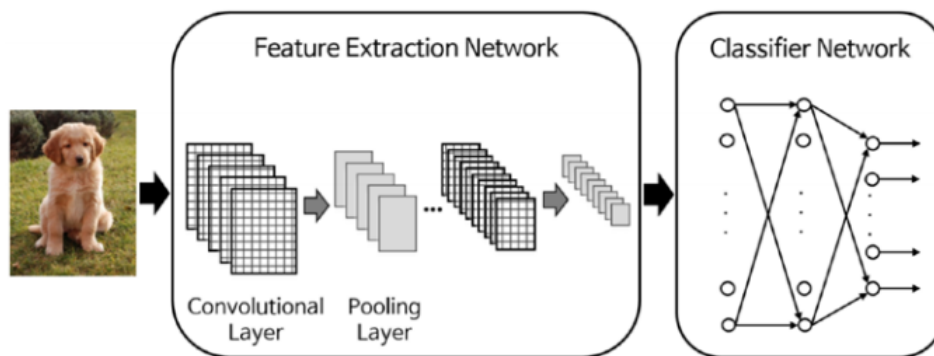


Figure III.29 — Architecture typique de CNN [36]

comme une collection de filtres numériques. La couche de mise en commun combine les pixels voisins en un seul pixel. Par conséquent, la couche de mise en commun réduit la dimension de l'image. Comme la principale préoccupation de CNN est l'image, les opérations des couches de convolution et de regroupement sont conceptuellement dans un plan bidimensionnel. C'est l'une des différences entre CNN et les autres réseaux de neurones. En résumé, CNN consiste en la connexion série du réseau d'extraction de caractéristiques et du réseau de classification. Grâce au processus de formation, les poids des deux couches sont déterminés. La couche d'extraction de caractéristiques comporte des paires empilées de couches de convolution et de mise en commun. La couche de convolution convertit les images via l'opération de convolution, et la couche de mise en commun réduit la dimension de l'image. Le réseau de classification utilise généralement le réseau neuronal de multiclasse ordinaire [36].

III.5 Estimation de canal basé sur DL pour le systeme massif mimo

Un apprentissage en profondeur pour le problème d'estimation de canal dans les systèmes MIMO massifs avec des CAN 1 bit. Les observations antérieures d'estimation de canal et les réseaux de neurones profonds sont exploités pour apprendre le mappage des mesures quantifiées reçues vers les canaux. L'apprentissage de cette cartographie, cependant, nécessite son existence en premier lieu. Pour cela, nous dérivons la longueur et la structure suffisantes de la séquence pilote qui garantit l'existence de cette mesure quantifiée à la cartographie des canaux. Ensuite, nous faisons l'observation intéressante que pour le même ensemble d'emplacements d'utilisateurs candidats, plus d'antennes nécessitent moins de pilotes pour garantir l'existence de la cartographie. Cela signifie que l'augmentation du nombre d'antennes de stations de base réduit le nombre de pilotes nécessaires pour estimer leurs canaux, ce qui peut sembler contre-intuitif. L'intuition justifiant cette observation est cependant qu'avec plus d'antennes, les vecteurs de mesure quantifiés deviennent plus uniques pour les différents canaux. Par conséquent, ils peuvent être mappés efficacement sur leurs canaux correspondants avec une probabilité d'erreur moindre. Cette observation est également prouvée analytiquement pour le cas des canaux à trajet unique. Les résultats de la simulation mettent en évidence les gains prometteurs de l'approche d'apprentissage en profondeur proposée, ils confirment que plus d'antennes conduisent à de meilleures estimations de canal, en termes d'erreur quadratique moyenne normalisée (NMSE) et de rapport signal sur bruit (SNR) par antenne.

III.5.1 Modèles de système et de canal

Nous considérons le système illustré sur la figure III.30 où une station de base MIMO massive (BS) avec des antennes M communique avec un utilisateur à une seule antenne. La BS n'utilise que des convertisseurs analogique-numérique (CAN) 1bit dans ses chaînes de réception. De plus, nous adopter un fonctionnement du système de duplexage par répartition dans le temps (TDD). La figure III.30 montre le canal est estimé via un apprentissage de liaison montante et utilisé pour la transmission de données de liaison descendante. Formation de liaison montante : si l'utilisateur transmet une séquence pilote de liaison montante $X \in \mathbb{C}^{N \times 1}$ où N est la longueur de la séquence pilote, alors le signal

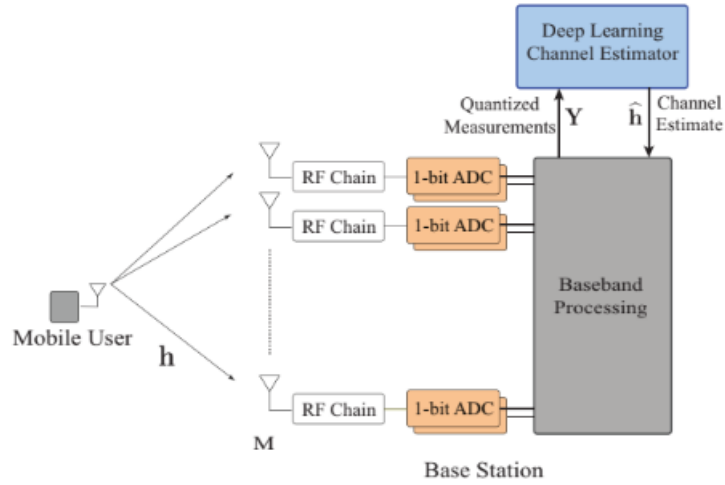


Figure III.30 — Le système MIMO massif adopté où le récepteur de la station de base utilise des ADC 1bit. La matrice de mesure reçue quantifiée en liaison montante Y est transmise à un modèle d'apprentissage en profondeur qui prédit le vecteur de canal \hat{h} [40]

à la BS après la quantification ADC peut être exprimé comme

$$Y = \text{signe}(hX^T + N) \quad (\text{III.18})$$

où $h \in \mathbb{C}^{M \times 1}$ est le vecteur de canal entre l'utilisateur mobile et les antennes de la BS, N est la matrice de bruit de réception à la BS avec des éléments indépendants et identiquement distribués tirés de $\mathcal{N}_c(0, \sigma^2)$, et le pilote transmis la séquence satisfait $\mathbb{E} = [XX^H] = P_t I$ avec P_t désignant la puissance d'émission moyenne par symbole. L'opérateur élément par élément $\text{signe}(\cdot)$ est la fonction signum, et il est appliqué séparément à la partie réelle et imaginaire de son argument. Enfin, Y est la matrice de mesure de réception quantifiée $M \times N$ qui se compose des signaux pilotes reçus après quantification. Nous adoptons un canal géométrique général modèle pour h . Supposons que la propagation du signal entre l'utilisateur et la BS se compose de L chemins. Chaque chemin l a un gain complexe α_l et un angle d'arrivée ϕ_l , alors on définit

$$h = \sum_{l=1}^L \alpha_l a(\phi_l) \quad (\text{III.19})$$

où $a(\phi_l)$ est le vecteur de réponse du réseau de la BS. La matrice de mesure de réception quantifiée Y sera traitée à l'aide d'un estimateur de canal pour construire un vecteur de canal estimé \hat{h} .

La transmission de données en liaison descendante : sur la base du vecteur de canal estimé,

la formation de faisceau de liaison descendante f est construite comme une formation de faisceau conjuguée, c'est-à-dire $f = \hat{h}^* \|\hat{h}\|$. Avec cette conception, le SNR de réception de liaison descendante par antenne d'émission peut être écrit sous la forme

$$SNR_{ant} = \frac{\rho}{M} \frac{\|\hat{h}^H h\|^2}{(\|\hat{h}\|)^2} \quad (\text{III.20})$$

où ρ désigne le SNR moyen reçu avant la formation du faisceau.

Nous étudions la conception d'une stratégie d'estimation de canal efficace qui peut construire le canal \hat{h} à partir du signal reçu hautement quantifié Y . Plus précisément, en supposant que la séquence pilote x est connue de la BS (le récepteur), dans le but de développer une stratégie d'estimation de canal qui minimise l'erreur quadratique moyenne normalisée (NMSE) entre le canal estimé et les vecteurs de canal d'origine, définis comme

$$NMSE = \mathbb{E}\left[\frac{\|h - \hat{h}\|^2}{\|h\|^2}\right] \quad (\text{III.21})$$

Traditionnellement, les algorithmes d'estimation de canal tentent de traiter le signal quantifié Y pour estimer le canal h . Étant donné que Y est fortement quantifié, cependant, de très longues séquences pilotes doivent normalement être utilisées pour obtenir une qualité d'estimation de canal raisonnable. Pour surmonter ce défi, nous proposons d'exploiter des modèles d'apprentissage profond pour apprendre à estimer efficacement les canaux à partir des mesures quantifiées tout en ne nécessitant que de petites séquences pilotes [40].

III.5.2 Estimation des canaux basée sur l'apprentissage profond

Les techniques classiques pour estimer les canaux des systèmes MIMO massifs avec des CAN basse résolution, estiment le canal uniquement à partir du signal reçu quantifié, sans utiliser d'observations préalables. Certaines fonctions des différents éléments de l'environnement, telles que la géométrie de l'environnement, les matériaux, les positions de l'émetteur/récepteur, etc. Cela signifie que les BS déployées dans un certain environnement connaîtront probablement des canaux similaires plus d'une fois. Par conséquent, une expérience antérieure pourrait être mise à profit pour apprendre la relation sous-jacente entre les signaux reçus quantifiés et les canaux. Cela a le potentiel de réduire considérablement la longueur du pilote. Dans cet esprit, nous proposons d'utiliser l'apprentissage en profondeur pour apprendre le mappage de la matrice de mesure reçue quantifiée Y vers le canal h . Ensuite, nous établissons d'abord les conditions dans lesquelles cette car-

tographie existe, puis mettons en évidence une observation intéressante sur la façon dont l'augmentation du nombre d'antennes réduit le nombre de pilotes requis [40].

III.5.3 Modèle d'apprentissage en profondeur

Pour mapper le signal reçu quantifié sur des canaux à valeur complexe, nous avons choisi d'utiliser la capacité expressive de l'apprentissage en profondeur, plus précisément des réseaux de neurones entièrement connectés. Ces réseaux sont connus pour être de bons approximateurs de fonctions et, par conséquent, nous concevons et entraînons un réseau de neurones dense pour apprendre le mappage des mesures quantifiées aux canaux [40].

