



BIBLIOTHÈQUE

CÉGEP DE L'ABITIBI-TÉMISCAMINGUE
UNIVERSITÉ DU QUÉBEC EN ABITIBI-TÉMISCAMINGUE

Mise en garde

La bibliothèque du Cégep de l'Abitibi-Témiscamingue et de l'Université du Québec en Abitibi-Témiscamingue (UQAT) a obtenu l'autorisation de l'auteur de ce document afin de diffuser, dans un but non lucratif, une copie de son œuvre dans [Depositum](#), site d'archives numériques, gratuit et accessible à tous. L'auteur conserve néanmoins ses droits de propriété intellectuelle, dont son droit d'auteur, sur cette œuvre.

Warning

The library of the Cégep de l'Abitibi-Témiscamingue and the Université du Québec en Abitibi-Témiscamingue (UQAT) obtained the permission of the author to use a copy of this document for nonprofit purposes in order to put it in the open archives [Depositum](#), which is free and accessible to all. The author retains ownership of the copyright on this document.



**CARACTÉRISATION ET MODÉLISATION D'UN CANAL MINIER
SOUTERRAIN MIMO MASSIF À DES ONDES MILLIMÉTRIQUES EN
UTILISANT LES TECHNIQUES D'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE**

Par

Saif Eddine Hadji

Sous la direction du professeur Mourad Nedil

**Thèse présentée à l'Université du Québec en Abitibi-Témiscamingue
en vue de l'obtention du grade de Philosophiæ Doctor (Ph.D.) en ingénierie**

Jury :

Nahi Kandil, Professeur, UQAT, Président du Jury

Halim Boutayeb, Professeur, UQO, Membre externe

Khelifa Hettak, Professeur, CRC, Membre externe

Résumé

Alors que les opérations minières évoluent vers le concept de « mine intelligente », l'intégration des technologies de communication sans fil permet de relever les défis immédiats tout en favorisant une exploitation plus durable et compétitive à long terme. Dans ce contexte, les réseaux 5G privés jouent un rôle clé, notamment dans les régions éloignées où les infrastructures de communication publiques sont limitées. Le déploiement des réseaux 5G industriels exige une amélioration significative de la bande passante et de l'efficacité spectrale, notamment grâce aux ondes millimétriques et aux techniques MIMO massives. Cependant, l'établissement d'un accès sans fil fiable et performant en mine souterraine repose sur une connaissance approfondie des caractéristiques du canal. Contrairement aux tunnels conventionnels, les mines souterraines présentent des défis uniques, liés aux surfaces rugueuses, à l'espace restreint et aux structures complexes des galeries.

La première contribution de cette thèse est une analyse expérimentale inédite d'un canal MU-MIMO massif à large bande en ondes millimétriques dans un environnement minier souterrain. Une campagne de mesure a été réalisée à 28 GHz avec une bande passante de 800 MHz, en utilisant une liaison radio sur fibre (RF-over-Fiber) pour étendre la portée des mesures. L'étude s'est concentrée sur l'analyse des performances du canal, notamment l'affaiblissement du trajet à grande échelle, la dispersion temporelle, la sélectivité fréquentielle et la capacité. Les résultats obtenus ont permis une comparaison détaillée avec d'autres environnements, apportant un éclairage précieux sur les propriétés de propagation en mine souterraine.

La seconde contribution repose sur la modélisation du canal minier souterrain à l'aide de méthodes d'intelligence artificielle. Un modèle de réseau de neurones profonds (DNN) a été conçu pour prédire l'affaiblissement du trajet dans un canal MIMO massif souterrain à 28 GHz. Par la suite, un modèle multi-source a été proposé pour généraliser la prédiction du modèle DNN à d'autres fréquences (26 GHz et 38 GHz) sans nécessiter de nouvelles campagnes de mesure étendues. Cette généralisation s'est déroulée en trois phases distinctes, intégrant d'abord l'affaiblissement en espace libre, affinant ensuite le modèle avec un échantillon de mesures réelles, et utilisant enfin un cGAN pour générer des données synthétiques et améliorer la prédiction aux nouvelles fréquences. Les résultats démontrent que le modèle DNN surpasse les approches classiques en précision prédictive, tandis que le modèle multi-source prédit avec succès l'affaiblissement du trajet à 26 GHz et 38 GHz avec un besoin minimal de mesures supplémentaires.

Cette étude apporte des connaissances précieuses sur les caractéristiques de propagation en mine souterraine et contribue à une meilleure conception des réseaux sans fil industriels. Les résultats obtenus pourraient accélérer l'adoption des technologies de communication avancées, optimisant ainsi la connectivité, la sécurité et l'efficacité des opérations minières dans un environnement de plus en plus numérisé.

Abstract

As mining operations evolve towards the concept of the “smart mine”, the integration of wireless communication technologies helps to address immediate challenges while promoting more sustainable and competitive operations over the long term. In this context, private 5G networks play a key role, particularly in remote areas where public communications infrastructure is limited. Deploying industrial 5G networks requires significant improvements in bandwidth and spectral efficiency, particularly through millimeter-wave and massive MIMO techniques. However, establishing reliable, high-performance wireless access in an underground mine relies on in-depth knowledge of the channel's characteristics. Unlike conventional tunnels, underground mines present unique challenges related to rough surfaces, restricted space and complex gallery structures.

The first contribution of this thesis is a pioneering experimental analysis of a massive broadband millimeter-wave MU-MIMO channel in an underground mining environment. The measurement campaign was carried out at 28 GHz with a bandwidth of 800 MHz, using an RF-over-Fiber link to extend the measurement range. The study focused on analyzing channel performance, including large-scale path loss, time dispersion, frequency selectivity and capacity. The results obtained enabled an in-depth comparison with other environments, providing valuable insights into propagation characteristics in underground mines.

The second contribution is based on the modeling of the underground mine channel using artificial intelligence methods. A Deep Neural Network (DNN) model was designed to predict path loss in an underground Massive MIMO channel at 28 GHz. Subsequently, a multi-source model was proposed to generalize the prediction of the DNN model to other frequencies (26 GHz and 38 GHz) without requiring new extensive measurement campaigns. This generalization was carried out in three distinct phases: first integrating free-space path loss, then refining the model with a sample of real measurements, and finally using a conditional Generative Adversarial Network (cGAN) to generate synthetic data and improve predictions at new frequencies. The results show that the DNN model outperforms conventional approaches in predictive accuracy, while the multi-source model succeeds in predicting path loss at 26 GHz and 38 GHz with minimal need for additional measurements.

This study provides valuable insights into propagation characteristics in underground mines and paves the way for better design of industrial wireless networks. The results could accelerate the adoption of advanced communication technologies, optimizing connectivity, safety and efficiency of mining operations in an increasingly digitized environment.

Remerciement

Tout d'abord, je tiens à exprimer ma profonde gratitude à mon directeur de thèse, le Professeur Mourad Nedil, pour son encadrement rigoureux et son soutien indéfectible tout au long de cette recherche. Son expertise, ses conseils avisés et ses remarques toujours pertinentes ont grandement contribué à l'aboutissement de ce travail. Je lui suis également reconnaissant pour son soutien moral et financier, ainsi que pour sa patience et sa disponibilité.

Je souhaite également remercier chaleureusement Mohamed Ailas, Mohamed Lamine Seddiki et Moulay Elhassan Elazhari, qui ont pris part aux campagnes de mesures menées dans la Cité de l'Or. Leur engagement et leur précieuse collaboration ont été essentiels à la réussite de ces expérimentations.

Un immense merci à ma famille, en particulier mes parents et mes sœurs, pour leur soutien inconditionnel, leur patience et leurs encouragements constants. Leur présence, même à distance, a été une source inestimable de motivation et de réconfort tout au long de mon parcours doctoral.

Enfin, j'exprime ma reconnaissance à mes amis et à toutes les personnes qui, de près ou de loin, ont contribué à la réalisation de cette thèse.

Merci à tous.

Table des Matières

Liste des figures	ix
Liste des tableaux	xi
Abréviations	xii
Symboles	xiv
1 Introduction.....	1
1.1 Motivation	1
1.2 Problématique de recherche	2
1.3 Objectif de la recherche	4
1.4 Portée de l'étude	5
1.5 Méthodologie.....	6
1.6 Contributions	7
1.7 Publications	9
1.8 Structure de la thèse.....	10
2 Revue de la littérature.....	11
2.1 Introduction	11
2.2 Mécanismes de propagation dans les mines souterraines	12
2.2.1 Effet guide d'ondes	13
2.2.2 Effet des réflexions multiples	13
2.2.3 Effet de la diffraction	14
2.2.4 Influence de la perméabilité des roches	14
2.2.5 Effets de l'humidité	14
2.3 Techniques de sondage des canaux de transmission	14
2.3.1 Mesures dans le domaine temporel.....	15
2.3.2 Mesures dans le domaine fréquentiel.....	16
2.3.3 Critères de sélection des techniques de sondage	17
2.4 Modèle de propagation pour le canal sans fil.....	18
2.4.1 Modèle de canal empirique	19
2.4.2 Modèle de canal déterministe	19

2.5	Caractérisation du canal à partir d'une campagne de mesure	20
2.5.1	Évanouissement à grande échelle (Large-scale Fading)	21
2.5.2	Affaiblissement du trajet	21
2.5.2.1	Effet de masque.....	22
2.5.3	Évanouissements à petite échelle (Small Scale Fading)	23
2.5.3.1	Écart de retard	24
2.5.3.2	Bande de cohérence.....	24
2.6	État de l'art des technologies clés pour la 5G: Ondes millimétriques, Massive MIMO et Intelligence Artificielle.....	25
2.6.1	Les ondes millimétriques pour la 5G	25
2.6.2	Les systèmes MIMO-Massif pour la 5G	28
2.6.3	L'intelligence artificielle dans la modélisation de la propagation.....	30
2.7	Lacunes de Recherche.....	32
2.8	Conclusion.....	34
3	Environnement et Système de Mesures.....	36
3.1	Introduction	36
3.2	Description de l'Environnement de Mesure.....	37
3.3	Description du Système.....	38
3.3.1	L'Analyseur de Réseaux Vectoriel (VNA)	40
3.3.2	Système radio sur fibre.....	41
3.3.3	Table de positionnement 3D.....	42
3.3.4	Antennes	43
3.3.4.1	Antenne guide d'ondes cornet.....	43
3.3.4.2	Antenne Omnidirectionnelle.....	44
3.3.5	Câbles coaxiaux	45
3.3.6	Amplificateurs	46
3.3.7	Acquisition automatique des données.....	46
3.4	Procédure de mesure	48
3.5	Calibration	49
3.6	Conclusion.....	50

4	Analyse des performances du canal MU-MIMO massif à 28 GHz dans une mine souterraine	51
4.1	Introduction	51
4.2	Mesure de l'affaiblissement du trajet.....	51
4.3	Modélisation de l'affaiblissement du trajet	52
4.3.1	Modèle d'affaiblissement du trajet log-distance.....	52
4.3.2	Modèle d'affaiblissement du trajet multi-pentes	53
4.4	Dispersion temporelle et sélectivité de fréquence	57
4.4.1	L'écart type de retard (RMS Delay Spread).....	57
4.4.2	Bande de cohérence.....	60
4.5	Capacité du canal MU-MIMO massif.....	63
4.5.1	Modèle de canal MU-MIMO massif.....	63
4.5.2	Étalement des valeurs singulières	64
4.5.3	Capacité	66
4.6	Conclusion.....	71
5	Modélisation du Canal Minier et Généralisation Multi-source par l'Intelligence Artificielle	73
5.1	Introduction	73
5.2	Modèle DNN pour l'Affaiblissement du trajet	74
5.2.1	Architecture et Entraînement du Modèle DNN	75
5.2.1.1	Données Brutes	75
5.2.1.2	Pré-traitement des données	77
5.2.1.3	Analyse de l'importance des caractéristiques.....	78
5.2.2	Indicateurs de Performance	79
5.2.3	Entraînement du modèle DNN	80
5.2.4	Test du Modèle DNN.....	82
5.3	Généralisation du Modèle DNN	85
5.3.1	Procédure de Généralisation.....	86
5.3.1.1	Première Étape de la Généralisation	86
5.3.1.2	Deuxième Étape de la Généralisation.....	87
5.3.1.3	Troisième Étape de la Généralisation.....	88
5.3.2	Évaluation et Analyse des Étapes de Généralisation	90

5.3.3	Discussion sur les limites de la généralisation entre les fréquences	98
5.4	Conclusion.....	99
6	Conclusion Générale	101
	Bibliographie	104

Liste des figures

Figure 2.1 Différents types de propagation dans les mines souterraines.

Figure 2.2 Sondeur de canal dans le domaine fréquentiel.

Figure 2.3 Types d'évanouissements dans les communications sans fil.

Figure 2.4 Illustration du system MIMO Massif.

Figure 2.5 Modèle 3D d'une mine souterraine.

Figure 3.1 Plan de la galerie minière.

Figure 3.2 (a) Schéma du sondeur de canal, (b) Photo du système de mesure.

Figure. 3.3 Analyseur de réseaux ANRITSU MS4647A.

Figure 3.4 Système Radio sur fibre.

Figure 3.5 Illustration de la table Velmex 3D.

Figure 3.6 VXM-4 contrôleurs.

Figure 3.7 Antenne corne guide d'ondes RW28HORN20A.

Figure 3.8 (a) Gain de l'antenne. (b) Rayonnement de l'antenne dans les plans H et E.

Figure 3.9 (a) Photo de l'antenne omnidirectionnelle. (b) Diagramme du paramètre S11.

Figure 3.10 Cable coaxial.

Figure 3.11 Organigramme de l'acquisition automatique des données.

Figure 4.1 (a) Modèle d'affaiblissement log-distance pour les mesures LOS. (b) Modèle d'affaiblissement multi-pentes pour les mesures LOS. (c) Modèle d'affaiblissement log-distance pour les mesures LOS et NLOS. (d) Modèle d'affaiblissement multi-pentes pour les mesures LOS et NLOS.

Figure 4.2 PDPs normalisés mesurés à partir de Rx25 à 1 m et 40 m.

Figure 4.3 RMS Delay Spread en fonction de la distance Tx-Rx.

Figure 4.4 CDF du RMS Delay Spread.

Figure 4.5 Largeur de bande de cohérence à différents niveaux de corrélation. (a) 50%. (b) 70%. (c) 90%.

Figure 4.6 CDFs de la largeur de bande de cohérence à un niveau de corrélation de 0,5, 0,7 et 0,9.

Figure 4.7 CDF des écarts de valeurs singulières (dB) en cas d'utilisation de 2, 4, 6 et 8 utilisateurs.

Figure 4.5 CDFs de la capacité de débit total pour différents nombres d'utilisateurs à SNR=10dB.

Figure 4.6 Capacité moyenne pour différents SNR et différents nombres d'utilisateurs.

Figure 4.7 Capacité totale pour différents nombres d'éléments de BS et d'utilisateurs.

Figure 5.1 Schéma bloc du modèle DNN.

Figure 5.2 Résultats de l'affaiblissement du trajet à 28 GHz ajustés avec les modèles Log-distance et multi-pentes.

Figure 5.3 Importance relative des caractéristiques du modèle DNN.

Figure 5.4 Structure du modèle DNN pour l'affaiblissement du trajet.

Figure 5.5 Valeurs mesurées et prédites de l'affaiblissement du trajet. (a) Modèle DNN. (b) Modèle log-distance. (c) Modèle multi-pentes.

Figure 5.4 Procédure de généralisation du modèle DNN.

Figure 5.5 Schéma block du cGAN.

Figure 5.6 Affaiblissement mesuré et prédit à 38 GHz. (a) Étape 1. (b) Étape 2. (c) Étape 3.

Figure 5.7 PDF des différentes étapes de généralisation. (a1) 26 GHz-Étape 1. (b1) 26 GHz-Étape 2. (c1) 26 GHz-Étape 3. (a2) 38 GHz-Étape 1. (b2) 38 GHz-Étape 2. (c2) 38 GHz-Étape 3.

Liste des tableaux

Tableau 3.1 Paramètres de mesure.

Tableau 4.1 Paramètres des modèles d'affaiblissement du trajet.

Tableau 4.2 Valeurs significatives de la largeur de bande de cohérence.

Tableau 4.3 Amélioration de la capacité Massive MIMO dans différents environnements.

Tableau 5.1 Paramètres des modèles d'affaiblissement empiriques.

Tableau 5.2 Hyperparamètres du Modèle DNN.

Tableau 5.3 Comparaison de la précision de prédiction, Modèles classiques Vs DNN.

Tableau 5.4 Hyperparamètres du Modèle cGAN.

Tableau 5.5 Comparaison des Performances de Prédiction aux Différentes Étapes de Généralisation.