III.5.3.1 Architecture du réseau

Le réseau conçu comporte trois piles denses de couches. Les deux premiers sont très larges et comprennent une séquence de :

- Couche entièrement connectée.
- Couche de non-linéarité .
- Couche abandon.

Le nombre de neurones dans chaque couche entièrement connectée est $L_N N$, et ils sont suivis des non-linéarités des unités linéaires rectifiées. La dernière pile, qui est la sortie, n'a qu'une couche entièrement connectée avec 2 millions de neurones [40].

III.5.3.2 Formation en réseau

Comme notre objectif est d'estimer les canaux des utilisateurs, nous posons notre problème d'apprentissage comme un problème de régression dans un cadre d'apprentissage supervisé, le réseau est formé pour minimiser une fonction de perte mesurant la précision des prédictions en utilisant une mesure de distance à certaines sorties souhaitées. Compte tenu de la formulation du problème d'estimation de canal, nous choisissons NMSE comme fonction de perte. La formation est mise en œuvre à l'aide de l'optimiseur ADAM (définie [41]) et, par conséquent, nous choisissons de minimiser le NMSE moyen sur un mini-lot de formation de taille B utilisateurs [40].

III.5.3.3 Prétraitement des données

Avant toute formation, les entrées et sorties du réseau doivent être prétraitées pour une formation efficace. La première étape du pré-traitement normalise ces canaux, que ce soit

dans les ensembles de données d'apprentissage ou de test, à la plage $[-1, 1]$ en utilisant la valeur de canal absolue maximale obtenue à partir de l'ensemble d'apprentissage. Nous avons trouvé une telle normalisation très utile dans des travaux antérieurs. La deuxième étape du pré-traitement consiste à vectoriser les matrices de mesure quantifiées reçues pour avoir des dimensions de $MN \times 1$.

Enfin, étant donné que les frameworks logiciels d'apprentissage en profondeur prennent principalement en charge les calculs à valeur réelle, les vecteurs de canal et de mesure sont décomposés en composants réels et imaginaires et aplatis en vecteurs $(2M \times 1)$ pour les canaux et $2MN$ vecteurs dimensionnels pour la mesure [40].

III.5.4 Estimation de canal assisté par pilotes basée sur DL

Maintenant, nous étudions l'existence de la cartographie des mesures quantifiées aux canaux et mettons en évidence la motivation à tirer parti des modèles d'apprentissage en profondeur. Nous expliquons brièvement comment l'approche proposée a le potentiel de réduire le nombre de pilotes. Tout d'abord, considérons une configuration (environnement intérieur ou extérieur) dans laquelle un énorme MIMO BS dessert un seul utilisateur d'antenne. Soit h l'ensemble des canaux candidats pour l'utilisateur, qui dépend des positions de l'utilisateur candidat ainsi que de l'environnement. En outre, soit Y représentant les matrices de mesure quantifiées correspondantes pour l'ensemble de canaux h et une séquence pilote x . Nous pouvons alors définir le mappage des mesures quantifiées aux canaux, $\Phi(\cdot)$, comme

$$\Phi : Y \rightarrow h. \quad (\text{III.22})$$

Notez que si ce mappage existe et est connu, il peut être utilisé pour prédire le vecteur de canal h à partir de la matrice de réception quantifiée Y .

Considérons le système et le modèle de canal avec $N = 0$ et un ensemble de canaux candidats h . Définir l'angle α comme :

$$\alpha = \min_{\forall h_u, h_v \text{ in } hu \neq v} \max_{\forall m} |\angle [h_u]_m - \angle [h_v]_m| \quad (\text{III.23})$$

Si la séquence pilote x est construite pour avoir une longueur N satisfaisant $N \geq \lceil \frac{\pi}{2\alpha} \rceil$, avec les angles des symboles complexes pilotes échantillonnant uniformément la plage $[0, \frac{\pi}{2}]$, alors la fonction de mappage $\Phi(\cdot)$ existe. Cette dernière signifie qu'une fois que la séquence pilote est conçue avec la structure spécifique décrite dans la proposition, alors il existe un

mappage un à un $\phi(\cdot)$ qui peut mapper la matrice de mesure quantifiée Y au canal h , c'est-à-dire qu'il peut utiliser Y pour prédire h . Seuls quelques symboles pilotes (très petits N) sont nécessaires dans les systèmes MIMO massifs pour que ce mappage $\phi(\cdot)$ existe avec une probabilité élevée. Cela a le potentiel de réduire considérablement la surcharge d'apprentissage de canal par rapport aux techniques classiques d'estimation de canal *1bit* ADC. Pour pouvoir tirer parti de cette fonction de cartographie, cependant, nous devons la connaître. Caractériser cette cartographie analytiquement est très non trivial principalement en raison de la quantification non linéaire. L'exploitation des puissantes capacités d'apprentissage des réseaux de neurones profonds pour apprendre cette cartographie et récolter les gains prometteurs en réduisant la surcharge d'entraînement des canaux. Avant de décrire le modèle d'apprentissage en profondeur adopté, nous soulignons d'abord un gain intéressant lié à l'utilisation de l'approche d'estimation de canal ADC à *1bit* basée sur l'apprentissage en profondeur proposée dans les systèmes MIMO massifs.

Plus d'antennes ont besoin de moins de pilotes comme indiqué ci-dessus, la séquence pilote souhaitée doit avoir une longueur qui garantit que tous les deux canaux différents dans h aboutissent à deux matrices de mesure quantifiées uniques. Intuitivement pour la même longueur de séquence pilote de liaison montante, plus il y a d'antennes déployées au niveau de la station de base, plus elles conduisent à des matrices de mesure uniques. Fait intéressant, cela signifie que plus d'antennes conduiront à une meilleure estimation du canal. Ça aussi implique que lorsque plus d'antennes sont utilisées à la BS, moins de pilotes sont nécessaires pour garantir que le mappage de h à Y est bijectif (un à un). Cette relation intéressante peut être caractérisée analytiquement pour plusieurs modèles de canaux [40].

III.5.5 Estimation de canal assisté par base de donnée avec DL

Afin d'améliorer encore les performances d'estimation de canal, nous utilisons un autre DNN, désigné par DNN-2, comme estimateur de canal dans la deuxième étape. Le canal \hat{h}_x^k est estimé en utilisant le signal de données reçu y_x et l'estimation des données \hat{X}^k , qui est estimée en utilisant le détecteur LMMSE. Ainsi, le vecteur combiné de y_x et $vec(\hat{X}^{(k)})$ est l'entrée du DNN-2 et la sortie du DNN-2 est le canal estimé \hat{h}_x^k . La matrice de poids et le vecteur de biais dans la m -ème couche cachée (resp. la couche de sortie) du DNN-2 sont notés \mathcal{Q}_m^k et $b_m^{(k)}$ resp $\mathcal{Q}_o^{(k)}$ et $b_o^{(k)}$ pour $m = 1, \dots, M_2$, respectivement. En supposant qu'il y ait M_2 couches cachées, le canal estimé $\hat{H}_x^{(k)}$ peut être mathématiquement écrit

comme $\hat{h}_x^{(k)} = \mathcal{Q}_o^{(k)} \phi_{M_2}(\mathcal{Q}_M 2^k \phi_{M_2-1}(\cdot \phi_1(\mathcal{Q}_1^{(k)} [y_x^T, \text{vec}(\hat{X}^{(k)})^T]^T + b_1^{(k)}) \cdot) b_{M_2}^{(k)}) + b_o^{(k)}$. Dans la toute première itération, l'entrée du DNN-2 est un vecteur combiné de y_x et $\text{vec}(\hat{X}^{(1)})$. Rappelons que $\hat{X}^{(1)}$ est l'estimation de données qui est obtenue en utilisant l'estimation de canal \hat{h}_s , qui a été obtenue dans la première étape à la sortie du DNN-1. L'itération continue jusqu'à ce que $\varepsilon^{(k)} = \|\hat{h}_x^{(k)} - \hat{h}_x^{(k-1)}\|^2$ soit inférieur à un seuil ε_{th} . La figure III.31 montre la structure [42].

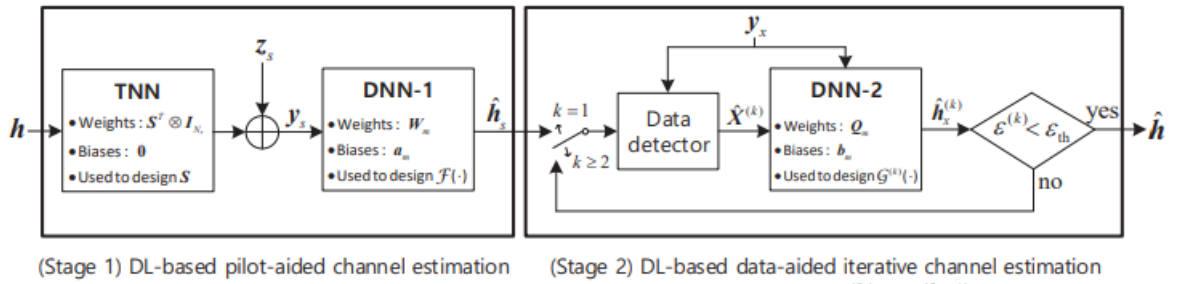


Figure III.31 — La structure du régime où $\varepsilon^{(k)} = \|\hat{h}_x^{(k)} - \hat{h}_x^{(k-1)}\|^2$ [42]

Chapitre IV

RÉSULTATS DE SIMULATIONS

IV.1 Introduction

Dans les chapitres précédents nous avons introduit en détails la technologie MIMO massive et comment l'estimation de canal est effectuée au niveau des stations de base BS de la transmission UL. Et l'estimation par l'apprentissage en profondeur (deep learning). Dans ce chapitre nous présentons les résultats numériques illustrant l'estimation de canal à l'aide d'un système MIMO massif par les méthodes classiques et par l'apprentissage en profondeur.

IV.2 Estimation de canal d'un système MIMO massif par les méthodes classiques

IV.2.1 Impact de la corrélation spatiale sur l'estimation du canal

Dans cette section nous utilisons le modèle de diffusion locale, avec distribution angulaire gaussienne et ASD $\sigma_\phi = 10^\circ$ avec soit $M = 1$, $M = 10$, $M = 100$ antennes, pour les matrices de corrélation spatiale. En variant le rapport signal sur bruit effective SNR^p et l'estimation NMSE.

La figure IV.1 montre numériquement l'impact de la corrélation spatiale sur l'estimation du canal. Les résultats sont moyennés sur différents angles UE nominaux.