Abréviations

3D	Three-Dimensional
3GPP	3rd Generation Partnership Project
4G	Fourth Generation
5G	Fifth Generation
5GCM	5G Channel Model
ADC	Analog-to-Digital Converter
ANN	Artificial Neural Network
BS	Base Station
CDF	Cumulative Distribution Function
CIR	Channel Impulse Response
cGAN	Conditional Generative Adversarial Network
CMR-15	World Radiocommunication Conference 2015
CTF	Channel Transfer Function
DNN	Deep Neural Network
EL	Espace Libre
IA	Intelligence Artificielle
LRTCS	Laboratoire de Recherche Télébec en Communications Souterraines
LOS	Line of Sight
LTE	Long-Term Evolution
MAE	Mean Absolute Error
MiWEBA	Millimeter-Wave Evolution for Backhaul and Access
MIMO	Multiple-Input Multiple-Output
MLP	Multi-Layer Perceptron
mmWave	Millimeter Wave

MSE	Mean Squared Error
MU	Multi-User
NLOS	Non-Line of Sight
OFDM	Orthogonal Frequency-Division Multiplexing
PC	Personal Computer
PDF	Probability Density Function
PDP	Power Delay Profile
PLE	Path Loss Exponent
PN	Pseudo-Noise
RFoF	Radio over Fiber
RBF	Radial Basis Function
RMSE	Root Mean Squared Error
RMS	Root Mean Square
SISO	Single-Input Single-Output
SNR	Signal-to-Noise Ratio
SVS	Singular Value Spread
UWB	Ultra-Wideband
UIT	Union Internationale des Télécommunications
URA	Uniform Rectangular Array
VNA	Vector Network Analyzer
WBAN	Wireless Body Area Network
WSSUS	Wide-Sense Stationary Uncorrelated Scattering
XGBoost	eXtreme Gradient Boosting

Symboles

PL	Affaiblissement du trajet.
dB	Décibel.
P_T	Puissance de transmission.
P_R	Puissance de réception.
d	Distance.
d_0	Distance de référence.
n	Exposant de perte de propagation.
X_σ	Variable aléatoire représentant l'effet de l'ombrage (shadowing).
$h(t, \tau)$	Réponse impulsionnelle du canal.
$a_i(t, \tau)$	Amplitude du i -ème chemin.
f_c	Fréquence porteuse.
$\tau(t)$	Délai du i -ème chemin.
$\varphi_i(t, \tau)$	Phase du i -ème chemin.
$\delta(\tau - \tau_i(t))$	Fonction delta de Dirac.
$h(\tau)$	Réponse impulsionnelle du canal en fonction du délai.
θ_i	Phase du i -ème chemin.
$S_{21}(f)$	Paramètre de transmission en fonction de la fréquence.
$H(f)$	Fonction de transfert du canal.
$H_{sys}(f)$	Fonction de transfert du système.
$S_{ref21}(f)$	Paramètre de transmission de référence.
$H_{sys}(f)$	Fonction de transfert de référence.
N_f	Nombre de fréquences.
f_k	Fréquence k -ème.
PL_0	Perte de propagation à la distance de référence.

d_{bp}	Distance de rupture (breakpoint distance).
d_{LOS}	Distance en ligne de vue (Line-of-Sight distance).
n_1, n_2, n_3	Exposants de perte de propagation pour différentes distances.
$X_{\sigma_1}, X_{\sigma_2}, X_{\sigma_3}$	Variabes aléatoires représentant l'effet de l'ombrage pour différentes distances.
$P(\tau_k)$	Puissance du k -ème chemin.
τ_{rms}	Délai RMS (Root Mean Square delay spread).
$R_{HH}(q)$	Fonction d'autocorrélation du canal.
B_c	Bande de cohérence.
$y[k]$	Signal reçu.
$H[k]$	Réponse en fréquence du canal.
$x[k]$	Signal transmis.
$n[k]$	Bruit.
U, Σ, V	Matrices de décomposition en valeurs singulières (SVD).
κ	Nombre de conditionnement.
σ_i	Valeurs singulières.
C	Capacité du canal.
I_{NR}	Matrice identité de taille NR .
ρ	Rapport signal sur bruit (SNR).
N_T	Nombre d'antennes d'émission.
N_R	Nombre d'antennes de réception.
C_b	Capacité du canal en bande limitée.
\bar{x}_i	Valeur normalisée de x_i .
x_{train}	Données d'entraînement.

CHAPITRE 1

Introduction

1.1 Motivation

Au cours de son histoire, l'industrie minière a connu plusieurs révolutions industrielles qui lui ont permis d'augmenter la productivité et la sécurité de la main-d'œuvre. À l'ère des mégadonnées et de l'intelligence artificielle, elle aborde une phase de son développement qui rend possible une interaction constante entre les différents équipements et un accès continu aux données qu'ils génèrent [1]. Cet accès aux données en temps réel dépend en grande partie de la fiabilité de l'infrastructure de communication. De plus, les futures mines souterraines requièrent de nouvelles installations, telles que des véhicules autonomes, des machines entièrement télécommandées et des centres de traitement et de calcul souterrains [1]. Ces nouvelles installations nécessiteront un système de communication fiable qui assure plus de bande passante et un débit de données plus élevé.

Le canal de propagation constitue un élément incontournable dans la conception des systèmes de communication. Une compréhension approfondie de ses caractéristiques est indispensable pour garantir le déploiement efficace des systèmes de communication dans des environnements spécifiques. Un modèle de canal traduit la manière dont l'environnement de propagation modifie et déforme les signaux radio, fournissant ainsi une représentation des interactions subies par le signal radio au sein du canal de propagation. Ainsi, un modèle de canal précis contribue à la conception, à prévoir et à comparer les performances des nouveaux

systèmes de communication sans fil dans des conditions réelles. Cependant, des environnements complexes comme les mines souterraines sont souvent des terrains qui changent très rapidement et qui contiennent des structures irrégulières, des surfaces d'absorption ou des obstacles inévitables. La propagation radio dans ces environnements complexes est souvent confrontée à des défis spécifiques, tels qu'une atténuation prononcée, des évanouissements significatifs ou des interférences importantes. Ces contraintes justifient l'intérêt d'étudier les caractéristiques du canal de propagation dans les mines souterraines et de développer des modèles de canal adaptés pour une prédiction précise de la propagation.

1.2 Problématique de recherche

Le secteur minier, en pleine transition technologique, adopte des systèmes 4G et LTE pour les environnements souterrains et déploie rapidement des outils et applications innovants tels que la télémétrie, les capteurs sans fil et l'exploitation à distance. Ces solutions visent à renforcer la sécurité, optimiser la productivité et améliorer les performances financières [2]. Leur succès repose toutefois sur une connectivité fiable, essentielle pour soutenir l'automatisation et l'échange efficace des données. Comparée à d'autres technologies sans fil, la 5G offre des avantages significatifs en termes de couverture, de fiabilité et de sécurité, tout en répondant aux besoins spécifiques des machines opérant dans une même zone et partageant des informations. Conçue pour gérer simultanément l'échange de données entre de nombreux appareils, cette technologie supporte d'importants volumes de données tout en garantissant une qualité de réseau optimale.

La 5G apporte des avantages majeurs aux travailleurs sous terre, leur permettant d'utiliser le réseau sans fil sans affecter la sécurité ni les performances des machines connectées. Cela améliore non seulement leur efficacité, mais aussi leurs conditions de

travail. Comparée à la 4G, la 5G représente une avancée significative, avec des vitesses de transmission 10 à 100 fois supérieures [2] et une latence nettement réduite. Cette latence minimale permet des communications quasi-instantanées, où les dispositifs connectés interagissent plus rapidement que la perception humaine, révolutionnant ainsi les processus industriels à l'échelle mondiale.

Parmi plusieurs technologies clés permettant l'accès à la 5G, on s'intéresse aux ondes millimétriques (mmWave, *Millimeter-Wave*) et aux systèmes MIMO (Multiple-Input Multiple-Output) Massifs. Le spectre des fréquences radio est une ressource limitée et des bandes de fréquence suffisamment larges ne sont pas disponibles dans le spectre au-dessous de 6 GHz. Ainsi, de nouvelles bandes sont actuellement étudiées, notamment le spectre au-delà de 24 GHz. En 5G, les bandes de fréquences utilisées peuvent avoir une large gamme de fréquences centrales allant de moins de 1 GHz à 100 GHz [3]. Les caractéristiques distinctes de la propagation à haute fréquence impliquent que les technologies clés utilisées à des fréquences plus basses ne peuvent pas être directement appliquées dans les communications aux ondes millimétriques. D'où la nécessité à étudier la modélisation et les caractéristiques du canal minier souterrain aux bandes millimétriques afin d'avoir une bonne compréhension de la propagation du signal à ces fréquences.

Il est bien connu que la transmission de signaux à des longueurs d'onde plus courtes, comme dans le cas des ondes millimétriques, permet de réduire la taille des antennes en raison de considérations physiques. En tirant parti de cette taille plus compacte, le MIMO Massif offre la possibilité d'utiliser un grand nombre d'éléments d'antenne simultanément, ce qui permet d'implémenter une technique de transmission très performante, appelée formation de faisceau (beamforming) [4]. Récemment, la technologie MIMO Massive a séduit de

nombreux chercheurs en raison de sa capacité prometteuse à améliorer considérablement l'efficacité spectrale, l'efficacité énergétique et la robustesse du système.

D'autre part, les techniques d'intelligence artificielle (IA) sont considérées comme un facteur décisif pour l'avenir des communications sans fil, en raison de l'augmentation rapide du nombre d'appareils connectés et de l'émergence de services verticaux innovants, caractérisés par des exigences de performance hétérogènes et strictes [5]. Contrairement aux approches conventionnelles, les modèles de propagation basés sur l'IA sont particulièrement adaptés aux environnements complexes et évolutifs, tels que les mines souterraines, grâce à leur capacité à généraliser efficacement sur des environnements similaires et à d'autres fréquences. Par conséquent, il est nécessaire d'étudier comment les ondes millimétriques combinées au système MIMO Massif se comportent dans une mine souterraine et comment l'IA jouera un rôle essentiel dans la modélisation des canaux 5G souterrains.

1.3 Objectif de la recherche

Le but principal de cette étude est de développer une compréhension de l'environnement de propagation dans les mines souterraines et de la performance de la 5G dans ce contexte. Les informations obtenues peuvent être utilisées pour produire un ensemble de lignes directrices pour éclairer la conception et l'installation de la 5G dans un environnement de propagation confiné. Pour atteindre cet objectif global, plusieurs sous-objectifs doivent être réalisés, comme suit :

- ✓ *Développer un sondeur de canal adapté* : Concevoir un système de mesure performant et précis, capable de collecter des données sur la propagation MIMO Massif à ondes millimétriques dans l'environnement minier, en tenant compte des contraintes spécifiques de ce milieu complexe.

- ✓ *Analyser les caractéristiques de propagation* : Réaliser des mesures extensives pour étudier les phénomènes de propagation spécifiques aux mines souterraines et proposer des modèles de propagation empiriques simples et flexibles.
- ✓ *Identifier le meilleur algorithme d'intelligence artificielle* : Déterminer les approches les plus adaptées, notamment en apprentissage profond, pour la modélisation précise des canaux de propagation.
- ✓ *Généraliser le modèle IA* : Proposer des méthodes permettant au modèle basé sur l'IA de s'adapter efficacement à des environnements similaires ou à d'autres fréquences.

1.4 Portée de l'étude

Cette étude se concentre sur la caractérisation et la modélisation du canal de propagation dans une mine souterraine pour un système MIMO Massif utilisant des ondes millimétriques. De plus, des techniques d'intelligence artificielle sont exploitées pour concevoir un modèle généralisable adapté à l'environnement minier. Dans le cadre de cette étude, les hypothèses suivantes sont considérées :

- ✓ *Environnement quasi-stationnaire* : Pendant les campagnes de mesures, l'environnement minier est supposé rester stable, sans changements significatifs.
- ✓ *Fréquences étudiées* : Les fréquences ciblées appartiennent à la bande millimétrique, soit 26 GHz, 28 GHz et 38 GHz, avec une bande passante de 800 MHz.
- ✓ *Système MIMO virtuel* : Le système étudié utilise un seul élément d'antenne de chaque côté de la communication, déplacé successivement pour reconstituer un système MIMO complet.

1.5 Méthodologie

Dans le but de répondre aux questions de recherches et aux objectifs de notre projet, nous avons suivi le plan de recherche suivant :

- ✓ *État de l'art* : Une étude approfondie de la littérature scientifique a été réalisée pour identifier les techniques de caractérisation et de modélisation des canaux de propagation souterrains les plus pertinentes. Cette étape nous a permis de définir le cadre théorique de notre travail et d'identifier les lacunes existantes.
- ✓ *Conception et réalisation du système de mesure* :
 - *Sondeur de canal* : Un sondeur de canal a été développé en utilisant un analyseur de réseau vectoriel (VNA). Des solutions ont été proposées pour réduire les pertes importantes dans le câblage du système. Ces améliorations ont permis d'étendre la portée du système de mesure, surmontant ainsi les limites des études antérieures au sein de notre Laboratoire de Recherche Télébec en Communications Souterraines (LRTCS).
 - *Automatisation* : Le système de mesure a été entièrement automatisé grâce à un contrôle à distance du VNA et de la table de positionnement des antennes, permettant ainsi de collecter un grand volume de données de manière efficace.
- ✓ *Campagnes de mesures et caractérisation du canal* : Des campagnes de mesures ont été menées dans une mine souterraine réelle. Les données collectées ont permis de caractériser le canal de propagation en termes d'affaiblissement du trajet (*Path Loss*), d'étalement de délai (*RMS Delay Spread*), de bande de cohérence et

de capacité du canal. Des modèles de propagation simples et flexibles sont également proposés pour prédire l'affaiblissement du trajet.

✓ *Modélisation par apprentissage automatique :*

- Sélection des algorithmes : Plusieurs algorithmes d'apprentissage profond et d'apprentissage automatique ont été évalués afin de sélectionner les modèles les mieux adaptés à notre problème. Les critères de sélection ont porté sur la précision, la vitesse d'apprentissage et la généralisation.
- Entraînement et validation : Les modèles sélectionnés ont été entraînés et validés sur les données collectées pour évaluer leurs performances.
- Généralisation : Des tests ont été effectués pour évaluer la capacité des modèles à prédire l'affaiblissement du trajet à d'autres fréquences, sans nécessiter de nouvelles campagnes de mesures exhaustives.

1.6 Contributions

Cette thèse apporte des contributions significatives au domaine des communications sans fil dans les environnements miniers souterrains. À notre connaissance, ce travail est le premier à caractériser expérimentalement les canaux MIMO Massif à large bande en ondes millimétriques dans de telles conditions complexes. Les principales contributions sont les suivantes :

- Un système de mesure innovant a été développé, utilisant la technologie radio sur fibre (RFoF), qui nous a permis d'étendre considérablement la portée des mesures jusqu'à une centaine de mètres. Ce sondeur nous a permis d'obtenir une caractérisation plus précise et plus complète des canaux de propagation dans les environnements miniers, en tenant compte des conditions réelles de déploiement.

- Afin d'accélérer le processus de collecte de données et d'améliorer la reproductibilité des résultats, nous avons mis en place un système de mesure entièrement automatisé. Cette automatisation a été essentielle pour mener des campagnes de mesures MIMO Massif à grande échelle.
- Une étude approfondie du canal MIMO Massif à large bande en ondes millimétriques dans une mine souterraine a été réalisée. Cette étude comprend une analyse détaillée de la perte de propagation à grande échelle, de la dispersion temporelle, de la sélectivité fréquentielle, de l'étalement des valeurs singulières (SVS) et de la capacité du canal.
- Un nouveau modèle de prédiction de la perte de propagation basé sur les réseaux de neurones profonds (DNN) a été développé. Ce modèle tire parti des caractéristiques uniques des systèmes MIMO Massif pour prédire avec précision la perte de propagation dans les environnements miniers souterrains, offrant ainsi des performances supérieures aux modèles empiriques traditionnels.
- Un modèle de perte de propagation généralisé à plusieurs étapes a été proposé pour prédire la perte de propagation à d'autres fréquences (26 GHz et 38 GHz) avec un nombre limité de mesures supplémentaires. Ce modèle, combiné à des techniques d'augmentation de données, permet des prédictions robustes et précises.

Ces contributions fournissent des informations fondamentales sur les caractéristiques de propagation des signaux en ondes millimétriques dans les mines souterraines, ouvrant ainsi la voie à la conception et au déploiement de systèmes de communication sans fil avancés dans ces environnements difficiles.

1.7 Publications

- ✓ S. E. Hadji, M. Nedil, "Machine Learning-Based Underground Mine Path Loss Prediction Using mm-Wave Massive MIMO Measurements," submitted to *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*.
- ✓ S. E. Hadji, M. Nedil, M. L. Seddiki and I. B. Mabrouk, "Millimeter-Wave Massive MU-MIMO Performance Analysis for Private Underground Mine Communications," in *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, vol. 72, no. 2, pp. 1792-1803, Feb. 2024, doi: 10.1109/TAP.2023.3340301.
- ✓ S. E. Hadji and M. Nedil, "Machine Learning Based Delay Spread Prediction in Underground Mine," submitted to *2025 IEEE International Symposium on Antennas and Propagation and INC/USNC-URSI Radio Science Meeting (AP-S/INC-USNC-URSI)*, Ottawa, Canada, 2025.
- ✓ S. E. Hadji and M. Nedil, "CNN-Based Path Loss Modeling for Massive MIMO System in Underground Mine Scenario," *2024 IEEE International Symposium on Antennas and Propagation and INC/USNC-URSI Radio Science Meeting (AP-S/INC-USNC-URSI)*, Firenze, Italy, 2024, pp. 1849-1850, doi: 10.1109/AP-S/INC-USNC-URSI52054.2024.10686416.
- ✓ S. E. Hadji, M. Nedil, M. L. Seddiki and I. B. Mabrouk, "Path Loss Analysis for Array Antenna systems in Underground Mine at 3.5GHz," *2023 IEEE International Symposium on Antennas and Propagation and USNC-URSI Radio Science Meeting (USNC-URSI)*, Portland, OR, USA, 2023, pp. 445-446, doi: 10.1109/USNC-URSI52151.2023.10238272.

- ✓ S. E. Hadji, M. Nedil, M. L. Seddiki and I. Ben Mabrouk, "Massive MIMO Channel Delay Spread Characteristics in Underground Mine Environment at 3.5 GHz," *2022 IEEE International Symposium on Antennas and Propagation and USNC-URSI Radio Science Meeting (AP-S/URSI)*, Denver, CO, USA, 2022, pp. 313-314, doi: 10.1109/AP-S/USNC-URSI47032.2022.9886248.
- ✓ S. E. Hadji, M. Nedil, M. L. Seddiki and I. B. Mabrouk, "Wideband Indoor Channel characterization of Massive MIMO System at 3.5 GHz," *2021 IEEE International Symposium on Antennas and Propagation and USNC-URSI Radio Science Meeting (APS/URSI)*, Singapore, Singapore, 2021, pp. 655-656, doi: 10.1109/APS/URSI47566.2021.9704661.

1.8 Structure de la thèse

Le présent chapitre consiste en une introduction décrivant le contexte et l'objectif du travail ainsi que la motivation et l'organisation du document. Le chapitre suivant (chapitre 2) présente une revue de la littérature et des travaux antérieurs. Il se concentre sur les thèmes qui seront abordés dans le cadre de notre projet de recherche. En outre, il décrit les principaux phénomènes influençant un canal de transmission dans une mine, tout en mettant en évidence les axes de recherche encore inexplorés. Le troisième chapitre décrit la méthodologie expérimentale, les procédures de mesures, l'environnement et les équipements utilisés. Le quatrième chapitre présente des résultats portant sur la caractérisation du canal MU-Massive MIMO à 28 GHz basée sur des mesures réalisées dans la mine Lamaque, Val D'or. Il inclut également une analyse des résultats pour la caractérisation dans l'environnement étudié. Le cinquième chapitre présente la modélisation du canal minier en utilisant l'algorithme d'apprentissage profondi DNN, ainsi que la solution multi-source proposée pour

généraliser le modèle à d'autres fréquences sans nécessiter de nouvelles campagnes de mesures étendues. Enfin, le dernier chapitre présente une conclusion générale, en formulant des recommandations et des perspectives pour les travaux futurs.

CHAPITRE 2

Revue de la littérature

2.1 Introduction

La Mine 4.0, ou mine intelligente, marque une nouvelle ère dans l'industrie minière, caractérisée par l'adoption des technologies de la quatrième révolution industrielle. L'Internet des Objets (IoT), en connectant les équipements miniers via Internet, joue un rôle central dans cette transformation [6]. Par rapport aux normes 4G/LTE, la 5G offre des avancées majeures, telles qu'une capacité accrue pour un plus grand nombre d'utilisateurs, un support renforcé pour l'IoT, et des applications immersives comme la réalité virtuelle et augmentée, particulièrement adaptées aux environnements industriels [7].

Cependant, les environnements souterrains, comme les mines, posent des défis uniques à la propagation des signaux radio. La géométrie complexe des tunnels, la composition des matériaux environnants et les multiples obstacles modifient significativement les mécanismes de propagation, rendant leur modélisation particulièrement complexe [8]. Dans ce contexte, les technologies des ondes millimétriques et MIMO Massif se distinguent comme des solutions prometteuses. Néanmoins, leur intégration dans des environnements confinés nécessite une caractérisation précise des canaux et le développement de modèles adaptés pour répondre aux exigences croissantes des systèmes 5G.

Ce chapitre présente une revue de la littérature sur la caractérisation et la modélisation des canaux de propagation. Après une analyse des mécanismes fondamentaux de la propagation dans les environnements souterrains, incluant l'effet guide d'ondes, les réflexions multiples et la diffraction, les principales techniques de mesure des canaux, qu'elles soient temporelles ou fréquentielles, sont discutées. Les approches de modélisation empiriques et déterministes sont ensuite examinées, en mettant en lumière leurs forces et limitations. Enfin, les contributions récentes dans l'utilisation des ondes millimétriques, MIMO Massif, et de l'intelligence artificielle dans la modélisation des canaux sont explorées, et une analyse critique des lacunes actuelles de la recherche souligne les contributions prévues de cette thèse.

2.2 Mécanismes de propagation dans les mines souterraines

Les environnements miniers souterrains présentent des particularités uniques qui influencent la propagation des signaux radio. Contrairement aux environnements extérieurs ou urbains, les tunnels souterrains créent des conditions de propagation complexes en raison de leur géométrie, de la composition des matériaux environnants et des effets environnementaux spécifiques [9]. Ces facteurs combinés modifient les mécanismes de propagation des ondes électromagnétiques et imposent des défis pour la modélisation des canaux radio [8]. La figure 4.1 représente les différents types de propagations dans les mines souterraines.

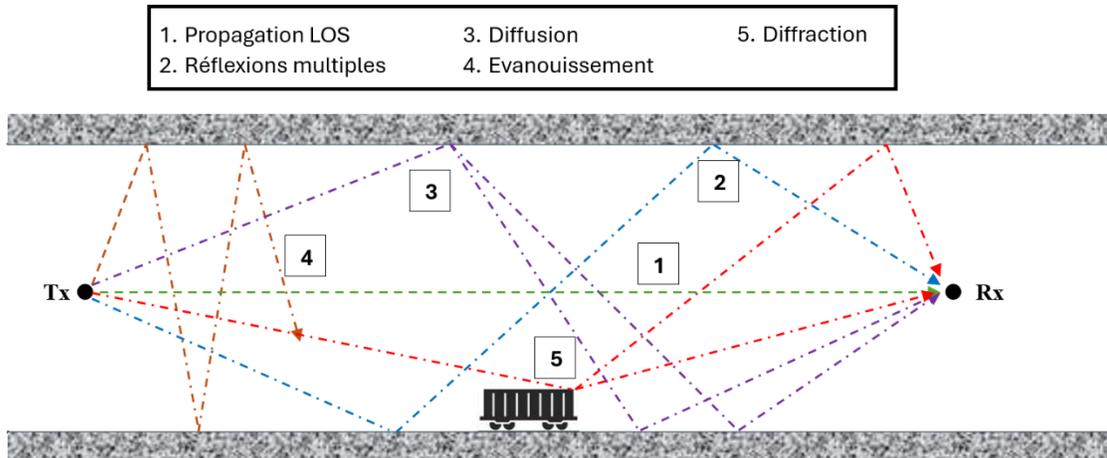


Figure 2.1 Différents types de propagation dans les mines souterraines.

2.2.1 Effet guide d'ondes

Les tunnels souterrains, de par leur forme et dimensions, se comportent comme des guides d'ondes naturels [10]. Cette propriété peut favoriser la propagation des signaux sur de longues distances en limitant les pertes, notamment dans les scénarios en visibilité directe (LOS). Cependant, la dispersion des signaux à travers les tunnels engendre des variations dans la puissance reçue, particulièrement dans les scénarios de non-visibilité directe (NLOS).

2.2.2 Effet des réflexions multiples

Les parois des tunnels, souvent irrégulières et rugueuses, provoquent des réflexions multiples des ondes radio, donnant lieu à des chemins multiples (multipath). Ces derniers peuvent interférer de manière constructive ou destructive, affectant ainsi le signal reçu. Les caractéristiques des parois, telles que la rugosité ou la composition minérale (par exemple, la présence de quartz ou de minerais conducteurs), jouent un rôle clé dans l'amplification du phénomène multi-trajets en augmentant la diffusion des ondes. Cela entraîne des variations rapides de l'amplitude et de la phase du signal, un phénomène connu sous le nom d'atténuation à petite échelle (small-scale fading) [11].

2.2.3 Effet de la diffraction

Les coins, intersections, et obstacles présents dans les tunnels génèrent des phénomènes de diffraction. Ces phénomènes permettent aux ondes de contourner les obstacles, ce qui peut améliorer la couverture dans les scénarios NLOS [12]. Toutefois, la diffraction entraîne une forte atténuation, limitant ainsi significativement la puissance du signal reçu dans les zones couvertes par les ondes diffractées.

2.2.4 Influence de la perméabilité des roches

Les propriétés électromagnétiques des roches environnantes, telles que leur permittivité et conductivité, influencent la propagation des signaux [14]. Les roches hautement conductrices ou avec une forte permittivité peuvent entraîner une atténuation significative des signaux.

2.2.5 Effets de l'humidité

L'humidité, souvent élevée dans les environnements souterrains, modifie les propriétés électriques des matériaux environnants [13]. Elle peut augmenter la conductivité des parois, entraînant une atténuation accrue des signaux. De plus, la présence de gouttelettes ou de condensation dans l'air peut également contribuer à la diffusion des ondes. L'humidité élevée peut également affecter les performances des antennes et autres équipements électroniques, nécessitant souvent une protection spécifique contre la corrosion [13].

2.3 Techniques de sondage des canaux de transmission

Les techniques de sondage ou de mesures des canaux de transmission sont essentielles pour caractériser les propriétés physiques et statistiques des canaux radio [15]. Elles permettent de collecter des données précises pour analyser les interactions complexes entre les signaux électromagnétiques et leur environnement de propagation. Ces mesures peuvent

être réalisées dans le domaine temporel ou fréquentiel, chacune offrant des avantages distincts selon les besoins de précision, les contraintes matérielles, et les scénarios d'application.

2.3.1 Mesures dans le domaine temporel

Les sondeurs de canal opérant dans le domaine temporel génèrent la réponse impulsionnelle du canal (CIR, *Channel Impulse Response*) en excitant le canal avec des impulsions courtes ou des séquences pseudo-aléatoires (PN, *Pseudo-Noise*) [16]. À l'émetteur (Tx), ces séquences excitent le canal, tandis que le signal reçu est enregistré à l'aide d'un oscilloscope rapide au récepteur (Rx). La corrélation croisée entre le signal transmis et le signal reçu est utilisée pour obtenir la CIR. Une des techniques les plus courantes, appelée corrélation glissante, consiste à utiliser deux séquences PN identiques mais légèrement déphasées. Ce procédé améliore le rapport signal sur bruit (SNR, *Signal-to-Noise-Ratio*) grâce au gain de traitement tout en permettant une compression efficace des impulsions [17]. Par ailleurs, les sondeurs temporels récents, comme ceux basés sur des convertisseurs analogiques-numériques (ADC, *Analog-to-Digital Converter*) rapides, permettent de réaliser des mesures en large bande sans nécessiter une copie exacte du signal transmis, ce qui simplifie le traitement des données.

Les sondeurs temporels sont particulièrement adaptés aux environnements extérieurs ou dynamiques, où il est nécessaire d'acquérir rapidement un grand nombre d'échantillons. Cependant, leur bande passante et leur vitesse d'échantillonnage dépendent fortement des limitations matérielles [18]. Pour garantir une synchronisation précise entre les côtés Tx et Rx, des horloges rubidium sont souvent utilisées, bien que des solutions économiques, comme des connexions câblées, soient également disponibles [19].

2.3.2 Mesures dans le domaine fréquentiel

Les sondeurs fréquentiels mesurent la fonction de transfert du canal (CTF, *Channel Transfer Function*) en explorant une large gamme de fréquences avec des signaux sinusoïdaux ou multi-tons. L'analyseur de réseau vectoriel (VNA, *Vector Network Analyser*) est l'outil le plus couramment utilisé pour cette méthode [20]. Le VNA mesure le paramètre S_{21} , qui représente le coefficient de transmission entre une antenne d'émission et une antenne de réception. Ce balayage fréquentiel fournit une haute précision et une excellente résolution spectrale, avec la possibilité d'obtenir la réponse impulsionnelle via la transformation de Fourier [21]. La figure 2.2 illustre un exemple de sondeur de canal opérant dans le domaine fréquentiel, utilisé dans un environnement de mine souterraine.



Figure 2.2 Sondeur de canal dans le domaine fréquentiel.

L'un des principaux avantages des sondeurs fréquentiels est leur capacité à être calibrés pour corriger les effets des composants de mesure, comme les câbles ou les amplificateurs. De plus, leur simplicité d'utilisation et leur robustesse en font un choix populaire pour les environnements stationnaires, tels que les laboratoires ou les tunnels [22]. Cependant, ces dispositifs sont souvent limités aux environnements quasi-stationnaires en

raison du temps nécessaire pour balayer la bande de fréquences. La distance de mesure est également limitée par les pertes dans les câbles, bien que des solutions modernes, telles que l'utilisation de convertisseurs optiques en remplacement des câbles électriques, aient significativement amélioré la portée.

2.3.3 Critères de sélection des techniques de sondage

Le choix de la technique de mesure dépend de plusieurs facteurs, notamment les besoins en précision temporelle ou fréquentielle, les caractéristiques du canal (stationnaire ou dynamique), les contraintes environnementales, et les ressources disponibles. Les mesures dans le domaine temporel sont particulièrement adaptées aux environnements dynamiques et extérieurs grâce à leur capacité à enregistrer rapidement des données sur des bandes passantes limitées. En revanche, les mesures dans le domaine fréquentiel, en particulier avec des VNA, sont privilégiées dans les environnements confinés ou quasi-stationnaires, où la précision spectrale et la simplicité de calibration sont cruciales [22].

Dans le cadre de cette étude, l'approche fréquentielle a été retenue en raison de la disponibilité du matériel requis dans notre laboratoire (LRTCS) et de sa capacité à fournir des données fiables et détaillées, notamment pour une large bande passante de 800 MHz. De plus, l'environnement minier lors de la campagne de mesure étant considéré comme quasi-stationnaire, en raison des contraintes liées à la réalisation de mesures pendant les opérations minières, cette méthode s'est avérée particulièrement adaptée. Elle permet également une calibration rigoureuse, garantissant que les mesures reflètent fidèlement les caractéristiques du canal de propagation, tout en minimisant l'impact des imperfections des composants du système.

2.4 Modèle de propagation pour le canal sans fil

Le modèle de propagation d'un canal sans fil est essentiel pour la conception, la simulation et la planification des systèmes de communication sans fil [23]. Il permet également de comprendre les caractéristiques fondamentales des canaux sans fil, telles que les statistiques d'évanouissement d'amplitude, la fonction de diffusion, ou encore l'étalement temporel. Ces modèles jouent un rôle crucial pour convertir ces propriétés mathématiques en simulations génériques et paramétrables, adaptées à des applications spécifiques [24].

Les modèles de canaux sont utilisés principalement dans deux contextes :

- a) *Conception et test de systèmes sans fil* : Des modèles simples sont nécessaires pour refléter les propriétés essentielles des canaux de propagation ayant un impact direct sur la performance des systèmes [25]. Ces modèles, souvent paramétriques, permettent une description simplifiée de la réponse impulsionnelle du canal. Leur simplicité facilite leur mise en œuvre par les concepteurs pour des tests de performance ou des approbations de type.
- b) *Optimisation des réseaux sans fil* : Les concepteurs de réseaux cherchent à optimiser des paramètres tels que les emplacements des stations de base (BS, *Base Station*) ou d'autres caractéristiques du réseau, idéalement via des simulations informatiques plutôt que des tests sur le terrain [26]. Dans ce cadre, des modèles spécifiques aux localisations, exploitant des informations géographiques, sont particulièrement utiles. Ces modèles doivent cependant être robustes face aux erreurs dans les bases de données géographiques.

2.4.1 Modèle de canal empirique

Les modèles empiriques reposent sur des campagnes de mesures réalisées dans divers environnements, à l'aide de configurations variées d'émetteurs et de récepteurs. Ces mesures fournissent des données représentatives des conditions de propagation, mais leur généralisation reste limitée par la difficulté d'effectuer des campagnes exhaustives pour tous les scénarios possibles [27]. Les résultats de ces expériences sont modélisés en termes de cadres stochastiques, avec des relations mathématiques dérivées des données collectées. Bien que cette méthode soit robuste, elle nécessite des efforts importants en acquisition de données et ne couvre souvent qu'une région spécifique de l'environnement [28].

2.4.2 Modèle de canal déterministe

Les modèles déterministes utilisent des informations géographiques et environnementales pour résoudre de manière analytique ou approximative les équations de Maxwell [29]. Ces modèles permettent de prédire les réponses impulsionnelles du canal dans une localisation donnée. Bien que moins précis que les réponses mesurées sur site, ils ont l'avantage d'être générés par simulation, ce qui réduit les coûts et efforts associés aux campagnes de mesure. Les modèles déterministes, comme ceux basés sur le "*ray tracing*", permettent également d'isoler et d'analyser les différents mécanismes de propagation tels que la diffraction, la réflexion, et la diffusion [30]. Toutefois, ils impliquent un effort de calcul considérable et dépendent de la précision des bases de données environnementales et géographiques utilisées.

D'une manière générale, les modèles stochastiques sont principalement utilisés pour la conception et la comparaison des systèmes, tandis que les modèles déterministes sont privilégiés pour la planification des réseaux et le déploiement des systèmes. De plus, une

combinaison des approches déterministes et stochastiques peut améliorer l'efficacité des modèles [31].

Il est évident qu'aucun des modèles mentionnés ne peut garantir une précision parfaite. Il est donc essentiel d'établir un critère de précision satisfaisante, qui repose sur plusieurs considérations :

- *Perspectives scientifiques et techniques* : Du point de vue scientifique, toute imprécision est jugée insatisfaisante. Cependant, d'un point de vue technique, augmenter la précision au-delà d'un certain seuil devient inutile et coûteux, sans apporter de bénéfices significatifs.
- *Sources d'erreurs* : Les erreurs dans les méthodes de modélisation déterministes proviennent généralement des imprécisions des bases de données géographiques utilisées. Pour les modèles stochastiques, la précision est limitée par le nombre restreint de points de mesure et les éventuelles erreurs liées à la collecte de données [32]. Idéalement, les erreurs introduites par une méthode de modélisation devraient rester inférieures à celles dues à ces inexactitudes inévitables.
- *Critère pragmatique* : Les inexactitudes des modèles ne doivent pas modifier de manière significative la conception ou le plan de déploiement d'un système. Il appartient au concepteur de définir ce qui est considéré comme « significatif » dans un contexte donné.