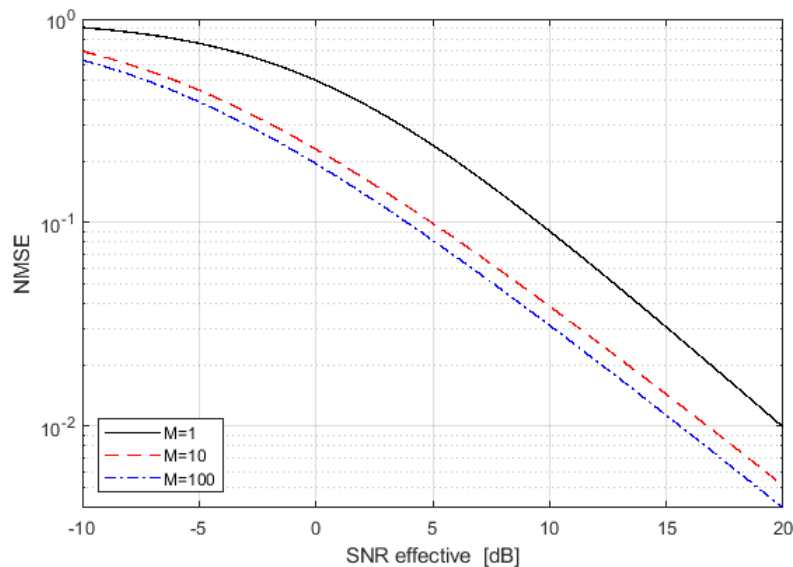


Figure IV.1 — Estimation NMSE dans MMSE d'un canal spatialement corrélé.

- Le NMSE est décroissant de façon monotone avec le SNR.

- Le NMSE d'environ 10^{-2} est obtenu pour un SNR de 20 dB , ce qui signifie que la variance de l'erreur d'estimation n'est que de 1% de la variance d'origine du canal.
- Le NMSE diminue également à mesure que de plus en plus d'antennes sont ajoutées, cette propriété est due à la corrélation spatiale du canal.
- Le canal spatialement non corrélé avec $R = \beta I$ donne le NMSE $1/(SNR^p + 1)$ qui est indépendant de M . Par conséquent, il est plus facile d'estimer les canaux spatialement corrélés en raison de la structure de leurs statistiques. Cela implique également que le gain moyen $\mathbb{E}\{\|\hat{h}\|^2\} = \text{tr}(R - C)$ du canal estimé est plus grand sous corrélation spatiale.

L'impact de la corrélation des canaux spatiaux est étudié plus en détail sur la figure IV.2, où le NMSE est représenté en fonction de l'ASD σ_ϕ . Nous utilisons le SNR effective est de 10 dB et $M = 100$ antennes.

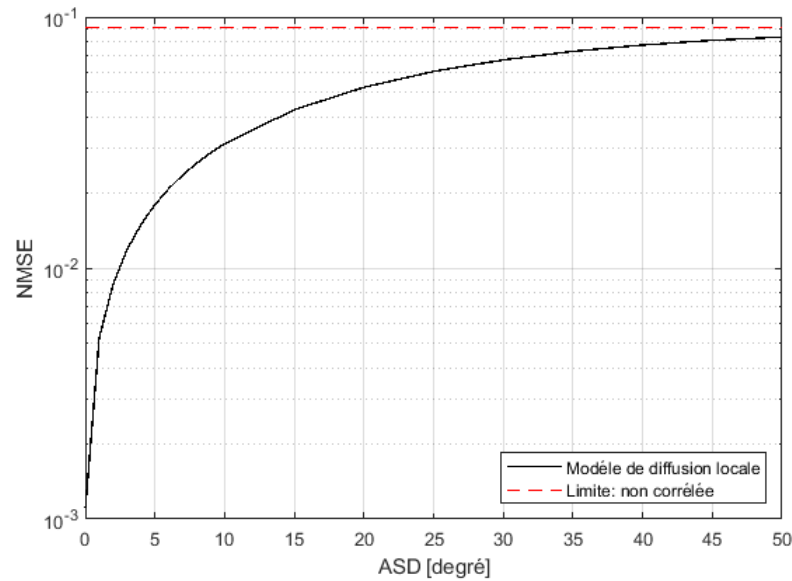


Figure IV.2 — NMSE dans l'estimation d'un canal spatialement corrélé, en fonction de l'ASD dans le modèle de diffusion locale, avec une distribution angulaire gaussienne.

- La figure IV.2 montre que l'erreur est plus petite lorsque l'ASD est faible (c'est-à-dire avec une corrélation spatiale élevée).
- La partie majeure de la variance du canal réside dans quelques valeurs propres lorsque σ_ϕ est petit. Il est donc plus facile d'estimer des propres directions fortes que des directions plus faibles.
- Le NMSE pour les canaux non corrélés est illustré à la figure IV.2 à titre de référence. Pour les canaux fortement corrélés spatialement, l'erreur d'estimation peut être de

deux ordres d'amplitudes plus petite que dans le cas non corrélé, alors que cet avantage est essentiellement perdu lorsque σ_ϕ atteint environ 40° .

IV.2.1.1 Impact de la contamination pilote sur l'estimation du canal

La figure IV.3 montre le coefficient de corrélation moyen de l'antenne entre les estimations de canal, lorsque le SNR effective de l'UE souhaité est de 10 dB et que le signal brouilleur est de 10 dB plus faible que cela. Les deux matrices de corrélation sont générées en utilisant le modèle de diffusion locale avec une distribution angulaire gaussienne et ASD $\sigma_\phi = 10^\circ$, mais en utilisant des angles nominaux différents à BS j . L'UE souhaité a un angle fixe de 30° , tandis que l'angle de l'UE interférant varie entre -180° et 180° . La figure IV.3 montre que :

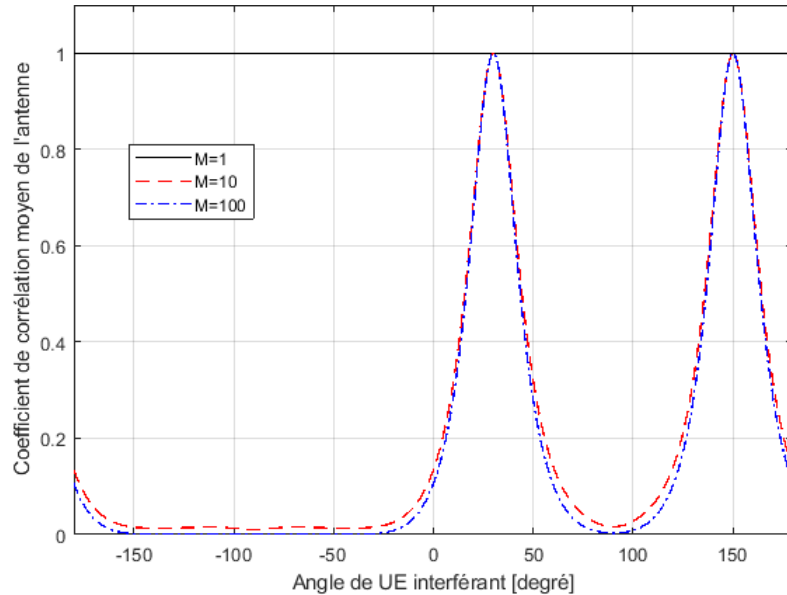


Figure IV.3 — Valeur absolue du coefficient de corrélation moyen de l'antenne entre les estimations de canal de l'UE souhaité et un UE brouilleur qui utilise le même pilote.

- Les angles UE jouent un rôle clé lorsque la BS est équipée de plusieurs antennes. Si les UE ont le même angle, le coefficient de corrélation égale à 1, ce qui signifie que les estimations sont identiques. Si les angles UE sont bien séparés, le coefficient de corrélation est plutôt proche de zéro. Cela indique que non seulement les gains moyens des canaux mais aussi la structure propre des matrices de corrélation spatiale déterminent l'impact de la contamination pilote.
- Ceci est différent du cas à une antenne (et du cas à plusieurs antennes avec évanouissement non corrélé), dans lequel le coefficient de corrélation est égale à 1, quels que

soient les angles de l'UE.

Donc, la corrélation des canaux spatiaux peut atténuer l'impact de la contamination pilote. La figure IV.4 montre le NMSE dans l'estimation du canal de l'UE souhaité lorsqu'il y a un UE interférant, qui utilise le même pilote avec $M = 100$ antennes. Le modèle de diffusion locale avec distribution angulaire gaussienne est utilisé avec ASD $\sigma_\phi = 10^\circ$ et l'UE souhaité a un angle nominal de 30° , tandis que l'angle de l'UE interférant varie entre -180° et 180° . Le NMSE avec évanouissement non corrélé est indiqué comme référence. Le SNR effective de l'UE souhaité est de 10 dB et le signal d'interférence est soit également fort, soit 10 dB plus faible, soit 20 dB plus faible.

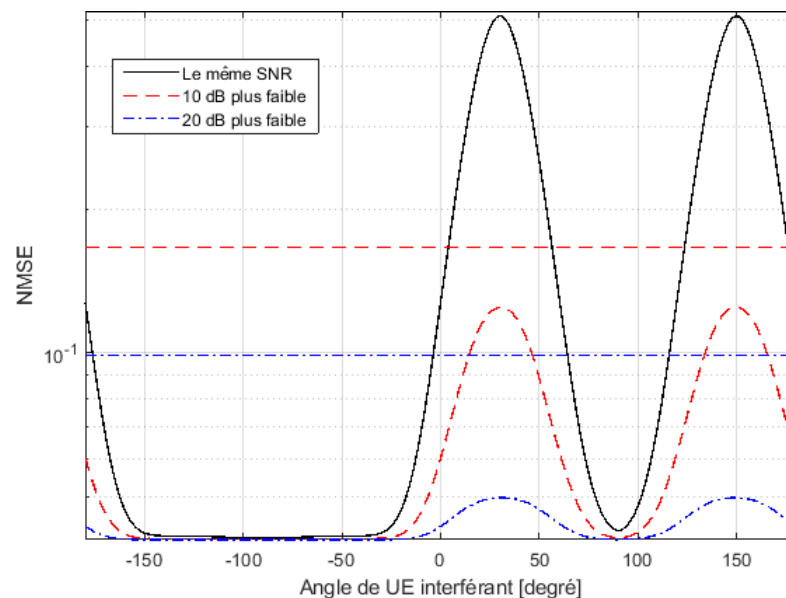


Figure IV.4 — NMSE dans l'estimation du canal de l'UE souhaité lorsqu'il y a un UE interférant

- Dans le cas spatialement corrélé, lorsque les angles UE sont bien séparés, le NMSE est d'environ 0,04 quelle que soit la force du signal pilote brouilleur. Cela implique que la contamination pilote a un impact négligeable sur la qualité de l'estimation lorsque les UE ont des espaces propres de corrélation presque orthogonaux. Le NMSE augmente lorsque les UE ont des angles similaires, en particulier lorsque l'UE brouilleur a un canal puissant vers la BS. Si les canaux des UE présentent plutôt un évanouissement non corrélé, les NMSE sont systématiquement plus grands que sous corrélation spatiale et également indépendants de l'angle. Par conséquent, la corrélation des canaux spatiaux est utile dans la pratique pour améliorer la qualité de l'estimation sous contamination pilote.