2.5 Caractérisation du canal à partir d'une campagne de mesure

Quel que soit le système de communications sans fil, les signaux émis sont sujets à des phénomènes de pertes de puissance et à des évanouissements [33]. Les évanouissements

d'un canal à multi-trajets sont classifiés en deux types, l'évanouissement à grande échelle et l'évanouissement à petite échelle [23]. La figure 2.3 montre l'effet de l'atténuation du signal dans un environnement de propagation radio.

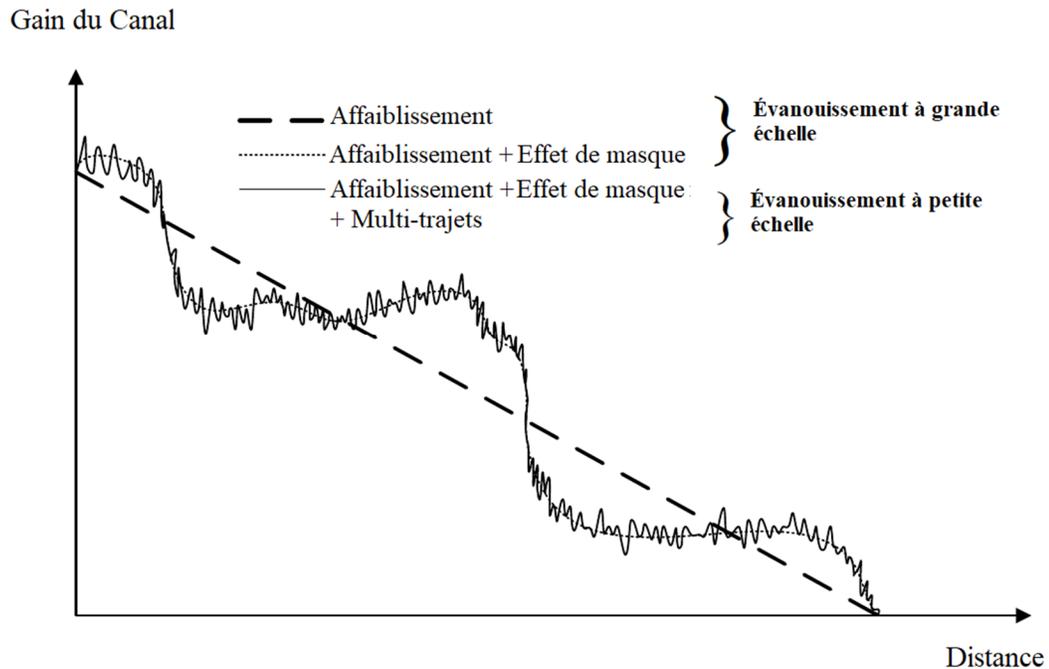


Figure 2.3 Types d'évanouissements dans les communications sans fil.

2.5.1 Évanouissement à grande échelle (*Large-scale Fading*)

Comme l'indique la figure 2.3, l'atténuation dans la propagation radio inclut l'affaiblissement du trajet et l'effet de masque (*Shadowing*). L'affaiblissement du trajet est dû à la séparation physique entre l'émetteur et le récepteur. L'effet de masque est la variation de la puissance reçue qui résulte de l'atténuation du signal due à des obstacles localisés entre l'émetteur et le récepteur [34].

2.5.2 Affaiblissement du trajet

L'affaiblissement du trajet est la réduction de la puissance d'une onde radioélectrique lorsqu'elle se propage dans le canal, qui est définie comme suit [35].

$$PL[dB] = 10 \log_{10} \frac{P_T}{P_R} \quad (2.1)$$

où P_T et P_R sont respectivement la puissance émise et la puissance reçue. Il est connu que l'affaiblissement du trajet peut être modélisée en fonction de la distance à l'aide de la relation suivante [36]:

$$\overline{PL(d)} = PL(d_0) + 10n \log \left(\frac{d}{d_0} \right) \quad (2.2)$$

Avec n étant l'exposant de l'affaiblissement de puissance, d est la distance qui sépare l'émetteur du récepteur et d_0 est la distance de référence déterminée par des mesures près de l'émetteur.

2.5.2.1 Effet de masque

L'effet de masque, influencé par la topologie générale du terrain (collines, reliefs, obstacles), se caractérise par une variation lente. Cet effet entraîne un affaiblissement du trajet qui peut être modélisé comme une variable aléatoire suivant une distribution log-normale [36] :

$$PL(dB) = \overline{PL(d)} + X_\sigma \quad (2.3)$$

Avec X_σ étant une variable aléatoire gaussienne de moyenne zéro, avec un écart type σ . L'effet de masque est ainsi représenté par une variable aléatoire log-normale, phénomène observé sur un grand nombre de points de mesure ayant une même distance entre l'émetteur et le récepteur.

En pratique, les valeurs des paramètres n (exposant de perte de propagation) et σ sont déterminées à partir de données de mesure en appliquant le principe de régression linéaire, afin de minimiser l'erreur entre les valeurs estimées et mesurées.

2.5.3 Évanouissements à petite échelle (*Small Scale Fading*)

Les variations à petite échelle d'un signal radio mobile sont directement liées à la réponse impulsionnelle du canal radio [37]. Cette dernière constitue une caractérisation à large bande du canal, intégrant toutes les informations nécessaires pour simuler et analyser tout type de transmission radio traversant ce canal. Cela s'explique par le fait que le canal radio peut être modélisé comme un filtre linéaire dont la réponse impulsionnelle varie au cours du temps [38]. Le comportement de filtrage du canal résulte de la somme des amplitudes et des délais associés à de multiples ondes arrivant à différents instants. La réponse impulsionnelle se révèle être une caractérisation précieuse du canal, car elle permet de prédire et de comparer les performances de divers systèmes de communication mobile ainsi que les largeurs de bande de transmission dans des conditions spécifiques au canal mobile.

La réponse impulsionnelle en bande de base du canal multi trajets peut être exprimée comme suit [39] :

$$h(t, \tau) = \sum_{i=0}^{N-1} a_i(t, \tau) \exp(j2\pi f_c \tau_i(t) + \varphi_i(t, \tau)) \delta(\tau - \tau_i(t)) \quad (2.4)$$

où $a_i(t, \tau)$ et $\tau_i(t)$ sont respectivement les amplitudes et les retards, , du composant multi-trajets i à l'instant t . Le terme de phase $(j2\pi f_c \tau_i(t) + \varphi_i(t, \tau))$ représente le déplacement de la phase due à la propagation dans l'espace libre de la i^{eme} composante multi-trajets, plus un déplacement de phase additionnel rencontré dans le canal.

Si la réponse impulsionnelle du canal est considérée comme invariante dans le temps, ou si elle est au moins stationnaire dans un intervalle de temps ou de distance, alors la réponse impulsionnelle peut être simplifiée comme suit [39] :

$$h(\tau) = \sum_{i=0}^{N-1} a_i \exp(-j\theta_i) \delta(\tau - \tau_i) \quad (2.5)$$

Pour comparer différents canaux multi-trajets et développer des directives générales pour les systèmes sans fil, il est essentiel d'utiliser des paramètres qui caractérisent de manière approximative le canal multi-trajets. Les phénomènes de propagation entraînent des dispersions temporelles, qui sont quantifiées à l'aide de deux paramètres principaux : l'écart de retard et la bande de cohérence. Ces mesures sont cruciales pour évaluer la performance des canaux dans des environnements de communication variés.

2.5.3.1 Écart de retard

Les paramètres du canal qui peuvent être déterminés à partir de la réponse impulsionnelle sont : l'excès de retard moyen (*Mean Excess Delay*), valeur efficace de l'écart de retard (*RMS delay spread*) et l'écart de l'excès de retard (*Excess Delay Spread*) [38].

Les propriétés dispersives dans le temps d'un canal multi-trajets large bande sont quantifiées par l'excès de retard moyen τ et la valeur efficace de l'écart de retard τ_{rms} qui est la racine de la moyenne du carré de l'écart de retard. Ces retards sont mesurés par rapport au premier signal détecté arrivant au récepteur à l'instant $\tau_0 = 0$. Les valeurs typiques τ_{rms} sont de l'ordre de la microseconde dans les canaux radio mobiles extérieurs et de l'ordre de la nanoseconde, pour les canaux radio interne (*indoor*) [40].

2.5.3.2 Bande de cohérence

L'écart de délai est un paramètre caractérisant le canal dans le domaine temporel. Pour caractériser le canal dans le domaine fréquentiel, on utilise la bande de cohérence [41]. La bande de cohérence et l'écart de délai RMS sont inversement proportionnels l'un par rapport à l'autre, la relation exacte entre eux est une fonction de la structure multi-trajets [41]. L'écart de délai est un phénomène naturel causé par les trajets de propagation reflétés et dispersés dans le canal radio, tandis que la bande de cohérence B_c est une relation dérivée de l'écart de

retard RMS. La bande de cohérence est une mesure statistique de bande de fréquence dans laquelle le canal peut être considéré comme plat (c'est-à-dire, un canal qui fait passer toutes les composantes spectrales avec un gain approximativement égal et une phase linéaire).

2.6 État de l'art des technologies clés pour la 5G : Ondes millimétriques, Massive MIMO et Intelligence Artificielle

2.6.1 Les ondes millimétriques pour la 5G

Les développements des communications sans fil via les technologies traditionnelles semblent rencontrer des contraintes en raison des bandes passantes limitées. Les demandes de transmission à haut débit et de services à haute intégrité ont augmenté rapidement dans les systèmes de communication sans fil de cinquième génération. La communication à ondes millimétriques est une technologie clé prometteuse pour répondre aux exigences de la 5G [42].

La communication par ondes millimétriques a suscité un intérêt croissant en raison de la large bande passante qu'elle offre, permettant de prendre en charge des débits de données de l'ordre du Gigabit par seconde (Gb/s) dans diverses applications de communication, telles que les réseaux cellulaires (hotspot et petites cellules), les communications sans fil (*fronthaul/backhaul*), les connexions internes, et les communications entre appareils, etc. [43].

Les premiers travaux se sont concentrés sur les bandes de 60 GHz en raison des énormes largeurs de bande sans licence. Au moins 5 GHz de bandes non licenciées sont disponibles globalement dans les bandes de 60 GHz. Par ailleurs, d'autres bandes de fréquences ont reçu l'attention de la communauté scientifique, telles que les bandes 11, 15, 28, 38, 45 et 73 GHz [44]. Divers organismes de normalisation, projets internationaux et groupes de recherche tels que 5GCM, 3GPP, METIS, MiWEBA, mmMAGIC et NYU

WIRELESS, ont pour objectif de proposer des modèles de canaux pour 6 GHz à 100 GHz [45]. En outre, l'Union Internationale des Télécommunications (UIT) a aussi identifié différentes bandes de fréquences dans la gamme de 24,25 à 86 GHz comme fréquences candidates pour la 5G lors de la Conférence Mondiale des Radiocommunications 2015 (CMR-15) [46].

Malgré leurs avantages, les ondes millimétriques présentent une forte atténuation de propagation par rapport aux fréquences inférieure à 6 GHz. De plus, à ces ondes millimétriques, l'absorption atmosphérique due à l'oxygène et à la vapeur d'eau est plus élevée, ce qui entraînera des pertes supplémentaires [47]. D'autres effets tels que la diffusion et la réflexion des surfaces ainsi que la perte de pénétration des matériaux et la diffraction deviennent plus importants en raison de la diminution de la longueur d'onde.

Les caractérisations de canaux aux ondes millimétriques sont nécessaires pour développer de nouvelles normes et modèles de canaux pour aider les équipes d'ingénierie dans la conception et la construction de systèmes. L'étude des ondes millimétriques a débuté dès 1989 [48], pour caractériser la perte de propagation à l'aide d'une antenne de station de base à basse hauteur dans des environnements de microcellules à une fréquence de 11 GHz. Au centre-ville de Denver, des canaux large bande sans visibilité directe (NLOS) à 9,6 GHz, 28,8 GHz et 57,6 GHz ont été mesurés [48]. Récemment, plusieurs études ont fait état de mesures expérimentales dans les bandes de fréquences des ondes millimétriques, telles que 28 GHz, 38 GHz, 60 GHz et 73 GHz [49-51] et [52-68]. Différentes campagnes de mesure ont été menées dans divers environnements de type tunnel, tels que les tunnels piétonniers [63], les terminaux d'aéroport [64, 65], les gares ferroviaires [66], les environnements de bureau [50] et les tunnels de métro [57, 60]. Toutefois, la propagation des ondes millimétriques dans les mines souterraines est relativement rare dans la littérature. Les études

précédentes sur les ondes millimétriques dans les mines souterraines se limitent à 60 GHz. Dans [67], une campagne de mesure a été réalisée à 60 GHz pour caractériser un canal MIMO 2 x 2 dans une mine souterraine à l'aide d'une antenne patch. Les auteurs se sont concentrés sur l'extraction de paramètres statistiques du canal de propagation, tels que l'affaiblissement du trajet (*Path Loss*), l'étalement du retard (*RMS delay spread*), le facteur K de Rician, la corrélation du canal et la capacité. Dans [55], des mesures à une entrée unique et sortie unique (*SISO, Single Input Single Output*) ont également été effectuées à 60 GHz dans deux galeries minières souterraines différentes. Les performances de la liaison LOS en termes d'exposant d'affaiblissement du trajet (*PLE, Path Loss Exponent*) et de capacité ont également été étudiées. Les résultats montrent que le PLE dans une galerie de mine souterraine est inférieur à la valeur en espace libre et que la capacité du canal dans un tunnel étroit est supérieure à celle d'un tunnel plus large. Les auteurs de [56] ont également réalisé une campagne de mesure similaire à 60 GHz, au cours de laquelle ils ont comparé les performances de la propagation SISO directionnelle à celles de la propagation MIMO directionnelle 2x2. L'étude révèle que le MIMO directionnel proposé possède une plus grande capacité à surmonter l'effet de l'obstruction du corps des mineurs. Toutefois, la distance maximale mesurée dans les études susmentionnées était limitée à 10 m en raison de contraintes liées au système de mesures. À de telles distances, la propagation se déroule presque en espace libre, sans qu'aucun effet de guide d'ondes ne se manifeste. Par conséquent, le canal de la mine souterraine n'a pas d'impact significatif sur la propagation du signal. Cependant, à notre connaissance, l'étude de propagation à des bandes millimétriques, précisément les bandes 26 GHz, 28 GHz et 38 GHz, dans l'environnement des mines souterraines n'a pas été rapportée dans la littérature.

2.6.2 Les systèmes MIMO-Massif pour la 5G

Les canaux à ondes millimétriques sont fortement influencés par les dimensions de l'environnement ainsi que par la présence d'obstacles physiques et de diffuseurs [50, 68]. Ces fréquences plus élevées subissent souvent des pertes importantes sur le trajet et nécessitent une ligne de vue dégagée entre l'émetteur et le récepteur. Par conséquent, les techniques MIMO massives ont la capacité de relever ces défis et d'améliorer considérablement l'efficacité spectrale [69]. La combinaison des techniques ondes millimétriques et MIMO Massif devrait permettre d'améliorer considérablement les performances des réseaux sans fil, en réunissant l'énorme largeur de bande des ondes millimétriques et le gain attendu des réseaux MIMO massifs, ce qui en fait les meilleures solutions pour les systèmes 5G [70].

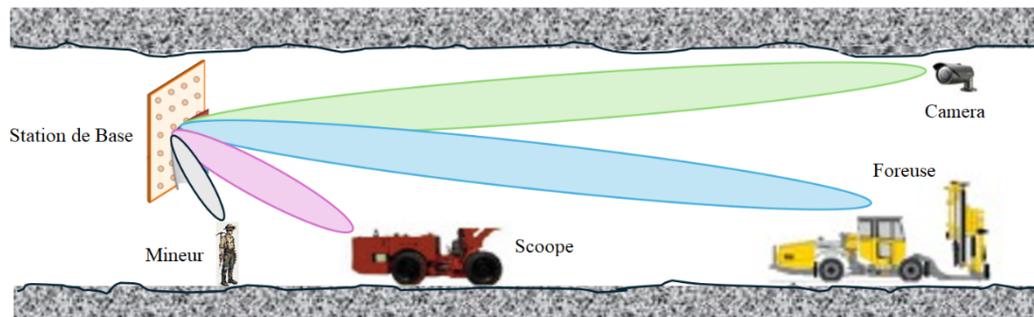


Figure 2.4 Illustration du system MIMO Massif.

Les applications ondes millimétriques et MIMO massif rencontrent des défis importants dans les environnements miniers souterrains, tels que l'atténuation élevée du signal, la nature 3D complexe des mines, les liaisons directes limitées et les interférences par trajets multiples qui altèrent l'intégrité du signal. De plus, des problèmes tels que le blocage du signal causé par les machines et infrastructures, la précision nécessaire pour l'alignement des faisceaux, ainsi que les interférences potentielles avec les systèmes de communication voisins compliquent davantage leur déploiement. Néanmoins, l'adoption des technologies ondes millimétriques et MIMO Massif pour les communications sans fil dans les mines

souterraines offre une multitude d'avantages. Au-delà des débits de données élevés et des faibles temps de latence, ces technologies excellent dans l'amélioration de la qualité du signal grâce à une direction précise du signal, ce qui permet d'analyser efficacement les effets de trajets multiples et les interférences. En outre, l'utilisation de la formation de faisceaux directionnels optimise la couverture sur de grandes distances dans les tunnels, en minimisant l'atténuation du signal par rapport à la propagation omnidirectionnelle. L'adaptabilité des systèmes ondes millimétriques et MIMO Massif à la géométrie unique du tunnel permet d'optimiser la couverture tout en atténuant les problèmes de blocage des signaux. En réduisant les interférences grâce à la propagation directionnelle et à la formation de faisceaux, ces technologies garantissent des liaisons de communication plus fiables et plus cohérentes. La figure 2.4 illustre un exemple de système MIMO Massif dans un environnement minier souterrain.

Malgré l'intérêt que suscitent les systèmes MIMO massifs à ondes millimétriques au sein de la communauté des chercheurs, seules quelques études dans des environnements de type tunnel ont été rapportées. Dans [71-73], les caractéristiques du canal MIMO sont étudiées dans un tunnel court de type métro à la bande de fréquence de 28 GHz. Les paramètres statistiques tels que l'étalement du retard RMS, le facteur K et l'effet de masque ont été étudiés. Ces travaux ont utilisé une largeur de bande de canal de 100 MHz et n'ont pas abordé l'affaiblissement du trajet. D'autres campagnes de mesure ont été menées à 25-40 GHz à l'intérieur d'un convoi souterrain en Espagne [74-75]. Dans ces travaux, les caractéristiques de propagation du canal MU-MIMO dans un environnement intra-wagon ont été présentées. Cependant, l'environnement présente des caractéristiques distinctes de celles observées dans un convoi souterrain.

2.6.3 L'intelligence artificielle dans la modélisation de la propagation

Les études sur la modélisation de l'affaiblissement de propagation dans les mines souterraines se divisent principalement en deux catégories : les modèles empiriques basés sur l'analyse statistique et les modèles déterministes basés sur les calculs électromagnétiques. Bien que les modèles empiriques soient efficaces en termes de calcul, ils manquent souvent de précision à des emplacements spécifiques et ne se généralisent pas bien dans des environnements complexes [76]. Dans les mines souterraines, caractérisées par des surfaces rugueuses, des formes irrégulières et un réseau complexe de tunnels, comme illustré à la Figure 2.5, un seul modèle empirique peut entraîner un biais de prédiction significatif lorsque les scénarios diffèrent de ceux mesurés. En revanche, l'utilisation de plusieurs modèles pour chaque segment de la mine est peu pratique. Quant aux modèles déterministes, ils offrent une précision plus élevée mais nécessitent des informations environnementales détaillées et reposent sur une cartographie tridimensionnelle (3D) complexe, entraînant une complexité de calcul élevée [77].

Compte tenu des contraintes des modèles conventionnels, en particulier dans le contexte des mines souterraines, l'intelligence artificielle apparaît comme une solution prometteuse pour la modélisation des canaux. La prédiction de l'affaiblissement du trajet, considérée comme un problème de régression, est efficacement traitée par les techniques d'apprentissage automatique supervisé [79]. Les modèles de réseaux de neurones profonds (DNN) ont été appliqués à divers environnements, notamment urbains, suburbains et ruraux [80]. Dans [81], un modèle de perte de propagation spécifique à un site utilisant l'apprentissage automatique est développé, où un modèle DNN est entraîné sur des images de trois régions (point d'émission, point de réception et région intermédiaire) pour extraire les caractéristiques de l'environnement de propagation. L'efficacité de la méthode proposée

est démontrée par une évaluation utilisant des données mesurées à 800 MHz et 2 GHz dans des zones urbaines, suburbaines et rurales. [82] a proposé un modèle de perte de propagation DNN pour les systèmes ferroviaires, utilisant un filtre de Kalman pour mettre à jour les paramètres du réseau de neurones en ligne et améliorer la précision et l'efficacité des prédictions.



Figure 2.5 Modèle 3D d'une mine souterraine [78].

Malgré l'intérêt croissant pour l'intelligence artificielle au sein de la communauté de la propagation sans fil, il y a un manque notable de littérature sur la modélisation de propagation basée sur l'apprentissage automatique pour les mines souterraines. Dans [83], la complexité de la modélisation de l'atténuation de la perte de propagation à 60 GHz dans les environnements miniers souterrains est explorée. Des mesures expérimentales réalisées dans une ancienne mine d'or comparent les performances de deux architectures de réseaux de neurones artificiels (ANN, *Artificiel Neural Network*), le perceptron multicouche (MLP, *Multi-Layer Perceptron*) et la fonction de base radiale (RBF, *Radial Basis Function*), pour la modélisation de l'atténuation de la perte de propagation. Dans [84], une étude expérimentale comparative a été réalisée pour modéliser un canal UWB dans des

environnements miniers en utilisant des architectures de perceptron multicouche et de fonction de base radiale. L'étude souligne l'efficacité de l'utilisation des réseaux de neurones artificiels pour cette analyse, les architectures RBF surpassant les MLP en termes de précision, conduisant à une erreur quadratique moyenne (MSE) plus faible dans la prédiction de la perte de propagation. Dans [85], un modèle pour un système de réseau corporel sans fil à entrées et sorties multiples 2×2 (WBAN-MIMO) dans un environnement minier souterrain a été présenté. En utilisant des algorithmes d'apprentissage profond, le modèle prédit la matrice de canal H et identifie les positions des données dans les scénarios LOS et NLOS. Par la suite, la matrice de canal prédite est utilisée pour calculer la perte de propagation estimée, qui est ensuite comparée aux résultats empiriques. Néanmoins, la modélisation de propagation pour les systèmes MIMO Massifs a des ondes millimétriques dans les mines souterraines n'a pas été rapporté dans la littérature, ainsi que la généralisation des modèles d'IA sur d'autres fréquences ou scénarios.

2.7 Lacunes de Recherche

Malgré les avancées significatives dans la caractérisation et la modélisation des canaux pour les technologies 5G, plusieurs lacunes subsistent, en particulier dans le contexte des environnements complexes tels que les mines souterraines :

1. Propagation des ondes millimétriques dans les mines souterraines :
 - La majorité des études existantes se concentrent sur des environnements urbains ou en plein air, tandis que les études dans les mines souterraines restent limitées.

- Les études disponibles se focalisent principalement sur les bandes de fréquence autour de 60 GHz, laissant un manque de données pour des bandes cruciales comme 28 GHz et 38 GHz, qui sont essentielles pour la 5G.
 - Les campagnes de mesures dans des environnements miniers sont souvent restreintes à des distances courtes, inférieures à 10 m, ce qui limite la compréhension des effets du canal sur la propagation, notamment les impacts du phénomène de guide d'ondes.
2. MIMO Massifs dans des environnements confinés :
- Peu d'études explorent les performances des systèmes MIMO Massifs dans des environnements souterrains complexes, où les interférences multi-trajets et les obstacles physiques influencent fortement les performances.
 - Les techniques de formation de faisceaux et d'adaptabilité spectrale dans les tunnels, avec des dimensions irrégulières, restent encore sous-explorées.
3. Utilisation de l'intelligence artificielle pour la modélisation des canaux :
- Les approches d'apprentissage automatique pour modéliser les canaux dans des environnements miniers sont encore rares.
 - Les études existantes se limitent souvent à des modèles empiriques ou déterministes, et rares sont celles qui intègrent des algorithmes d'IA capables de généraliser les modèles de propagation à d'autres fréquences ou scénarios non mesurés.
 - L'absence de données suffisantes pour l'entraînement de modèles IA dans les mines souterraines constitue une barrière majeure à l'application de ces techniques.

4. Caractérisation multi-technologie :

- Bien que les technologies onde millimétriques, MIMO Massifs et IA aient été explorées individuellement, aucune étude n'intègre ces trois approches pour fournir une solution globale aux défis de la 5G dans les environnements miniers.

2.8 Conclusion

Ce chapitre a présenté une vue d'ensemble des défis et des avancées dans la caractérisation et la modélisation des canaux de propagation dans des environnements complexes tels que les mines souterraines. Les propriétés uniques de ces environnements, notamment leur géométrie irrégulière et leurs contraintes physiques, nécessitent des approches innovantes pour répondre aux exigences croissantes des systèmes 5G.

Les technologies d'ondes millimétriques et MIMO Massifs apparaissent comme des solutions prometteuses, offrant des débits élevés et une efficacité spectrale améliorée. Cependant, leur intégration dans des environnements confinés comme les mines reste limitée par des défis tels que l'atténuation élevée, les interférences multi-trajets et les obstacles physiques. De plus, bien que les approches empiriques et déterministes aient permis des progrès significatifs, leur capacité à généraliser dans des environnements variés demeure limitée.

L'intelligence artificielle émerge comme un outil puissant pour surmonter ces limitations, grâce à sa capacité à traiter des données complexes et à généraliser les modèles à des scénarios non mesurés. Malgré cela, des lacunes importantes persistent, notamment en ce qui concerne la modélisation des canaux pour les bandes de fréquence 26 GHz, 28 GHz et 38 GHz dans les environnements souterrains.

Il est impératif de développer des solutions intégrant les ondes millimétriques, MIMO Massifs et l'IA pour relever les défis spécifiques des mines souterraines. Ce travail vise à combler ces lacunes en proposant des contributions novatrices dans la caractérisation et la modélisation des canaux, ouvrant ainsi la voie à des réseaux 5G plus robustes et performants dans des environnements complexes.

CHAPITRE 3

Environnement et Système de Mesures

3.1 Introduction

Dans la conception des systèmes de communications sans fil, il est nécessaire de construire les modèles mathématiques qui caractérisent le milieu de propagation. Généralement, pour caractériser un canal de propagation, deux approches sont couramment choisies : la mesure ou la simulation. L'intérêt des simulations, à l'aide d'un logiciel de lancer de rayons par exemple, réside dans leur rapidité de mise en œuvre. Cependant, tout modèle nécessite d'être validé par des mesures physiques pour démontrer sa pertinence. La conduite de campagnes de mesures est donc préalable à toute modélisation permettant ensuite des simulations précises. Ce chapitre présente une description de l'environnement de mesure ainsi que le sondeur de canal qu'on a développé afin de caractériser le canal minier MIMO massif à des ondes millimétriques. En générale, les techniques de sondage de canal peuvent être classifiées en deux catégories ; les techniques de sondage temporelles et les techniques de sondages fréquentielles. Dans notre étude, une approche de mesure dans le domaine fréquentiel est utilisée afin d'acquérir les informations détaillées sur les caractéristiques de propagation du canal minier qui vont servir à la conception des futurs systèmes de communication souterraines.

3.2 Description de l'Environnement de Mesure

La campagne de mesures a été réalisée à la mine Lamaque (actuellement cité de l'or) qui est une ancienne mine d'or située à Val D'or, Québec, Canada. Une galerie souterraine à 91 m de profondeur a été exploitée pour réaliser des mesures de propagation. Cette galerie présente une pente descendante d'environ 20 % sur 50 m servant de tunnel de liaison entre une salle de refuge et un niveau inférieur. Au-delà de ce point, le tunnel s'étend horizontalement sur 150 mètres avec plusieurs courbes tout au long du parcours. La galerie est constituée d'un tunnel au plafond voûté d'une largeur moyenne de 3,8 m et d'une hauteur moyenne de 2,8 m. Les murs sont très rugueux et comportent des arêtes tranchantes. Le taux d'humidité peut atteindre 100 % et la température est d'environ 8° Celsius. La galerie est équipée d'un système de boulonnage de toiture composé de tiges métalliques et de maillage de soutènement. La figure 3.1 montre le tracé en plan de la galerie minière.

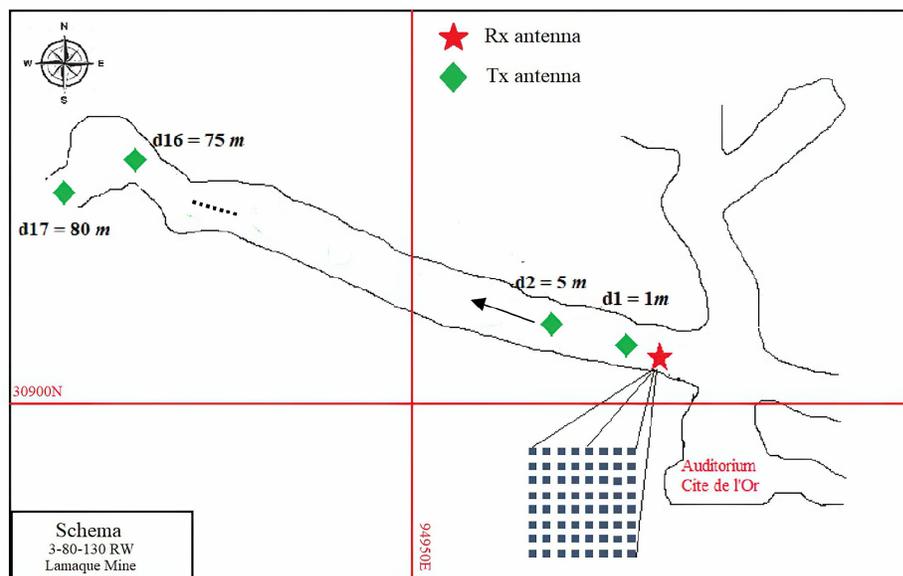


Figure 3.1 Plan de la galerie minière.

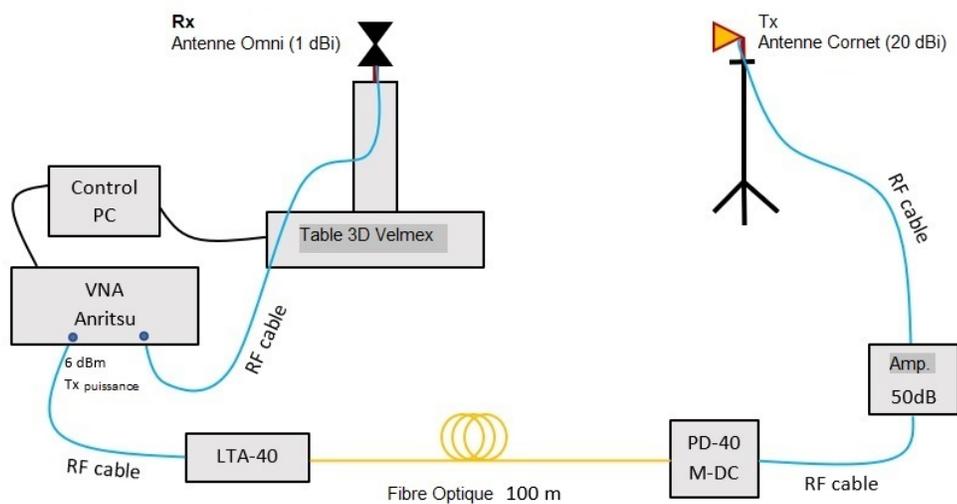
3.3 Description du Système

L'expérimentation dans la bande millimétrique s'avère complexée en raison des longueurs d'onde extrêmement petites et de la forte atténuation du signal par des composants tels que des câbles qui sont moins problématiques à des fréquences plus basses. Les mesures dans le cadre de notre étude de recherche seront réalisées à l'aide d'un sondeur de canal en domaine fréquentiel spécialement configuré sur mesure. Dans cette section, nous décrivons le banc d'essai utilisé pour l'expérimentation. Figure 3.2 illustre le schéma des principaux composants du sondeur ainsi qu'une photo du sondeur dans la mine souterraine.

Le système se composait principalement d'un analyseur de réseau vectoriel (VNA) Anritsu MS4647A, pour mesurer la fonction de transfert du canal (CTF) $H(f)$. Lors des campagnes de mesures, une antenne omnidirectionnelle d'un gain de 1 dBi a été utilisée du côté récepteur (Rx). Pour le côté émetteur (Tx), une antenne cornet guide d'ondes d'un gain de 20 dBi a été choisie en raison de sa capacité à diriger une partie significative de la puissance transmise vers la galerie de la mine, renforçant ainsi l'effet guide d'ondes.

La limitation de la portée et de la mobilité en raison de l'atténuation élevée des câbles RF, notamment aux fréquences millimétriques, est considérée comme le principal inconvénient de l'utilisation d'un sondeur de canal basé sur un analyseur de réseau. Pour résoudre ce problème, une liaison Radio sur fibre (RFoF) a été envisagée pour connecter l'antenne émettrice à l'analyseur de réseaux. Cette liaison implique un module émetteur d'ondes lumineuses (LTA-40) connecté à un module récepteur (PD-40-M-DC) via une fibre monomode. Ainsi, l'amélioration de la dynamique du sondeur, permettant potentiellement d'étendre la portée de mesure de quelques mètres à plusieurs centaines de mètres, est rendue possible grâce à la faible atténuation de la fibre optique (1,5 dB/km). De plus, un

amplificateur de gain de 50 dB a également été connecté à l'antenne Tx pour compenser les pertes introduites par la liaison RFoF avant transmission.



(a)



(b)

Figure 3.2 (a) Schéma du sondeur de canal, (b) Photo du système de mesure.

L'antenne Rx a été montée sur un système de positionnement avec un contrôle de mouvement 3D de Velmex Inc., qui permet un balayage plan vertical pour former un réseau

rectangulaire uniforme virtuel (URA, *Uniform Rectangular Array*). Le système de positionnement 3D et le VNA ont été contrôlés à distance à l'aide d'un ordinateur personnel (PC) via des câbles série (RS 232 et USB type B). Une application LabVIEW développée a également été utilisée pour contrôler simultanément le mouvement du système de positionnement 3D et pour effectuer l'acquisition de données en temps réel à partir du VNA.