IV.2.2 Connaissances statistiques imparfaites

Le NMSE moyen avec une connaissance imparfaite de la matrice de corrélation est montré dans la figure IV.5. Nous considérons le modèle de diffusion locale avec une distribution angulaire gaussienne et ASD $\sigma_\phi = 10^\circ$, $M = 100$ antennes, et un SNR effective de 10 dB. Le NMSE est moyenné sur différents angles nominaux (de 0° à 360°) et différentes réalisations d'échantillons, et c est numériquement optimisé pour chaque N afin d'obtenir un NMSE moyen faible.

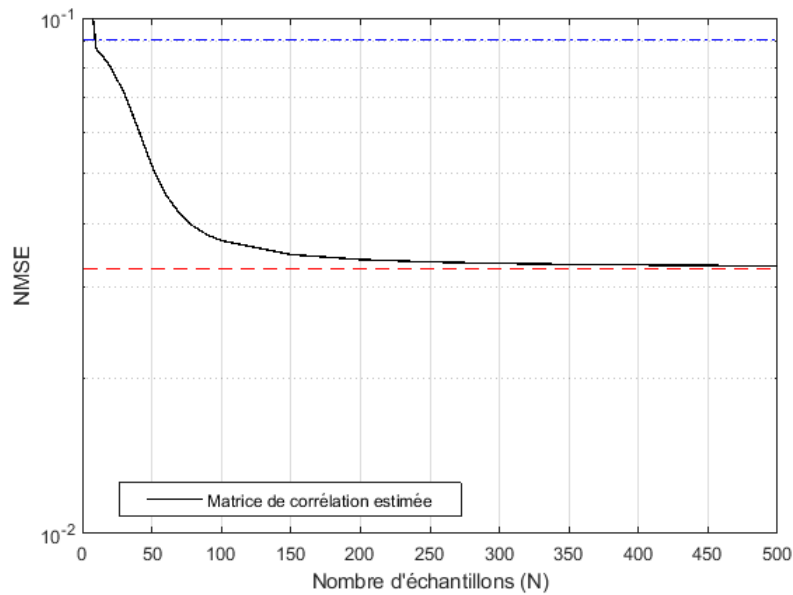


Figure IV.5 — NMSE dans l'estimation d'un canal spatialement corrélé avec ASD $\sigma_\phi = 10^\circ$, en ayant une connaissance imparfaite de la matrice de corrélation spatiale, en fonction du nombre d'échantillons utilisés pour calculer l'estimation de la matrice de corrélation

La figure IV.5 montre le NMSE en fonction du nombre d'échantillons. Les premiers échantillons sont essentiels pour obtenir une estimation raisonnable de $\hat{R}_{diagonale}$. Avec $N = 10$ échantillons, nous pouvons exploiter certains des corrélations de canal pour obtenir un NMSE plus petit que pour un canal non corrélé (avec une matrice de corrélation connue qui est égale à la diagonale principale de R).

Le NMSE diminue avec N et se rapproche asymptotiquement de la borne inférieure où R est complètement connu. Fait intéressant, pas plus de 200 échantillons sont nécessaires pour obtenir un NMSE proche de la limite inférieure. Ceci est égal à $2M$, ce qui indique que l'estimation de canal est plutôt insensible au fait d'avoir des statistiques de canal imparfaites.

IV.3 Comparaison de la qualité de l'estimation des estimateurs MMSE, EW-MMSE et LS

La qualité de l'estimation des estimateurs MMSE, EW-MMSE et LS sont comparés dans la figure IV.6, en termes de NMSE.

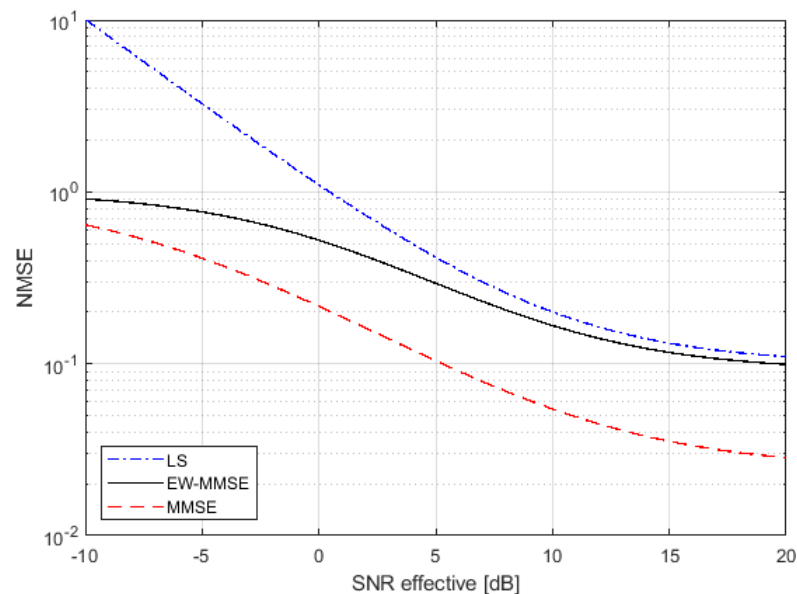


Figure IV.6 — NMSE dans l'estimation d'un canal spatialement corrélé, basé sur le modèle de diffusion locale avec distribution angulaire gaussienne, pour différents estimateurs.

On considère un scénario où BS j estime le canal de son UE k , tandis qu'un UE dans une autre cellule transmet la même séquence pilote. Le SNR effectif de l'UE souhaité varie de -10 dB à 20 dB, tandis que le signal brouilleur est supposé être toujours 10 dB plus faible. Le modèle de diffusion locale est considéré avec une distribution angulaire gaussienne et ASD $\sigma_\phi = 10^\circ$, et les résultats sont moyennés sur différents angles nominaux entre 0° et 360° .

La figure IV.6 montre que :

- Les trois estimateurs fournissent des NMSE assez différentes.
- L'estimateur MMSE est systématiquement le meilleur estimateur car il exploite pleinement la corrélation spatiale des canaux.
- L'estimateur EW-MMSE fournit des performances d'estimation décentes (équivalentes à l'estimation MMSE d'un canal non corrélé), mais il existe un écart substantiel par rapport à l'estimateur MMSE, même à un SNR élevé où les seuils d'erreur (causé par la contamination du pilote) a une valeur plus élevée.

- L'estimateur LS fonctionne très mal à un faible SNR où le NMSE est supérieur à 1. À des SNR plus élevés, l'estimateur LS est comparable à l'estimateur EW-MMSE, mais leur les seuils d'erreur respectifs sont différents (s'il y a contamination du pilote).

IV.3.1 Efficacité spectrale d'un système MIMO massif

Dans cette simulation, nous considérons $K = 10$ UE par cellule et un nombre variable d'antennes BS. Il y a des pilotes fK dans chaque bloc de cohérence et les échantillons $\tau_c - fK$ restants sont utilisés pour la transmission de données UL. Nous utilisons la diffusion locale gaussienne avec ASD $\sigma_\phi = 10^\circ$ comme modèle de canal

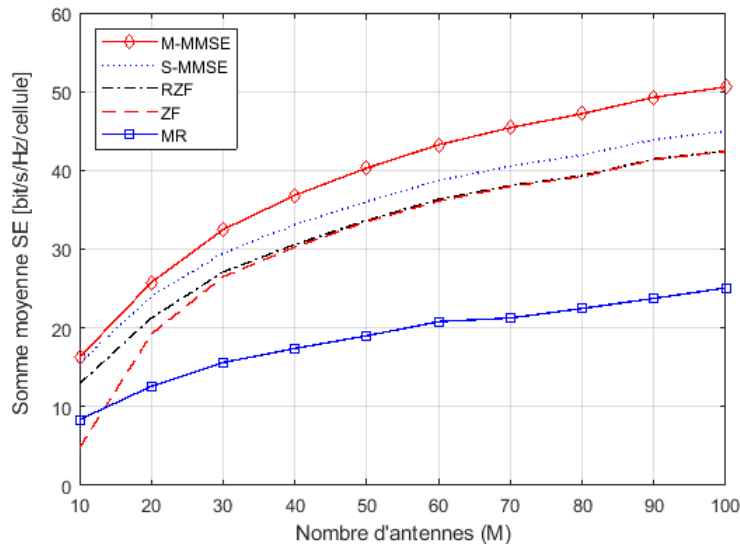


Figure IV.7 — La somme moyenne SE en fonction de nombre d'antennes (M)

La figure IV.7 montre la somme UL moyenne SE en fonction de nombre d'antennes BS pour une réutilisation universelle du pilote avec $f = 1$. M-MMSE donne le plus grand SE de la figure IV.7. Le SE se réduit un peu à chaque approximation qui est faite pour obtenir un schéma moins complexe que le M-MMSE. Le schéma S-MMSE fournit un SE inférieur à celui du M-MMSE, mais 5%–10% supérieur à celui du RZF et du ZF. Notez que RZF et ZF donnent essentiellement le même SE dans la gamme $M \geq 20$ qui est d'un intérêt principal dans Massive MIMO, mais le SE avec ZF se détériore rapidement pour $M < 20$ car le BS n'a pas assez de degrés de liberté d'annuler l'interférence sans annuler également une grande partie du signal souhaité. Par conséquent, ZF doit être évité pour obtenir une implémentation robuste. Fait intéressant, MR ne fournit que la moitié du SE des autres schémas, il réduit également la complexité de 10 % par rapport à RZF et ne nécessite

aucune inversion de matrice (l'estimation MMSE et LS sont étudiées précédemment et les autres techniques d'estimation sont définies dans [43]).