3.3.1 L'Analyseur de Réseaux Vectoriel (VNA)

Afin de déterminer la fonction de transfert du canal, on mesure le paramètre S_{21} , qui représente le coefficient de transmission entre l'émetteur et le récepteur, à l'aide d'un analyseur de réseaux. Notre laboratoire LRTCS est équipé par un VNA ANRITSU MS4647A, illustré à la figure 3.3. La famille VectorStar est la ligne VNA haut de gamme Anritsu, offrant les performances globales les plus élevées sur une plate-forme moderne. La série MS4647A offre la meilleure performance couvrant une plage de 10 MHz à 70 GHz et une plage dynamique est de 100 dB. Ce VNA nous permet principalement d'effectuer des mesures dans le domaine fréquentiel (paramètres S). Cependant à travers des conversion interne, des mesures dans le domaine temporel (réponse impulsionnelle) peuvent être effectuées en changeant les paramètres d'affichage.



Figure. 3.3 Analyseur de réseaux ANRITSU MS4647A.

Le VNA a été largement utilisé dans les mesures de canaux statiques en raison de sa capacité à effectuer un balayage de fréquence sur une large bande passante, sa facilité de calibration et son faible coût. Néanmoins, le sondage de canal avec le VNA souffre de deux limitations majeures. Tout d'abord, le canal doit rester statique pendant la durée du balayage de fréquence. La deuxième limitation est que la configuration VNA nécessite une connexion par câble entre l'émetteur (Tx) et le récepteur (Rx) pour pouvoir éloigner les antennes et pour la synchronisation de phase. Étant donné que l'atténuation du signal par unité de longueur dans les câbles coaxiaux augmente avec une augmentation de la fréquence, la plage de mesure est limitée à quelques mètres surtout avec les ondes millimétriques, tandis que la plage dynamique du système est également réduite.

3.3.2 Système radio sur fibre

Pour augmenter la plage de mesure du VNA, une solution alternative consiste à exploiter les techniques de radio sur fibre (RFoF) où la perte de signal dans les câbles coaxiaux peut être résolue. L'Optilab RFLL-40-L-3 RF Link est utilisé afin d'augmenter la portée de mesure avec le VNA. Ce système est composé d'un émetteur LTA-40 et d'un récepteur PD-40-M-DC pour former une liaison radio sur fibre à hautes performances pour des applications qui peut aller jusqu'à 40 GHz. La fibre optique utilisé est une fibre monomode qui présente l'avantage d'une faible perte de signal de l'ordre de 1.5 dB/km. Une photo du système est présentée dans la figure 3.4.

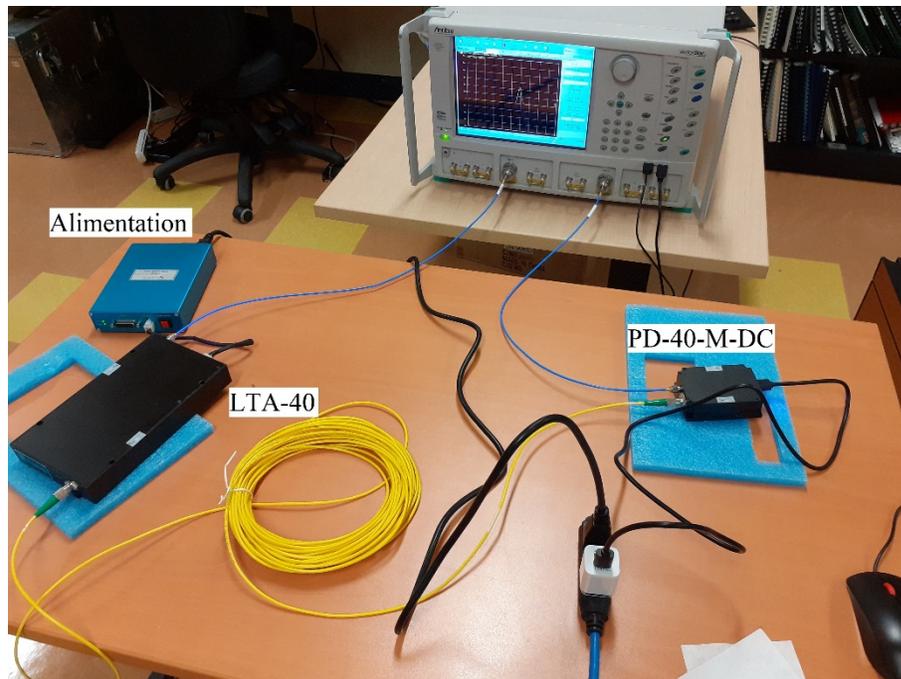


Figure 3.4 Système Radio sur fibre.

3.3.3 Table de positionnement 3D

La table tel qu'illustré à la figure 3.5 est utilisé pour supporter une charge de 2 Kg avec des mouvements le long des axes x, y et z avec un pas de l'ordre du millimètre. Les portées maximales des axes x et y sont de 1,5 m et 1 m, respectivement. Dans l'axe z, le déplacement maximal de la charge (c.-à-d. Antenne, moteur, etc.) est de 50 cm. La charge avec une antenne le long de l'axe z est capable de tourner dans la direction azimutale entre 0° et 360° . Cette table est contrôlée à travers un système VXM de Velmex (Figure 3.6). Ce système est capable de contrôler jusqu'à 4 moteurs, un moteur à la fois. Deux moteurs peuvent également être contrôlés simultanément. Un programme en Labview a été développé pour contrôler la table à distance et avec précision.

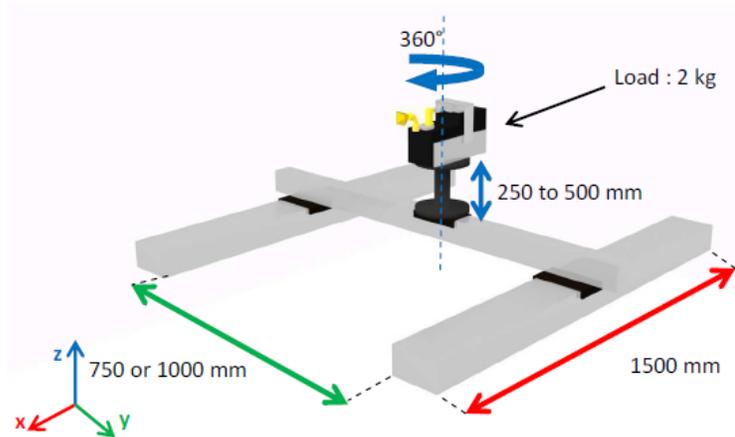


Figure 3.5 Illustration de la table Velmex 3D.



Figure 3.6 VX4 contrôleurs.

3.3.4 Antennes

3.3.4.1 Antenne guide d'ondes cornet

L'antenne de transmission est une antenne cornet guide d'ondes RW28HORN20A de RF-LAMBDA. Le gain de l'antenne est aux alentours de 20 dB entre 26.5 GHz et 40 GHz. La figure 3.7 montre la photo de l'antenne et la figure 3.8 montre le gain et le rayonnement de l'antenne dans les plans H et E.

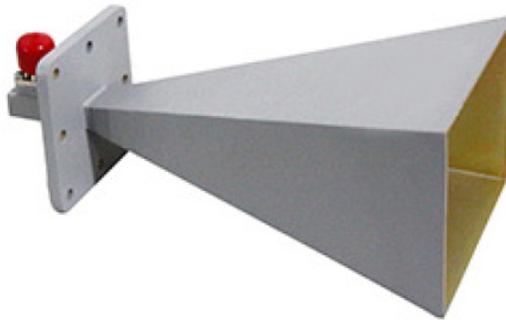


Figure 3.7 Antenne corne guide d'ondes RW28HORN20A.

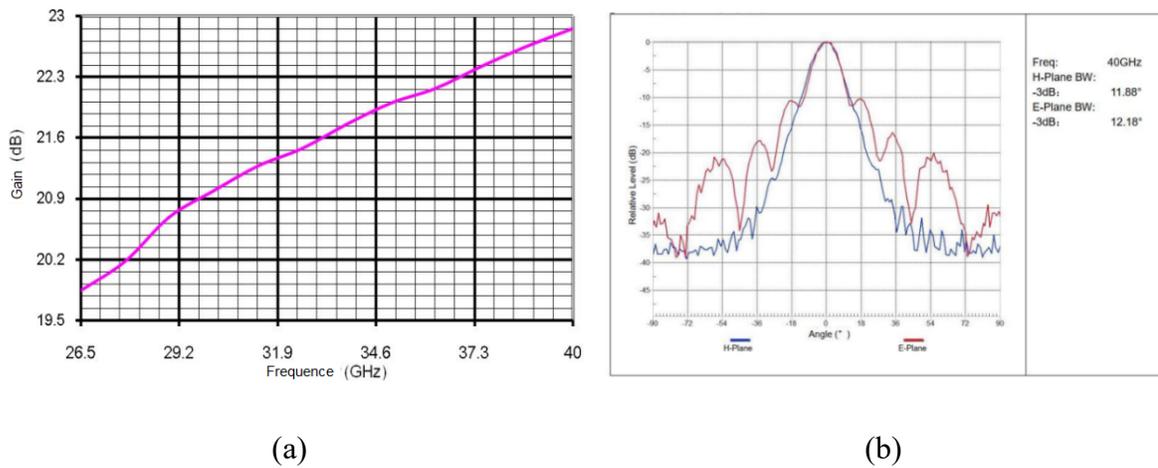
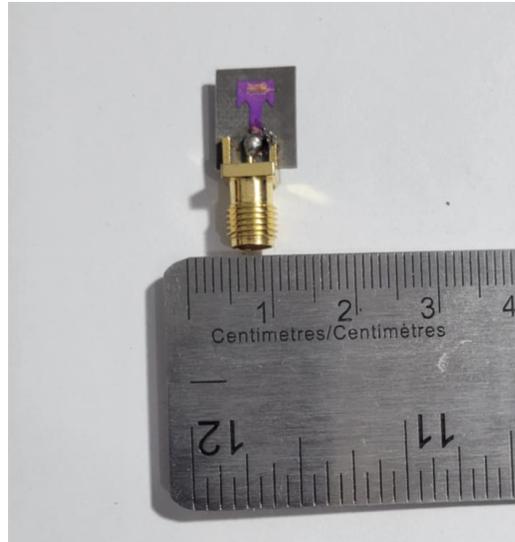


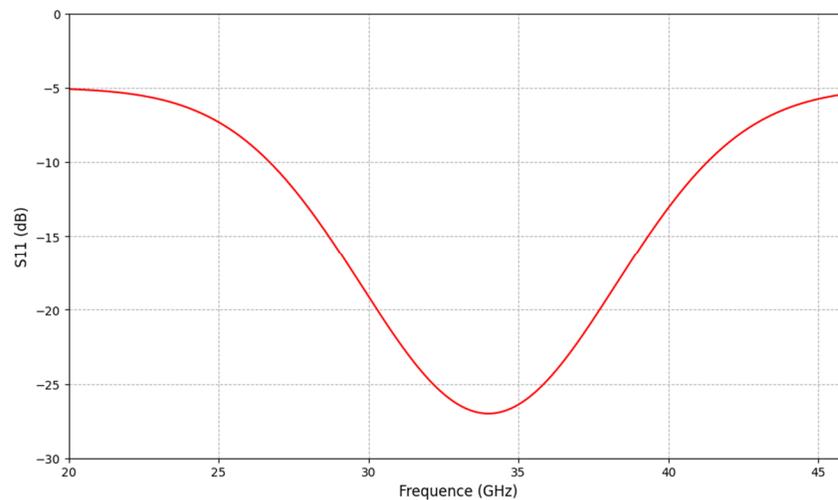
Figure 3.8 (a) Gain de l'antenne. (b) Rayonnement de l'antenne dans les plans H et E.

3.3.4.2 Antenne Omnidirectionnelle

L'antenne de réception utilisée est une antenne omnidirectionnelle développée au sein de notre laboratoire LRTCS. Elle offre un gain de 1 dBi. La figure 3.9 présente une photographie de l'antenne ainsi que le diagramme du paramètre S_{11} , qui correspond à la perte de retour (*return loss*) de l'antenne.



(a)



(b)

Figure 3.9 (a) Photo de l'antenne omnidirectionnelle. (b) Diagramme du paramètre S_{11} .

3.3.5 Câbles coaxiaux

Les câbles coaxiaux utilisés dans le système de mesure appartiennent à la série *086 KM Hand-Flex Coaxial Cables*. Ces câbles couvrent une plage de fréquences allant de DC à 40 GHz et se distinguent par leur faible perte d'insertion, typiquement 3,9 dB à 40 GHz, assurant une transmission optimale des signaux RF. Les connecteurs, de type 2.92 mm,

garantissent une compatibilité avec des systèmes RF professionnels tout en offrant une excellente performance et fiabilité. La figure 3.10 montre une photo du câble coaxial utilisé.



Figure 3.10 Cable coaxial.

3.3.6 Amplificateurs

Un amplificateur de la série Cernex CBL26405040 a été utilisé pour amplifier le signal avant sa transmission. Cet amplificateur couvre une plage de fréquences allant de 26,5 à 40 GHz avec un gain typique de 50 dB.

3.3.7 Acquisition automatique des données

Afin d'optimiser la campagne de mesure, coûteuse en termes de temps, une application d'acquisition automatique a été développée sous LabView. Cette application configure les paramètres de mesure du VNA, tels que la bande de fréquence, la puissance d'émission et le nombre de points de mesure. Elle effectue également l'acquisition automatique des paramètres S_{21} et de la réponse impulsionnelle du canal.

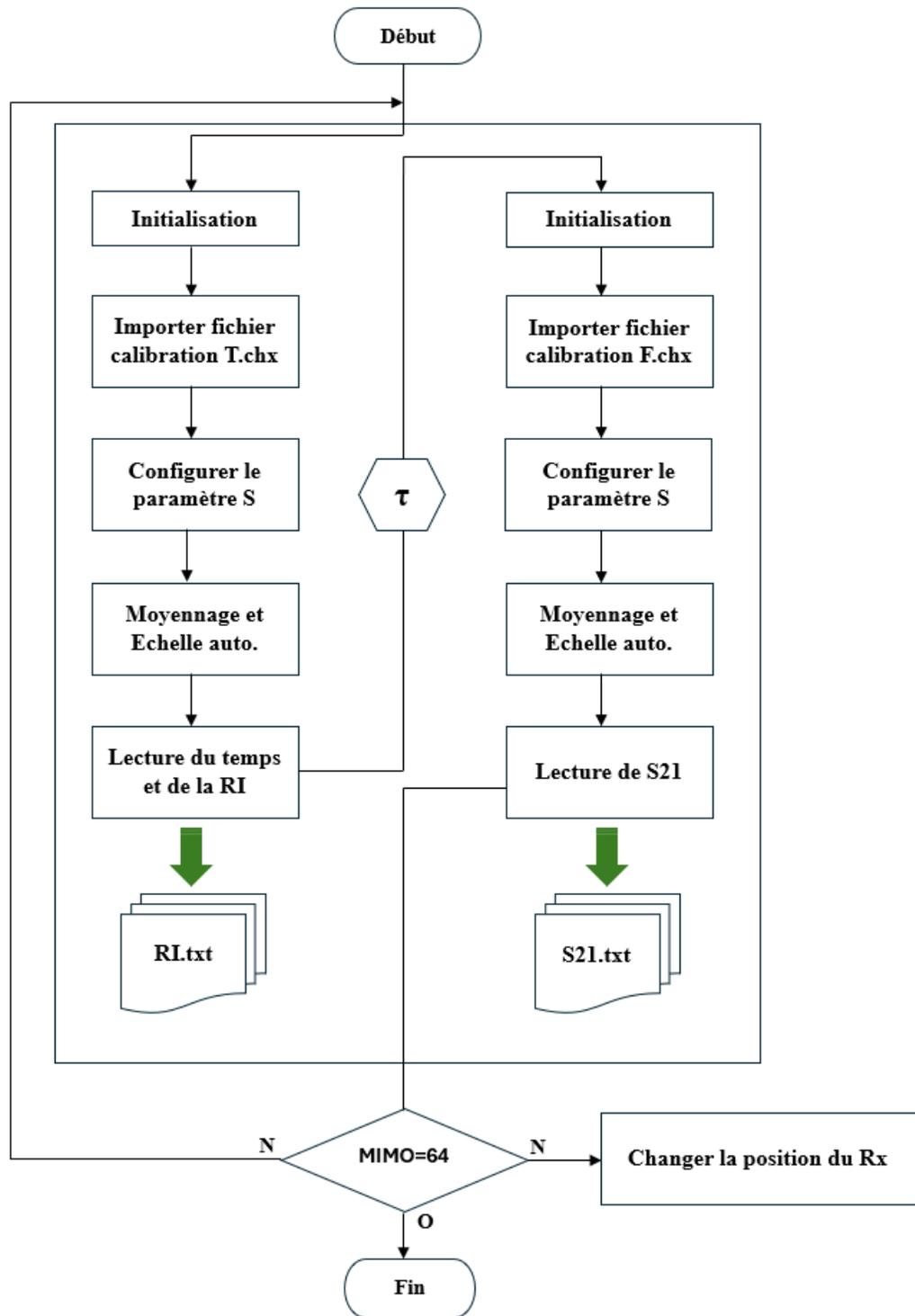


Figure 3.11 Organigramme de l'acquisition automatique des données.

En outre, l'application contrôle la table de positionnement, permettant un ajustement automatique des coordonnées de l'élément Rx. Cela garantit une grande précision et une efficacité optimale dans la réalisation des mesures. La figure 3.11 illustre l'organigramme de l'algorithme utilisé pour cette acquisition automatique.

3.4 Procédure de mesure

Dans ce scénario, l'accent a été mis sur la caractérisation du canal minier MU-MIMO Massif à des ondes millimétriques. La puissance maximale d'émission RF a été fixée à 6 dBm sur une bande passante de 800 MHz. Le nombre de points de balayage a été fixé à 1 201, ce qui correspond à un excès de retard maximum de 1,5 μ s. Étant donné que le VNA met du temps à parcourir les bandes de fréquences mesurées, il n'y avait aucune personne ni aucun objet en mouvement dans la galerie, ce qui conduisait à un canal statique. Pour simuler un système MU-MIMO massif de liaison montante, le sous-système Rx, considéré comme une station de base, a été placé près du mur latéral gauche de la galerie à une hauteur de 1,7 m pour former un URA virtuel de 64 éléments uniformément espacés de $\lambda/2$ et perpendiculaires au mur de la galerie. Côté Tx, l'antenne cornet a été fixée sur un trépied d'une hauteur de 1,6 m pour émuler un équipement utilisateur actif (UE, *User Equipment*). Au total, 17 emplacements différents ont été prédéfinis sur la galerie minière, dont treize sont liés aux liaisons direct (LOS, *Line of Sight*); TX₁-TX₁₃, et les autres sont référencés à des liaisons sans visibilité directe (NLOS, *Non Line of Sight*), comme illustré sur la figure 3.1. L'antenne cornet Tx a été alignée (à l'aide d'un outil à faisceau laser) au centre de l'URA Rx, afin d'obtenir la puissance reçue maximale. Pour chaque combinaison Tx-Rx, le CTF et le CIR ont été enregistrés, fournissant un total de 2 176 mesures pour chaque fréquence. Enfin, le tableau 3.1 résume les principaux paramètres de mesure.

Tableau 3.1 Paramètres de mesure.

Fréquence	26 GHz / 28 GHz / 38 GHz
Bande passante	800 MHz
Gain de l'antenne Tx	20 dBi
Gain de l'antenne Rx	1 dBi
Polarisation	V-V
Puissance transmise	6 dBm
Points de balayage	1201
Hauteur de Tx	1.6 m
Hauteur de Rx	1.7 m

3.5 Calibration

Avant chaque campagne de mesure, le VNA est calibré en utilisant la technique SOLT (*Short-Open-Load-Thru*), ce qui permet d'éliminer l'effet des câbles RF et des autres éléments passifs du système de mesure. Cette étape garantit des mesures précises en compensant les distorsions introduites par les équipements intermédiaires.

La fonction de transfert du canal $H(f)$ est dérivée du paramètre de transmission mesuré $S_{21}(f)$, qui peut être exprimé dans le domaine fréquentiel comme suit :

$$S_{21}(f) = H(f)H_{sys}(f) \quad (3.1)$$

où $H_{sys}(f)$ est la fonction de transfert de la liaison Tx et Rx.

Pour mesurer l'impact de l'équipement (liaison RFoF, fibre et amplificateur), des mesures de référence à une distance de séparation de 1 m ont été effectuées dans une chambre anéchoïque. Le paramètre $S_{21ref}(f)$ mesuré peut être exprimé comme suit :

$$S_{21ref}(f) = H_{ref}(f)H_{sys}(f) \quad (3.2)$$

La fonction de transfert des équipements de liaison Tx et Rx peut alors être déterminée comme suit :

$$H_{sys}(f) = \frac{S_{21ref}(f)}{H_{ref}(f)} \quad (3.3)$$

où $H_{ref}(f)$ est la fonction de transfert en espace libre.

3.6 Conclusion

Ce chapitre a présenté de manière détaillée l'environnement de mesure, le système de sondage de canal, ainsi que les équipements et méthodes utilisés pour caractériser le canal de propagation dans une galerie souterraine. La mine Lamaque, située à Val-d'Or au Québec, a servi de cadre expérimental idéal pour mener ces campagnes de mesures dans des conditions réalistes, typiques des environnements miniers.

Les dispositifs techniques mis en œuvre, tels que le VNA, le système RFoF pour la liaison sur fibre, les antennes adaptées aux fréquences millimétriques, et la table de positionnement 3D, ont permis de surmonter les contraintes inhérentes aux mesures de canaux dans des environnements complexes. En particulier, l'application d'acquisition automatique sous LabVIEW a permis d'optimiser les campagnes en réduisant le temps de mesure tout en garantissant une précision et une synchronisation parfaites.

Les données recueillies dans des scénarios LOS et NLOS, fournissent une base solide pour l'analyse et la modélisation des canaux MU-MIMO Massif dans les bandes de fréquences millimétriques. Ces résultats serviront dans les chapitres suivants à élaborer des modèles de propagation pour l'optimisation des systèmes de communication sans fil en milieu souterrain.

CHAPITRE 4

Analyse des performances du canal MU-MIMO massif à 28 GHz dans une mine souterraine

4.1 Introduction

Dans ce chapitre, les résultats de la modélisation et de la caractérisation du canal de propagation MU-MIMO massif à 28 GHz dans une mine souterraine sont présentés avec une analyse des résultats empiriques obtenus. L'analyse des résultats aide à définir les dispositifs correcteurs qui permettront d'améliorer suffisamment la qualité de transmission pour satisfaire aux critères de qualité de service. Les résultats fournis par cette étude sont comparés à d'autres résultats expérimentaux dont les mesures furent réalisées autour des mêmes fréquences et pour des environnements comparables.

4.2 Mesure de l'affaiblissement du trajet

L'affaiblissement du trajet ou de propagation désigne la diminution de puissance du signal dans le canal de propagation et elle est utilisée pour déterminer les budgets de liaison en évaluant la perte de propagation entre l'émetteur et le récepteur. Par conséquent, les valeurs de l'affaiblissement du trajet dépendent de la fréquence plutôt que du gain d'antenne ou du niveau de puissance transmise. La perte en puissance peut être extraite de la fonction de transfert de canal mesurée (CTF) comme suit [86] :

$$PL = \frac{1}{N_f} \sum_{k=1}^{N_f} |H(f_k)|^2 \quad (4.1)$$

où N_f est le nombre de points d'échantillonnage.

Selon la calibration mentionnée dans le chapitre précédent, la CTF peut être exprimée comme suit :

$$H(f_k) = \frac{S_{21}(f_k)}{H_{sys}(f_k)} \quad (4.2)$$

Enfin, l'affaiblissement du trajet large bande peut être obtenue à l'aide de l'expression suivante :

$$PL(dB) = -10 \log_{10} \left(\frac{1}{N_f} \sum_{k=1}^{N_f} \left| \frac{S_{21}(f_k)}{H_{sys}(f_k)} \right|^2 \right) \quad (4.3)$$

4.3 Modélisation de l'affaiblissement du trajet

Les modèles de l'affaiblissement du trajet à grande échelle sont importants dans la conception de systèmes de communication [22]. Ils sont utilisés pour prédire les bilans de liaison en estimant l'atténuation des signaux sur la distance de propagation. Parmi les différents types de modèles de canaux à grande échelle (empiriques, stochastiques et déterministes), les modèles d'affaiblissement du trajet basés sur des mesures offrent un aperçu réaliste sur les caractéristiques de propagation [22]. De ce fait, deux modèles potentiels d'affaiblissement du trajet, log-distance et multi-pentes, ont été considérés dans cette étude.

4.3.1 Modèle d'affaiblissement du trajet log-distance

Le modèle d'affaiblissement du trajet log-distance est largement utilisé dans les communications sans fil car il fournit un moyen simple et pratique de prédire la force du signal reçu, et il est donné par l'équation suivante [86] :

$$PL[dB] = PL_0[dB] + 10n \log_{10} \left(\frac{d}{d_0} \right) + \chi_\sigma \quad (4.4)$$

où PL_0 est l'affaiblissement du trajet à une distance de référence d_0 (généralement prise comme 1 m), n est l'exposant de l'affaiblissement (PLE), d est la distance de séparation Tx-Rx en mètres et χ_σ est une variable aléatoire gaussienne moyenne nulle avec un écart type σ en dB.

4.3.2 Modèle d'affaiblissement du trajet multi-pentes

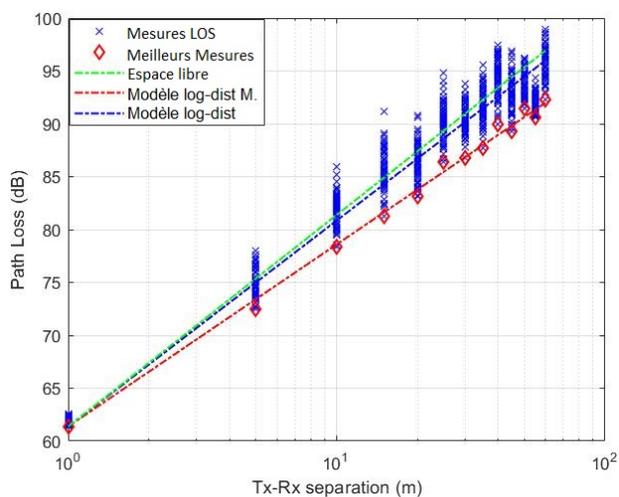
La propagation dans la galerie de la mine repose sur l'hypothèse que la propagation se fait sous forme de transmission par guide d'onde [87]. Par conséquent, le signal subit une propagation en espace libre dans la région proche. Ensuite, une atténuation plus faible est affichée après une distance particulière connue sous le nom de distance de point de rupture d_{bp} [88]. A la fin du segment LOS, le signal rencontre une atténuation plus élevée dans le segment NLOS entre 60 m et 80 m. Le modèle d'affaiblissement du trajet multi-pentes est donné par :

$$PL[dB] = \begin{cases} PL_0 + 10n_1 \log_{10} \left(\frac{d}{d_0} \right) + \chi_{\sigma_1} & , for d \leq d_{bp} \\ PL_{bp} + 10n_2 \log_{10} \left(\frac{d}{d_{bp}} \right) + \chi_{\sigma_2} & , for d_{bp} \leq d \leq d_{LOS} \\ PL_{LOS} + 10n_3 \log_{10} \left(\frac{d}{d_{LOS}} \right) + \chi_{\sigma_3} & , for d \geq d_{LOS} \end{cases} \quad (4.5)$$

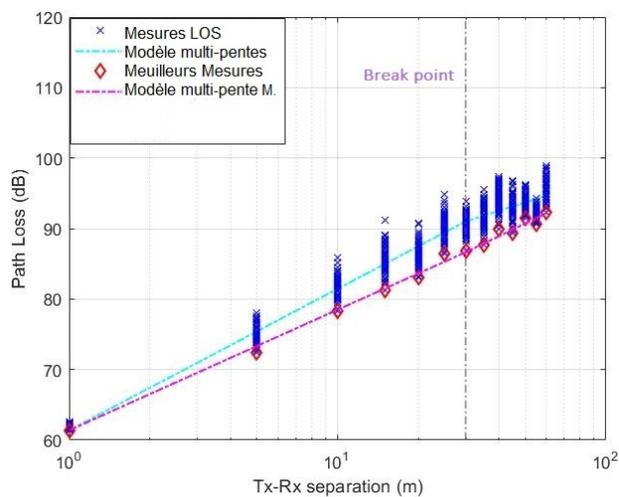
où PL_{bp} est l'affaiblissement sur le trajet à la distance du point de rupture d_{bp} , PL_{LOS} est l'affaiblissement sur le trajet à la distance LOS maximale ($d_{LOS} = 60$ m), n_1 , n_2 et n_3 sont les PLEs, χ_{σ_1} , χ_{σ_2} et χ_{σ_3} sont des variables gaussiennes moyennes nulles avec un écart type de σ_1 , σ_2 et σ_3 , respectivement.

Les figures 4.1 (a) et (b) illustrent les résultats de l'affaiblissement du trajet dans le segment LOS, tandis que les figures 4.1 (c) et (d) illustrent les résultats de l'affaiblissement du trajet pour l'ensemble de la galerie minière. La figure 4.1 (a) montre les mesures LOS et les meilleures mesures LOS (*Best LOS*), toutes deux ajustées avec le modèle log-distance.

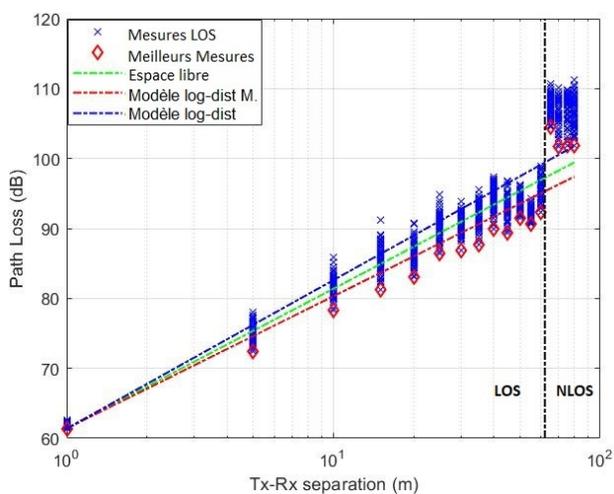
La figure 4.1 (b) illustre les mesures ajustées avec le modèle à pentes multiples. Pour une évaluation complète de l'affaiblissement de propagation dans les scénarios LOS et NLOS, les figures 4.1 (c) et (d) montrent les mesures d'affaiblissement, associées respectivement aux modèles log-distance et multi-pentes.



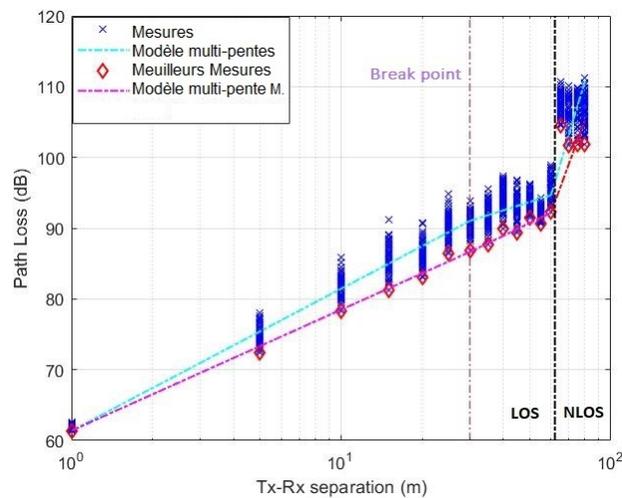
(a)



(b)



(c)



(d)

Figure 4.1 (a) Modèle d'affaiblissement log-distance pour les mesures LOS. (b) Modèle d'affaiblissement multi-pentes pour les mesures LOS. (c) Modèle d'affaiblissement log-distance pour les mesures LOS et NLOS. (d) Modèle d'affaiblissement multi-pentes pour les mesures LOS et NLOS.

Le tableau 4.1 résume les valeurs empiriques des PLEs et de l'écart type de l'évanouissement dû à l'ombrage. Dans le scénario LOS, les modèles log-distance et multi-pentes montrent une bonne prédiction de l'affaiblissement, car les PLEs sont inférieurs à celle de l'espace libre (2), ce qui confirme l'effet guide d'ondes de la galerie minière souterraine. Cependant, le modèle à double pente est mieux adapté aux mesures LOS. Avant le point de rupture, le PLE n_1 est égal à 2, indiquant que le mécanisme de propagation en espace libre était établi dans la région proche. Après le point de rupture, la propagation dans la galerie a été guidée par les modes fondamentaux, ce qui a entraîné un évanouissement minimal et une perte réduite, avec une valeur PLE correspondante de $n_2 = 1,2$.

Tableau 4.1 Paramètres des modèles d'affaiblissement du trajet.

Modèle	Mesures	n			σ(dB)		
Log-distance	Meilleures LOS	1.72					0.62
LOS	LOS	1.95					1.97
Log-distance	Meilleures Mesures	1.89					3.68
LOS+NLOS	Toutes les Mesures	2.12					4.15
		n1	n2		σ1	σ2	
Multi-pentes	Meilleures LOS	1.7	1.84		0.57	0.62	
LOS	LOS	2	1.2		1.71	1.86	
		n1	n2	n3	σ1	σ2	σ3
Multi-pentes	Meilleures Mesures	1.7	1.84	10.45	0.57	0.62	4.33
LOS+NLOS	Toutes les Mesures	2	1.2	12.87	1.71	1.86	4.67

Pour les scénarios LOS et NLOS, le modèle log-distance présente un PLE de 1,89 dans le cas de la meilleure mesure, ce qui suggère la présence d'un effet de guide d'ondes qui ne correspond pas à l'atténuation plus élevée du segment NLOS. Par ailleurs, après analyse de toutes les mesures, le modèle de perte de chemin en log-distance présente un PLE de 2,12, dépassant celui de la propagation en espace libre et ne parvient pas à représenter l'effet de guide d'ondes dans le segment LOS de la galerie. Ce résultat suggère que le modèle de distance logarithmique est inadéquat pour modéliser avec précision la propagation des ondes dans les galeries de mines souterraines qui contiennent des segments courbes. En revanche,

le modèle à pentes multiples correspond bien aux mesures. Il montre qu'après la distance du point de rupture, les composantes à trajets multiples se propagent dans la direction axiale de la galerie de mine et par des réflexions entre les parois du tunnel, ce qui se traduit par une perte de propagation plus faible. Dans le scénario NLOS, lorsque les parois incurvées du tunnel occultent le trajet direct, l'effet de guide d'ondes est affaibli, ce qui entraîne une augmentation de l'affaiblissement du trajet, le PLE n_3 étant égal à 10,45 et 12,87 pour les scénarios « meilleures mesures » et « toutes les mesures », respectivement. Ces PLEs concordent bien avec ceux rapportés dans des études similaires menées dans un tunnel courbe [89]. Par conséquent, le modèle de perte de trajet multi-pente offre un meilleur ajustement que le modèle de perte de trajet en distance logarithmique, ce qui le rend plus précis pour déterminer le budget de liaison radio à des ondes millimétriques dans les galeries de mines souterraines.