La SE d'une cellule peut être augmentée en utilisant plus de puissance d'émission, en déployant plusieurs antennes BS ou en desservant plusieurs UE par cellule. Toutes ces approches augmentent inévitablement le PC (consommation d'énergie) du réseau, soit directement (en augmentant la puissance de transmission) soit indirectement (en utilisant plus de matériel), et peuvent donc potentiellement réduire l'EE. Toutefois, ce n'est pas nécessairement le cas. En effet, il existe des conditions opératoires dans lesquelles il est possible d'utiliser ces techniques pour augmenter conjointement SE et EE. Pour explorer cela plus en détail, le compromis EE-SE est étudié [26].

IV.4 Estimation de canal par l'apprentissage en profondeur

Dans cette section on a étudié comment entraîner un réseau de neurones convolutifs (CNN) pour l'estimation des canaux à l'aide de Toolbox deep learning et des données générées avec 5G Toolbox, en mode SISO (single input single output). En utilisant le signal de référence de démodulation du canal partagé de liaison descendante (PDSCH) physique (DM-RS).

IV.4.1 Signal de référence de démodulation (DM-RS)

Le DM-RS est un signal spécifique à un UE spécifique et utilisé pour estimer le canal radio. Le système peut former le faisceau du DM-RS, le maintenir dans une ressource programmée et le transmettre uniquement lorsque cela est nécessaire en DL ou UL. De plus, plusieurs DMRS orthogonaux peuvent être alloués pour prendre en charge la transmission MIMO. Le réseau présente aux utilisateurs des informations DM-RS dès le début pour l'exigence de décodage initiale dont les applications à faible latence ont besoin, mais il ne présente ces informations qu'occasionnellement pour les scénarios à faible vitesse dans lesquels le canal montre peu de changement. Dans les scénarios à haute mobilité pour suivre les changements rapides de canal, cela peut augmenter le taux de transmission du signal DM-RS (appelé « DM-RS supplémentaire ») [44].

IV.4.2 PDSCH (Physical Downlink Shared Channel)

PDSCH est utilisé pour la transmission de données en liaison descendante et utilise une modulation et un codage adaptatifs à partir de l'ensemble QPSK, 16 QAM et 64

QAM. PDSCH peut être configuré semi-statiquement avec l'un des nombreux modes de transmission, qui dépendent de la configuration du site et des conditions instantanées du canal radio [45].

IV.4.3 TDL (Tapped Delay Line)

Pour produire une étude de performance le modèle de canal TDL est utilisé, c'est l'un des modèles de canaux proposés pour les simulations au niveau des liaisons pour la 5G pour toute la gamme de fréquences de 0,5 à 100 GHz, Le modèle de canal TDL a 5 profils différents, selon le scénario d'environnement souhaité. Pour les scénarios sans visibilité directe (NLOS), les profils existants sont TDL A, TDL B et TDL C. Pour LOS, les profils associés sont TDL D et TDL E.

Les profils conçus par NLOS sont définis en ayant 23 nœuds d'extractions, à l'exception de TDL C, qui a 24 nœuds d'extractions. Les profils LOS, TDL D et TDL E, ont respectivement 13 et 14 nœuds d'extractions.

Pour NLOS, le profil de canal TDL avec les meilleures performances est TDL A, suivi de TDL B et enfin de TDL C. Pour LOS, jusqu'à 34 dB, TDL D fonctionne légèrement mieux que TDL E, bien que pour des valeurs plus élevées de rapport signal sur bruit et interférence (SNIR) TDL E a une performance globale accrue par rapport à TDL D [46]. L'estimation du canal consiste à insérer des symboles pilotes de référence connus dans la transmission, puis à interpoler le reste de la réponse du canal en utilisant ces symboles pilotes illustré dans la figure IV.8

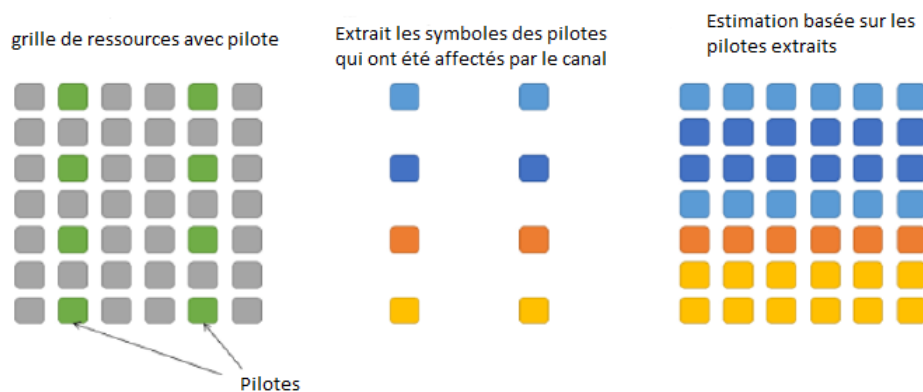


Figure IV.8 — Insertion des symboles pilotes de référence connus dans la transmission, puis interpolation le reste de la réponse du canal en utilisant ces symboles pilotes [47]

Pour estimer un canal par l'apprentissage en profondeur en affichant la grille de ressources

PDSCH sous forme d'image 2D (transformer le problème d'estimation de canal en un problème de traitement d'image). La 5G Toolbox aide à personnaliser et générer des formes d'onde et des modèles de canaux conformes aux normes à utiliser comme données d'entraînement. Ces derniers entraînent un CNN d'estimation de canal en utilisant Toolbox deep learning. La figure IV.9 montre l'estimation de canal et interpolation linéaire en insérant des symboles pilotes dans une grille de ressources.

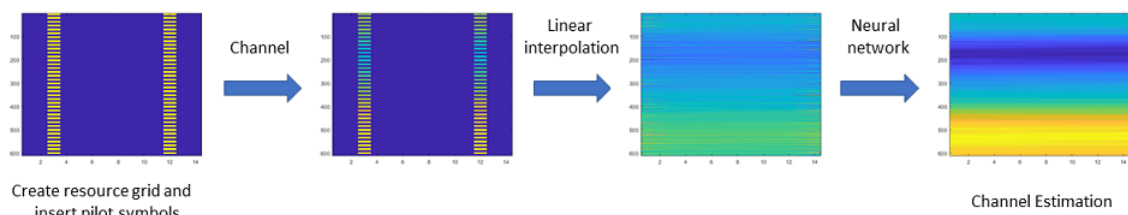


Figure IV.9 — Estimation de canal et interpolation linéaire en insérant des symboles pilotes dans une grille de ressources [47]

L'entraînement du réseau de neurones comprend les étapes suivantes :

- Génération des données ;
- Répartition des données générées en ensembles d'entraînement et de validation ;
- Définition de l'architecture CNN ;
- Spécification des options de l'entraînement, de l'optimiseur et du taux d'apprentissage ;
- Entraînement du réseau.

En raison du grand nombre de signaux et de scénarios possibles, l'entraînement peut prendre quelques heures.

La génération des données est configurée pour produire 256 exemples d'apprentissage ou ensembles de données d'apprentissage. Cette quantité de données est suffisante pour former un réseau d'estimation de canal fonctionnel sur une CPU en un temps raisonnable. A titre de comparaison, le modèle pré entraîné est basé sur 16,384 exemples d'entraînement. Les données d'entraînement du modèle CNN ont une dimensionnalité de taille fixe, le réseau ne peut accepter que des grilles de 612 par 14 par 1, soit 612 sous porteuses, 14 symboles OFDM et 1 antenne. Par conséquent, le modèle ne peut fonctionner que sur une allocation de bande passante fixe, une longueur de préfixe cyclique et une seule antenne de réception.

Le CNN traite les grilles de ressources comme des images 2D, par conséquent chaque élément de la grille doit être un nombre réel. Dans un scénario d'estimation de canal,

les grilles de ressources ont des données complexes. Par conséquent, les parties réelles et imaginaires de ces grilles sont entrées séparément dans le CNN.

Les données d'apprentissage sont converties d'une matrice complexe de 612 par 14 en une matrice de 612 par 14 par 2 à valeur réelle, où la troisième dimension désigne les composants réels et imaginaires. Les grilles réelles et imaginaires sont entrées séparément dans le réseau de neurones lors de la réalisation de prédictions, les données d'entraînement sont converties en tableaux de la forme $4D$ 612 par 14 par 1 par $2N$, où N est le nombre d'exemples d'apprentissage.

Pour garantir que le CNN ne dépasse pas les données d'entraînement, ces derniers sont divisées en :

- Ensembles de validation.
- Ensembles d'entraînement.

Les données de validation sont utilisées pour surveiller les performances du réseau de neurones entraîné à intervalles réguliers.

L'entraînement s'arrête lorsque les processus de validation cesses de s'améliorer. Dans ce cas, la taille des données de validation est la même que la taille d'un seul mini lot en raison de la petite taille de l'ensemble de données.

L'estimation de canal renvoyée CNN est entraînée sur diverses configurations de canal en fonction de différents étalement de retard, décalages doppler et plages de SNR entre 0 et 10 dB.

La composition et les couches individuelles du modèle sont contrôlés. Le modèle comporte 5 couches convolutives. La couche d'entrée attend des matrices de taille 612 par 14, où 612 est le nombre de sous porteuses et 14 est le nombre de symboles OFDM. Chaque élément est un nombre réel, puisque les parties réelle et imaginaire des grilles complexes sont entrées séparément [47].

IV.4.4 Création d'un modèle de canal pour la simulation

On met le SNR de la simulation en dB, puis on prend les paramètres de simulation prédéfinis, et les paramètres PDSCH (PDSCH est une structure de configuration qui est définie pour une transmission SISO) et la configuration DM-RS.

En plus on utilise un modèle de canal TDL et on définit ses paramètres. Pour comparer les différentes réponses de canal des estimateurs, on peut modifier ces paramètres ultérieurement. En outre nous obtenons le nombre maximum d'échantillons retardés par une

composante multivoie de canal.

La simulation d'une transmission PDSCH est obtenue par ces étapes :

- Générer une grille de ressources PDSCH ;
- Insérer des symboles DM-RS ;
- Effectuer une modulation OFDM envoyer une forme d'onde modulée via le modèle de canal ;
- Ajouter du bruit blanc gaussien ;
- On suppose le training symbole, une synchronisation parfaite en phase et en fréquence ;
- Effectuer une démodulation OFDM ;

Pour contrer l'interférence entre symboles, nous ajoutons des zéros à la fin de la forme d'onde transmise. Ces zéros prennent en compte tout retard introduit dans le canal, tel que les trajets multiples et le retard de mise en œuvre. Le nombre de zéros dépend de la fréquence d'échantillonnage, du profil de retard et de l'étalement du retard.

- Envoyer des données via le modèle de canal TDL ;
- Ajoutez un bruit blanc additif gaussien (AWGN) à la forme d'onde du domaine temporel reçue.

Pour prendre en compte le taux d'échantillonnage, on normalise la puissance du bruit. Le SNR est défini par élément de ressource (RE) pour chaque antenne de réception.

On effectue une synchronisation parfaite. Pour trouver la composante multivoie la plus forte, on utilise les informations fournies par le canal.

Le bloc OFDM démodule les données reçues pour recréer la grille de ressources.

Au début on a effectué et comparé les résultats d'estimations parfaites, pratiques et de réseau neuronal du même modèle de canal. Ensuite on a interpolé la grille reçue. Puis on divise l'image interpolée en ses parties réelle et imaginaire. Et on met ces images ensemble dans le réseau de neurones en un seul lot. En plus on utilise la fonction de prédiction (Toolbox Deep Learning) pour faire des prédictions sur les images réelles et imaginaires.

En dernier lieu on a concaténer et transformer les résultats en données complexes.

Comme critère de performance on calcule l'erreur quadratique moyenne (MSE) de chaque méthode d'estimation.

La figure IV.10 montre les résultats d'estimation MSE obtenue en fonction de SNR pour les différents méthodes utilisées.

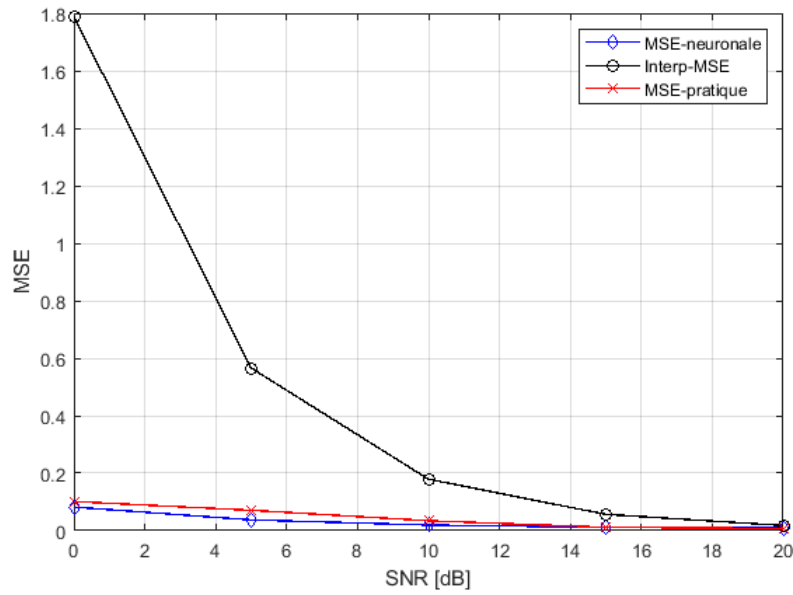


Figure IV.10 — L'erreur quadratique moyenne (MSE) de chaque méthode d'estimation en fonction de SNR

L'erreur quadratique moyenne de la méthode interpolation-MSE est en gain graduel de performances en fonction de SNR. Le MSE des deux autres méthodes neuronale et pratique montre des performances très acceptables au faible SNR.

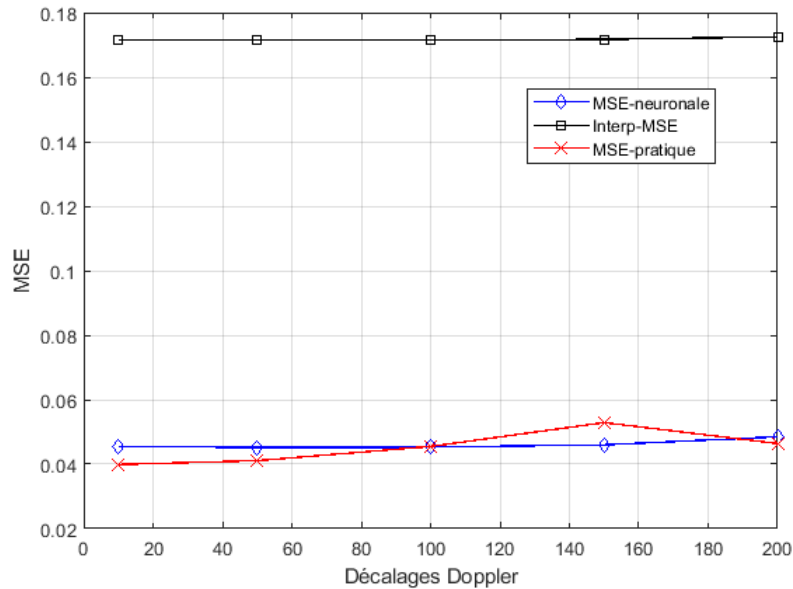


Figure IV.11 — L'erreur quadratique moyenne (MSE) de chaque méthode d'estimation en fonction de décalages Doppler en utilisant le modèle de canal TDL-B

Les figures IV.11 IV.12 et IV.13 montrent les résultats d'estimation MSE obtenue en fonction de décalages Doppler pour les différents méthodes utilisées en utilisant des modèles de canaux TDL-B, TDL-C et TDL-D.

Dans les figures citées, on constate une légère différence entre la courbe tracé en rouge

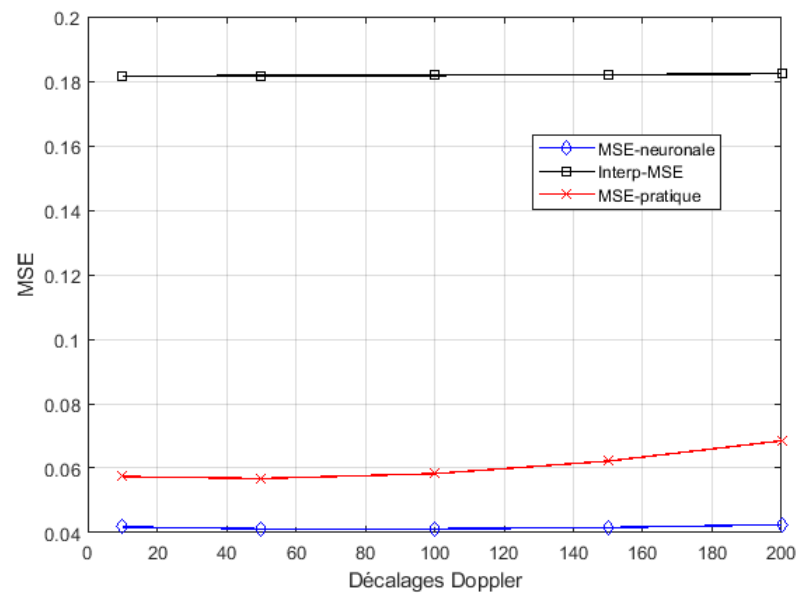


Figure IV.12 — L'erreur quadratique moyenne (MSE) de chaque méthode d'estimation en fonction de décalages Doppler en utilisant le modèle de canal TDL-C

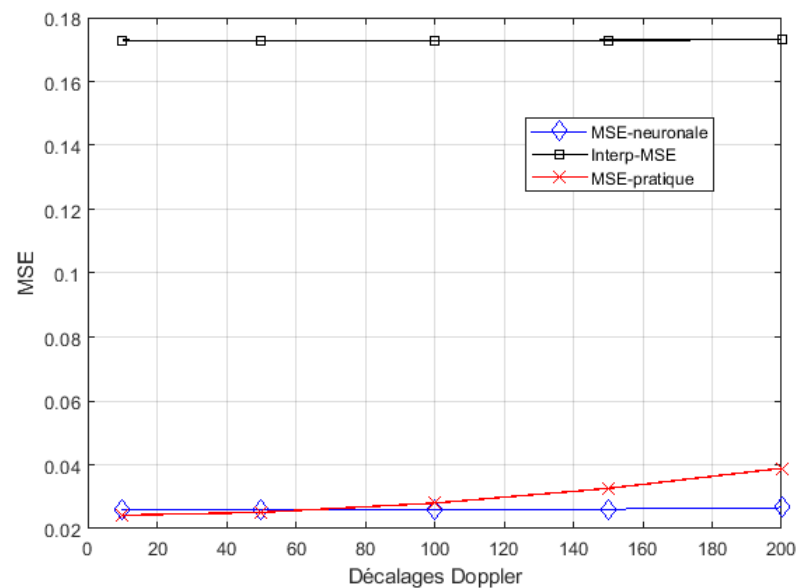


Figure IV.13 — L'erreur quadratique moyenne (MSE) de chaque méthode d'estimation en fonction de décalages Doppler en utilisant le modèle de canal TDL-D

et celle tracé en blue (neuronale et pratique) ces deux méthodes montrent une certaine indépendance à la variation de la fréquence Doppler par contre la courbe tracé en noir (interpolation-MSE) reste constante et donne de le MSE le plus grand donc la moins performante parmi les méthodes.

La figure IV.14 montre les résultats d'estimation MSE obtenue en fonction de l'étalement de retard pour les différents méthodes utilisées.

On constate une dégradation graduelle avec l'augmentation du retard temporel pour les

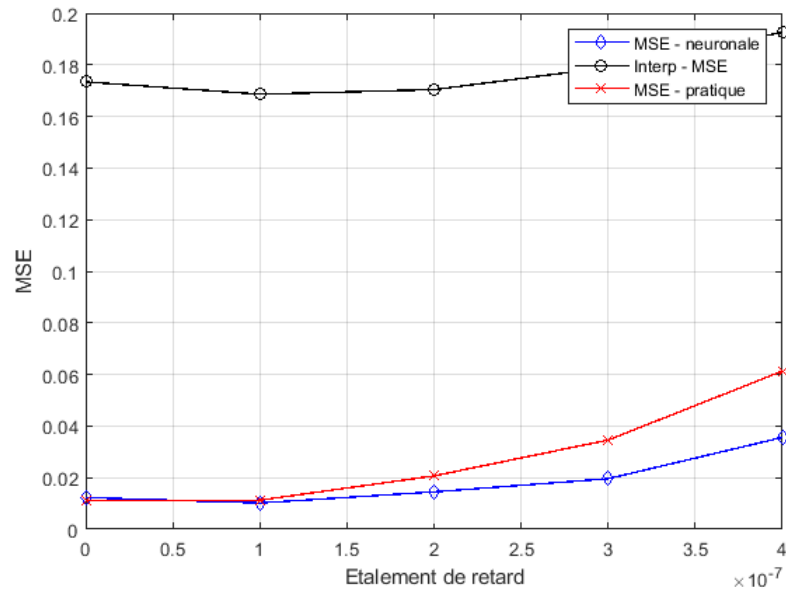


Figure IV.14 — l'erreur quadratique moyenne (MSE) de chaque méthode d'estimation en fonction de l'étalement de retard

trois méthodes d'où la nécessité d'égalisation du canal.

La figure IV.15 montre la visualisation de MSE des différentes méthodes d'estimations en fonction des sous porteuses OFDM.

On remarque une valeur de MSE plus grand dans la méthode interpolation que les méthodes pratique et neuronale.

La méthode neuronale s'approche au cas de canal actuel. Donc, la méthode neuronale est la plus performante. Maintenant, on activant l'entraînement de modèle on obtient :

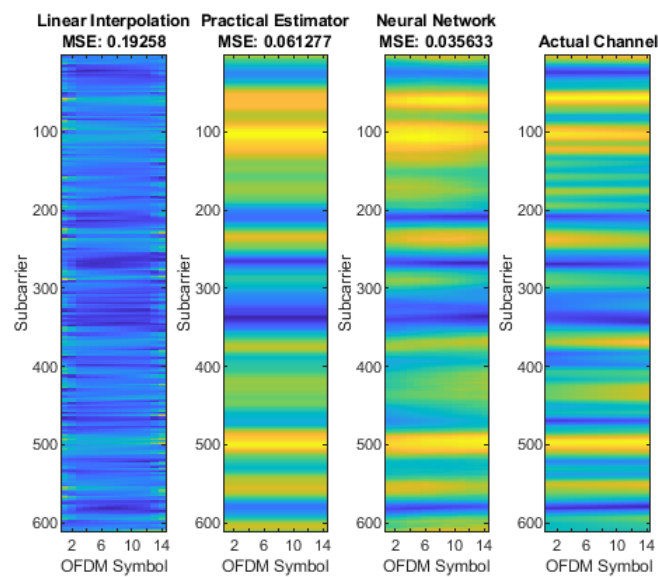


Figure IV.15 — La visualisation de MSE de diverses estimations de canaux en fonction des sous porteuses OFDM

L'erreur quadratique moyenne (RMSE) est l'écart type des résidus (erreurs de prédiction).

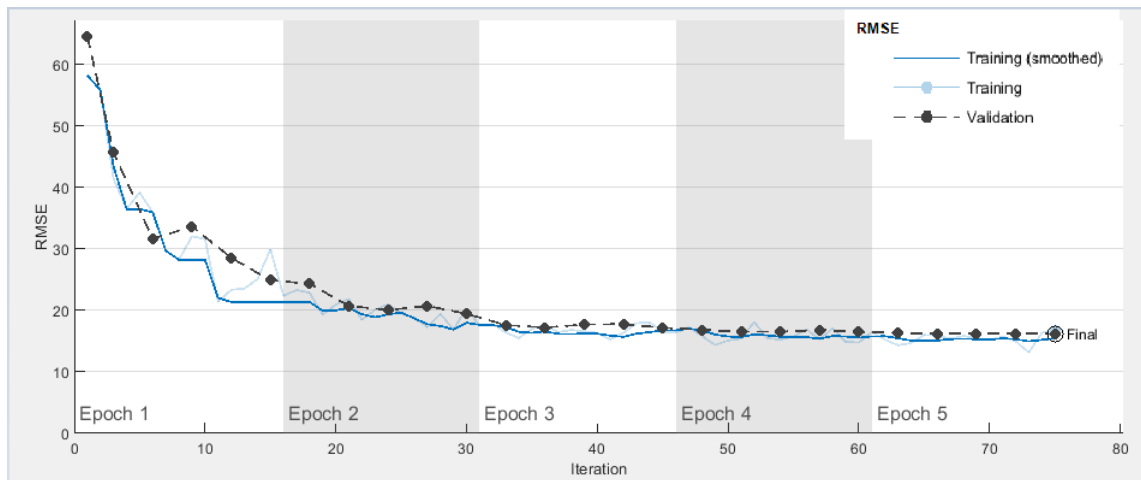


Figure IV.16 — RMSE en fonction de nombre d'itérations

Les résidus sont la mesure de la distance par rapport aux points de données de la ligne de régression. Le RMSE est une mesure de la répartition de ces résidus. En d'autres termes, il vous indique à quel point les données sont concentrées autour de la ligne de meilleur ajustement. On constate dans la figure IV.16 que le RMSE diminue avec chaque itération jusqu'à ce qu'il atteigne la convergence donc on ne peut plus améliorer pour les faibles valeurs de RMSE. On peut dire que le modèle est assez acceptable.

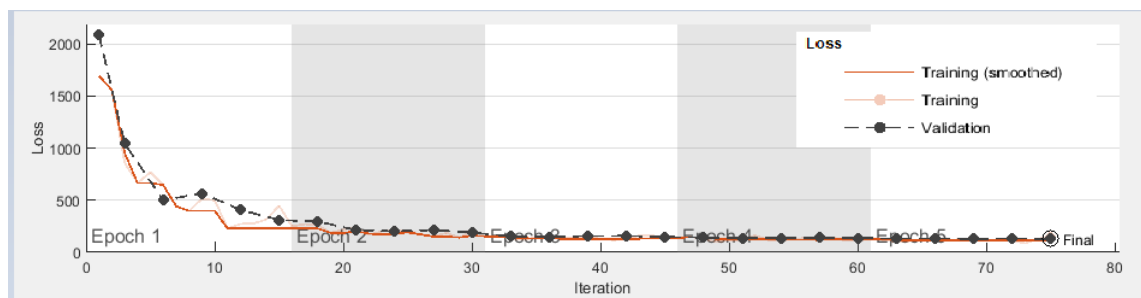


Figure IV.17 — LOSS en fonction de nombre d'itérations

La fonction de perte Loss est une mesure de la qualité d'un modèle de prédiction en termes de capacité à prédire le résultat attendu.

La figure IV.17 montre une fonction de perte Loss en fonction de nombre d'itérations, on remarque que plus le résultat de cette fonction est minimisé plus le réseau de neurones est performant.

Le RMSE dans le cas des données d'entraînement sont désactivés est plus faible que le cas des données d'entraînement sont activés alors les performances sont meilleur quand on active les données d'entraînement.

CONCLUSIONS

CONCLUSIONS

Dans ce mémoire, nous avons présenté deux méthodes d'estimation de canal pour des systèmes MIMO massif. Pour le but de résoudre de nombreux défis dans le système de communication sans fil : l'estimation par les méthodes classiques et l'estimation par la méthode d'apprentissage en profondeur.

Les résultats de simulation de ce mémoire nous a permet de conclure que :

- L'estimation des canaux à la BS est essentielle pour atteindre le plein potentiel de Massive MIMO. Ceci est généralement accompli en utilisant la transmission symbole pilote UL.
- L'estimateur MMSE exploite les caractéristiques statistiques pour obtenir de bonnes estimations. La corrélation spatiale facilite l'estimation des canaux vers de grands réseaux d'antennes. Les gains sont robustes à une connaissance imparfaite des statistiques du canal et du bruit.
- Étant donné que les blocs de cohérence de canal sont de taille limitée, il est nécessaire de réutiliser les séquences pilotes à travers les cellules. L'interférence intercellulaire augmente les erreurs d'estimation et fait également que les estimations de canal de deux UE qui utilisent le même pilote sont corrélées. Ce phénomène est appelé contamination pilote. La corrélation est faible lorsque le gain de canal de l'UE brouilleur est faible, par rapport à celui de l'UE souhaité, ou lorsque les matrices de corrélation sont suffisamment différentes.
- La corrélation des canaux spatiaux peut avoir un impact positif sur le SE puisque la plupart des UE causent moins d'interférences entre eux. Cependant, il existe également des variations plus importantes de SE, car les UE qui ont des matrices de corrélation spatiale similaires interfèrent d'avantage les uns avec les autres.
- Le schéma MMSE fournit le SE le plus élevé par rapport au schéma d'estimation LS.
- Le SE croît toujours avec le nombre d'antennes BS.
- La méthode d'apprentissage en profondeur pourrait aider à utiliser pleinement les informations du canal à petite échelle au lieu de l'optimisation traditionnelle des ressources, en particulier lorsque l'environnement du canal évolue rapidement. La consommation de temps de calcul est plus petite que la méthode traditionnelle.
- La méthode d'apprentissage en profondeur présente des avantages lorsque les canaux sans fil sont compliqués par de graves distorsions et interférences, ce qui prouve que

les CNN ont la capacité de se souvenir et d'analyser les caractéristiques compliquées des canaux sans fil.

- La méthode d'estimation neuronale a de meilleures performances par rapport aux méthodes pratique et interpolation.
- Deep learning insensible à la variation de Doppler.

Perspectives

Comme travaux future nous proposons :

- Utilisation des données réelles récoltées dans les différents environnements, urbain, sub urbain et rural.
- Prospectez d'autres configurations du réseau de neurone.
- Étude de possibilité de proposer un schéma d'estimation hybride basé sur, le Deep learning et la modélisation géométrique du canal.

Bibliographie

- [1] Manoj Barnela and Dr Suresh Kumar, “Digital modulation schemes employed in wireless communication : A literature review,” *International Journal of Wired and Wireless Communications*, vol. 2, no. 2, pp. 15–21, 2014.
- [2] Apurba Das, *Digital Communication : Principles and system modelling*, Springer Science & Business Media, 2010.
- [3] khanna v.k, *Digital Communication*, S.CHAND & COMPANY LID, 2009.
- [4] Shu Sun, T. Rappaport, M. Shafi, Pan Tang, Jianhua Zhang, and Peter J. Smith, “Propagation models and performance evaluation for 5g millimeter-wave bands,” *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 67, pp. 8422–8439, 2018.
- [5] Andreas F Molisch and Fredrik Tufvesson, “Propagation channel models for next-generation wireless communications systems,” *IEICE Transactions on Communications*, vol. 97, no. 10, pp. 2022–2034, 2014.
- [6] Badr Benmammar and Asma Amraoui, “R\`eseaux de radio cognitive : Allocation des ressources radio et acc\`es dynamique au spectre,” *arXiv preprint arXiv :1407.2705*, 2014.
- [7] Amir Abdelkader Aouiz et al., *Qualité de service dans les protocoles multi-chemins.*, Ph.D. thesis, 2020.
- [8] Fernando Pærez Fontæen and Perfecto Mariæo Espiæeira, *Modelling the wireless propagation channel : a simulation approach with Matlab*, vol. 5, John Wiley & Sons, 2008.
- [9] Yong Soo Cho, Jaekwon Kim, Won Y Yang, and Chung G Kang, *MIMO-OFDM wireless communications with MATLAB*, John Wiley & Sons, 2010.
- [10] Naima Bouzera and Abdelkrime Kheirddine, *Prédiction Des Affaiblissements Pour les Petites Cellules Urbaines dans le réseau GSM*, Ph.D. thesis, Universite de Bejaia, 2013.

- [11] Robert Price and Paul E Green, “A communication technique for multipath channels,” *Proceedings of the IRE*, vol. 46, no. 3, pp. 555–570, 1958.
- [12] Lamia Touria Aboura et al., *Evaluation des performances du système MC-MC-CDMA sur un canal multi trajet*, Ph.D. thesis, Université Djillali Liabes de SBA, 2014.
- [13] Theodore S Rappaport, Robert W Heath Jr, Robert C Daniels, and James N Murdock, *Millimeter wave wireless communications*, Pearson Education, 2015.
- [14] Imdad Khan, *Diversity and MIMO for body-centric wireless communication channels*, Ph.D. thesis, University of Birmingham, 2009.
- [15] Florian Ion Petrescu, *A New Doppler Effect : Germany 2012*, BoD–Books on Demand, 2012.
- [16] Henrik Martikainen, “Analysis of duplexing modes in the ieee 802.16 wireless system,” in *2010 European Wireless Conference (EW)*. IEEE, 2010, pp. 849–856.
- [17] Moulay Elhassan Elazhari, *Caractérisation du canal de propagation BAN dans un milieu minier*, Ph.D. thesis, Université du Québec en Abitibi-Témiscamingue, 2015.
- [18] “Beamforming antennas –how they work and are tested?,” <https://verkotan.com/2021/beamforming-antennas-how-they-work-and-are-tested/>, author = Verkotan, year = 2021.
- [19] Thomas L Marzetta, “Massive mimo : an introduction,” *Bell Labs Technical Journal*, vol. 20, pp. 11–22, 2015.
- [20] Long Zhao, Hui Zhao, Kan Zheng, and Wei Xiang, *Massive MIMO in 5G networks : selected applications*, Springer, 2018.
- [21] Mahmoud A Albreem, Markku Juntti, and Shahriar Shahabuddin, “Massive mimo detection techniques : A survey,” *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, vol. 21, no. 4, pp. 3109–3132, 2019.
- [22] Noha Hassan and Xavier Fernando, “Massive mimo wireless networks : An overview,” *Electronics*, vol. 6, no. 3, pp. 63, 2017.
- [23] Kan Zheng, Suling Ou, and Xuefeng Yin, “Massive mimo channel models : A survey,” *International Journal of Antennas and Propagation*, vol. 2014, 2014.
- [24] Ali J Al-Askery, Charalampos C Tsimenidis, Said Boussakta, and Jonathon A Chambers, “Performance analysis of coded massive mimo-ofdm systems using effective

- matrix inversion,” *IEEE Transactions on Communications*, vol. 65, no. 12, pp. 5244–5256, 2017.
- [25] Abdelhamid Riadi, Mohamed Boulouird, and Moha M’Rabet Hassani, “Performance of massive-mimo ofdm system with m-qam modulation based on ls channel estimation,” in *2019 International Conference on Advanced Systems and Emergent Technologies (IC_ASET)*. IEEE, 2019, pp. 74–78.
- [26] Emil Björnson, Jakob Hoydis, and Luca Sanguinetti, “Massive mimo networks : Spectral, energy, and hardware efficiency,” *Foundations and Trends in Signal Processing*, vol. 11, no. 3-4, pp. 154–655, 2017.
- [27] Brahmjit Singh, Carlos A Coello Coello, Poonam Jindal, and Pankaj Verma, “Intelligent computing and communication systems,” .
- [28] Ahmad Abboud, *Interference mitigation in 5G mobile networks : Uplink pilot contamination in TDD massive MIMO scheme*, Ph.D. thesis, Limoges, 2017.
- [29] Juncheng Jia, *MAC in Cognitive Radio Networks*, pp. 737–740, Springer International Publishing, Cham, 2020.
- [30] Emil Björnson, Jakob Hoydis, and Luca Sanguinetti, “Massive mimo has unlimited capacity,” *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 17, no. 1, pp. 574–590, 2017.
- [31] Xin Fang, Yufei Zhang, Haiyan Cao, and Na Ying, “Spectral and energy efficiency analysis with massive mimo systems,” in *2015 IEEE 16th International Conference on Communication Technology (ICCT)*. IEEE, 2015, pp. 837–843.
- [32] Pramila P Shinde and Seema Shah, “A review of machine learning and deep learning applications,” in *2018 Fourth international conference on computing communication control and automation (ICCUBEA)*. IEEE, 2018, pp. 1–6.
- [33] Benjamin Rhode, “Artificial intelligence and offensive cyber weapon,” *Strategic Comments*, vol. 25, no. 10, 2019.
- [34] WJ Zhang, Guosheng Yang, Yingzi Lin, Chunli Ji, and Madan M Gupta, “On definition of deep learning,” in *2018 World automation congress (WAC)*. IEEE, 2018, pp. 1–5.
- [35] Yann LeCun, Yoshua Bengio, and Geoffrey Hinton, “Deep learning,” *nature*, vol. 521, no. 7553, pp. 436–444, 2015.

- [36] Kim Phil, “Matlab deep learning with machine learning, neural networks and artificial intelligence,” *Apress, New York*, 2017.
- [37] Hongyu Liu and Bo Lang, “Machine learning and deep learning methods for intrusion detection systems : A survey,” *applied sciences*, vol. 9, no. 20, pp. 4396, 2019.
- [38] Mehul Mahrishi, Kamal Kant Hiran, Gaurav Meena, and Paawan Sharma, *Machine Learning and Deep Learning in Real-Time Applications*, IGI global, 2020.
- [39] Mikael Boden, “A guide to recurrent neural networks and backpropagation,” *the Dallas project*, 2002.
- [40] Yu Zhang, Muhammad Alrabeiah, and Ahmed Alkhateeb, “Deep learning for massive mimo with 1-bit adcs : When more antennas need fewer pilots,” *IEEE Wireless Communications Letters*, vol. 9, no. 8, pp. 1273–1277, 2020.
- [41] Smit Mehta, Chirag Paunwala, and Bhaumik Vaidya, “Cnn based traffic sign classification using adam optimizer,” in *2019 International Conference on Intelligent Computing and Control Systems (ICCS)*. IEEE, 2019, pp. 1293–1298.
- [42] Chang-Jae Chun, Jae-Mo Kang, and Il-Min Kim, “Deep learning-based channel estimation for massive mimo systems,” *IEEE Wireless Communications Letters*, vol. 8, no. 4, pp. 1228–1231, 2019.
- [43] Mutsawashe Gahadza and Simon Winberg, “Performance of massive mimo systems for future generation wireless systems,” in *2019 IEEE 10th International Conference on Mechanical and Intelligent Manufacturing Technologies (ICMIMT)*. IEEE, 2019, pp. 204–211.
- [44] Techplayon, “5g nr reference signals (dmrs, ptrs,srs and csi-rs),” <https://www.techplayon.com/5g-nr-reference-signals-dmrs-ptrssrs-and-csi-rs/>, September 2018.
- [45] Moe Rahnema and Marcin Dryjanski, *From LTE to LTE-Advanced Pro and 5G*, Artech House, 2017.
- [46] Gordana Barb and Marius Ottesteanu, “On the influence of delay spread in tdl and cdl channel models for downlink 5g mimo systems,” in *2019 IEEE 10th Annual Ubiquitous Computing, Electronics & Mobile Communication Conference (UEMCON)*. IEEE, 2019, pp. 0958–0962.
- [47] Mathworks, “Deep learning data synthesis for 5g channel estimation,” <https://www.mathworks.com/help/5g/ug/>

[deep-learning-data-synthesis-for-5g-channel-estimation.html](#), September 2021.

Résumé : Dans un système à entrées multiples et sorties multiples massives (MIMO), une estimation précise d'état de canal d'un terminal utilisateur est requise en raison de la variabilité temporelle du canal. La longueur des signaux pilotes est limitée et le nombre de séquences pilotes orthogonales est fini. Par conséquent, les mêmes signaux pilotes doivent être réutilisés dans les cellules voisines et ainsi, ses performances d'estimation de canal sont détériorées par la contamination du pilote. Dans ce mémoire, nous étudions deux méthodes pour l'estimation du canal du système massive MIMO. Pour cela les performances des méthodes classiques telles que NMSE et LS sont étudiées suivi de méthode d'estimation de canal assistée par l'apprentissage en profondeur avec réseau neuronal convolutif.

Mots clés: Estimation de canal, MIMO massif, Deep learning, NMSE, LS.

Abstract: In a Massive Multiple Input Multiple Output (MIMO) system, an accurate estimation of the channel state of a user terminal is required due to the temporal variability of the channel. The length of the pilot signals is limited and the number of orthogonal pilot sequences is finite. Therefore, the same pilot signals must be reused in neighboring cells and thus, its channel estimation performance is deteriorated by contamination of the pilot. In this dissertation, we study two methods for channel estimation of massive MIMO system. For this, the performances of classical methods such as NMSE and LS are studied followed by channel estimation method assisted by deep learning with convolutional neural network.

Keywords: Channel estimation, massive MIMO, Deep learning, NMSE, LS.

ملخص: في نظام متعدد هوائيات الاستقبال و الإرسال (MIMO) ، يلزم تقدير دقيق لحالة القناة لطرف مستخدم بسبب التباين الزمني للقناة. طول إشارات الرمز محدود وعدد تتابعات الرموز المتعامدة محدودة. لذلك، يجب إعادة استخدام نفس إشارات الرمز في الخلايا المجاورة، وبالتالي، يتدهور أداء تقدير القناة بسبب تلوث الرمز. في هذه الأطروحة ، قمنا بدراسة طريقتين لتقدير القنوات لنظام MIMO الضخم. لهذا ، تتم دراسة أداء الطرق الكلاسيكية مثل NMSE و LS متبوعة بطريقة تقدير القناة بمساعدة التعلم العميق مع الشبكة العصبية التلافيفية.

الكلمات المفتاحية: تقدير القناة ، MIMO الضخم ، التعلم العميق ، NMSE ، LS.