La caractéristique de propagation guidée des ondes dans les galeries de mines souterraines améliore la puissance du signal reçu à la fréquence de 28 GHz, offrant des avantages significatifs pour la communication longue distance tout en réduisant le besoin d'une infrastructure de communication étendue. Cette caractéristique est particulièrement avantageuse dans les zones d'excavation, où les fréquents dynamitages de mine constituent un risque pour l'infrastructure réseau voisine, comme les antennes et le câblage. Ces considérations pratiques soulignent l'importance des mesures et des modèles d'affaiblissement du trajet pour optimiser la communication dans les environnements miniers souterrains. En outre, l'applicabilité des modèles de perte de trajet discutés dans ce travail s'étend au-delà de l'environnement minier spécifique étudié. Trois approches clés pour la généralisation sont proposées : Premièrement, les paramètres du modèle empirique peuvent être ajustés pour correspondre aux caractéristiques uniques de l'environnement cible,

améliorant ainsi la précision prédictive. Deuxièmement, des modèles déterministes comme le tracé de rayons peuvent être affinés en utilisant les mesures comme références pour s'assurer que les prédictions s'alignent sur les résultats empiriques, permettant ainsi l'extrapolation à d'autres contextes miniers. Enfin, ces mesures peuvent servir de bases de données importantes pour l'entraînement de modèles d'intelligence artificielle, leur permettant de prédire la perte de trajet et la force du signal dans des environnements similaires.

4.4 Dispersion temporelle et sélectivité de fréquence

4.4.1 L'écart type de retard (*RMS Delay Spread*)

Le RMS delay spread est une caractéristique du canal utilisée pour quantifier les propriétés de dispersion temporelle des canaux large bande. En fonction de la bande passante du signal, le RMS Delay Spread est considéré comme un indicateur pouvant bien décrire la dispersion temporelle multi-trajets, la bande passante de cohérence du canal, ainsi que la sévérité de l'interférence inter-symboles [90]. Le RMS Delay Spread est principalement calculé à partir de la fonction de profil de délai de puissance (PDP, *Power Delay Profile*) [90]. De plus, l'autocorrélation du canal et la sélectivité en fréquence dépendent fortement du PDP. La Figure 4.2 montre deux PDPs normalisés mesurés à l'élément Rx numéro 25 à une distance Tx de 1 m et 40 m, respectivement.

En utilisant la réponse impulsionnelle du canal mesurée, le PDP peut être exprimé comme suit :

$$P(\tau_k) = |h(\tau_k)|^2 \quad (4.6)$$

Le RMS delay spread est une caractéristique du canal utilisée pour quantifier les propriétés de dispersion temporelle des canaux à large bande. Le RMS delay spread est défini comme la racine carrée du second moment du PDP [91] :

$$\tau_{rms} = \sqrt{\frac{\sum_k P(\tau_k) \tau_k^2}{\sum_k P(\tau_k)} - \left(\frac{\sum_k P(\tau_k) \tau_k}{\sum_k P(\tau_k)}\right)^2} \quad (4.7)$$

où $P(\tau_k)$ est le PDP à τ_k qui le k-ième temps de retard excédentaire.

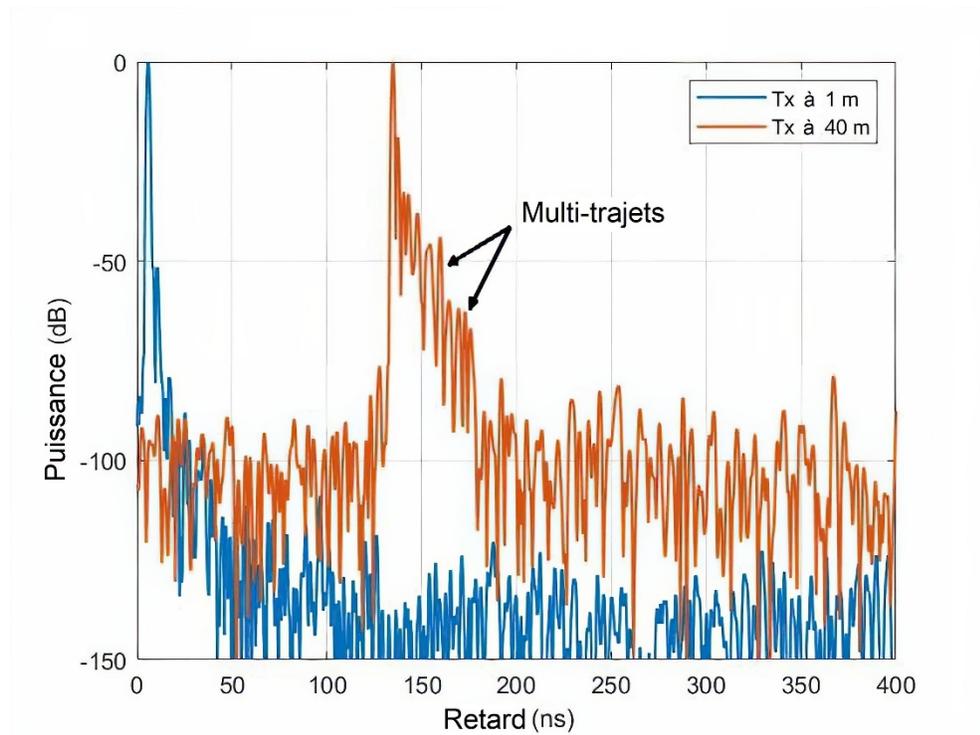


Figure 4.2 PDPs normalisés mesurés à partir de Rx25 à 1 m et 40 m.

La figure 4.3 montre le RMS delay spread mesuré pour chaque position Tx-Rx le long de la galerie de mine. Les cases de la figure correspondent à l'intervalle interquartile des données, le haut et le bas de la case représentant respectivement les percentiles 75 % et 25 %, les moustaches s'étendant jusqu'aux points de données les plus éloignés de l'intervalle. On observe que les valeurs du RMS delay spread sont très cohérentes dans la plupart des

positions Tx avec une dispersion relativement faible. Il est intéressant de noter qu'il n'y a pas de corrélation claire entre la distance de propagation et l'étalement du délai moyen, ce qui peut être attribué à l'effet de guide d'ondes observé dans la galerie. En raison de cet effet, différents chemins traversent des distances similaires en subissant des réflexions consécutives sur les murs de la galerie. En outre, les rayons d'ordre élevé sont fortement atténués en raison des réflexions multiples et de la diffusion sur les parois rugueuses, en particulier pour la bande des ondes millimétriques. Ainsi, la galerie de la mine souterraine n'entraîne pas de dispersion temporelle significative, ce qui se traduit par une meilleure qualité du signal et des taux d'erreur plus faibles dans la transmission des données.

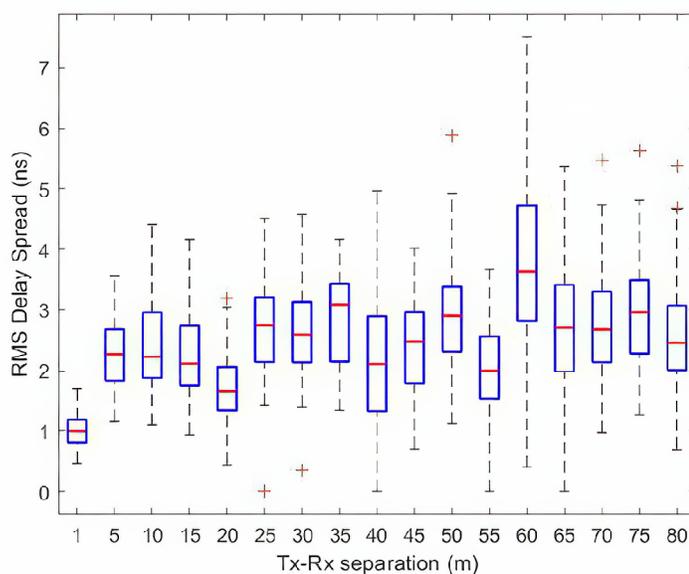


Figure 4.3 RMS Delay Spread en fonction de la distance Tx-Rx.

À la distance de séparation spécifique de 60 m, la variation du RMS delay spread est plus dispersée que dans les autres positions. Les valeurs vont d'un minimum de 0,4 ns à un maximum de 7,52 ns. Cette dispersion est principalement due à la présence de trajets multiples en raison des réflexions antérieures du signal causées par les changements de pente du tunnel à 50 m. Ces réflexions antérieures se produisent sur le sol et le bord du plafond, ce

qui augmente les risques d'effets de trajets multiples par rapport aux distances précédentes. Ces trajets multiples sont ensuite collectés par certains éléments du réseau d'antennes à la réception, ce qui explique la dispersion de l'étalement du retard moyen.

La figure 4.4 montre la fonction de distribution cumulative (CDF) du RMS delay spread pour toutes les combinaisons Tx-Rx. La fonction de distribution cumulative montre que 90 % des retards moyens mesurés sont inférieurs à 4 ns, avec une valeur maximale mesurée de 7,52 ns. Ces résultats sont en bon accord avec les valeurs rapportées dans la littérature obtenues dans des environnements similaires.

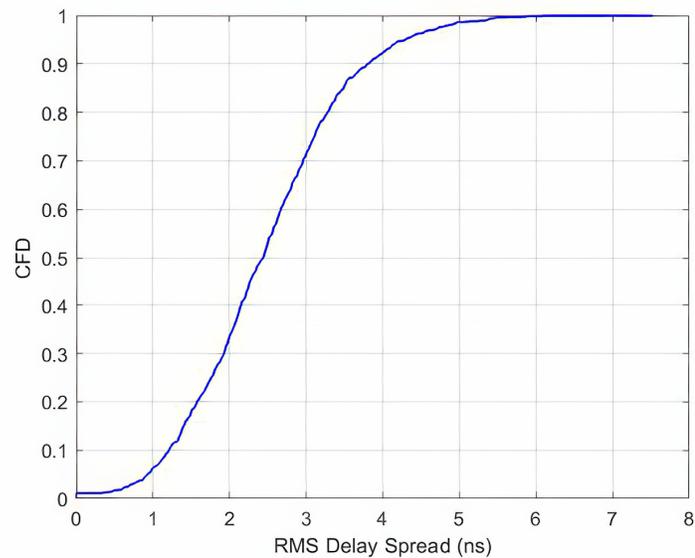


Figure 4.4 CDF du RMS Delay Spread.

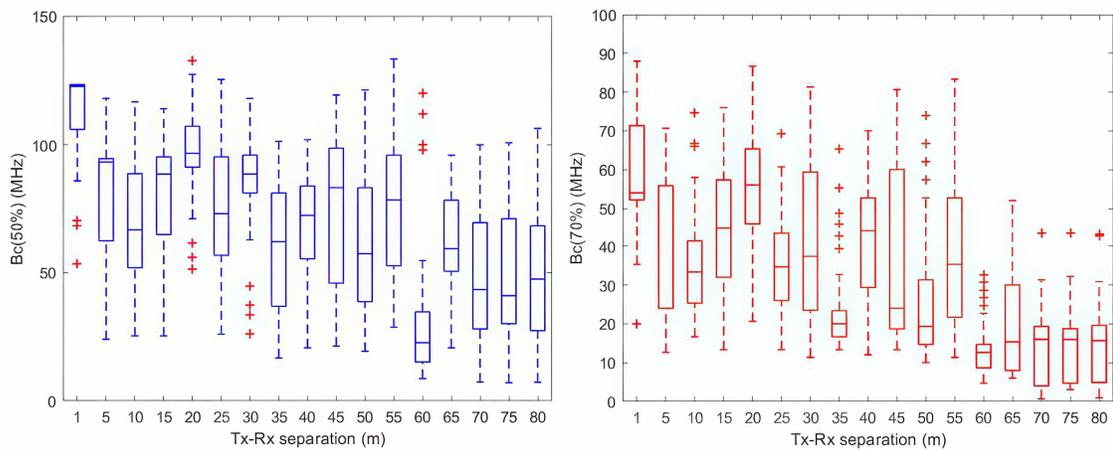
4.4.2 Bande de cohérence

La dispersion temporelle causée par le canal produit un comportement sélectif en fréquence qui peut être décrit en termes de fonction d'autocorrélation pour un canal de diffusion stationnaire non corrélée à sens large (WSSUS, *Wide-Sense Stationary*

Uncorrelated Scattering) [92]. La fonction de corrélation de fréquence peut être obtenue en considérant la transformée de Fourier du PDP [86] et est donnée par :

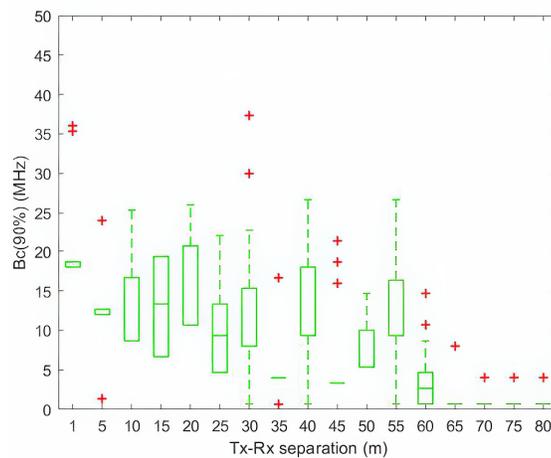
$$R_{HH}(q) = \sum_{n=0}^{N_f-1} |h(n)|^2 \exp(j \frac{2\pi}{N_f} nq) \quad (4.8)$$

La largeur de bande de cohérence (B_c) est définie comme la plage de fréquences à laquelle la fonction de corrélation normalisée, divisée par sa valeur au décalage zéro ($q = 0$), devient inférieure à un seuil déterminé α [92]. Elle peut être exprimée mathématiquement comme suit :



(a)

(b)



(c)

Figure 4.5 Largeur de bande de cohérence à différents niveaux de corrélation. (a) 50%. (b) 70%. (c) 90%.

$$B_c(x) = \min \left\{ \Delta f : \left| \frac{R_{HH}(q)}{R_{HH}(0)} \right| < x \right\} \quad (4.9)$$

Les figures 4.5 (a), (b) et (c) montrent la largeur de bande de cohérence aux niveaux de corrélation de 0,5, 0,7 et 0,9, respectivement. On constate que la B_c a un comportement inversement proportionnel à le RMS delay spread. En outre, les résultats indiquent une dispersion significative du B_c calculé à l'intérieur de l'URA pour la plupart des positions de l'émetteur. Toutefois, cette dispersion est considérablement plus faible pour le B_c (0,9). Le même schéma est observé pour les mesures LOS et NLOS. Néanmoins, l'amplitude de la variation dans les cas NLOS est plus faible.

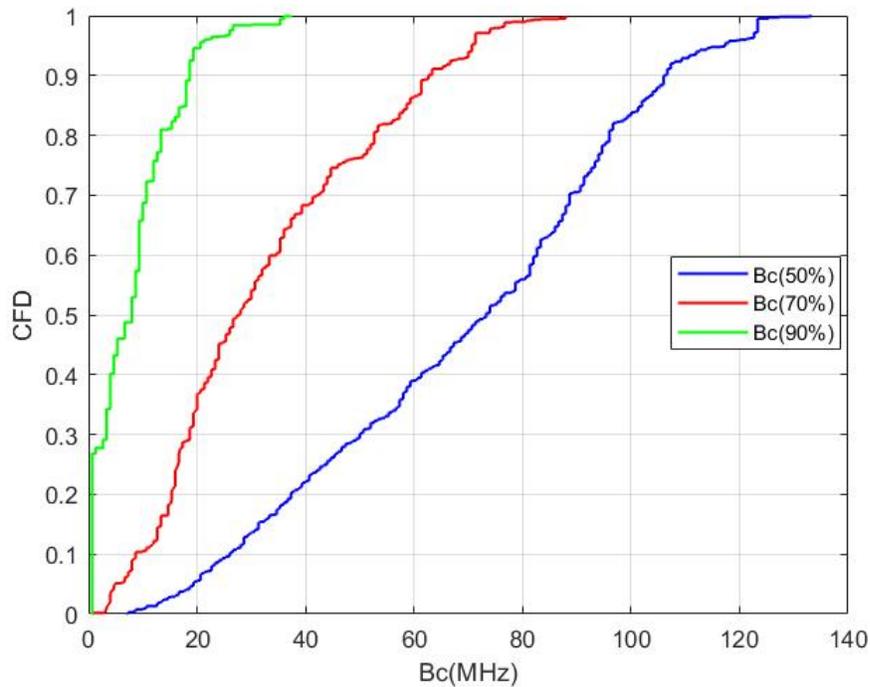


Figure 4.6 CDFs de la largeur de bande de cohérence à un niveau de corrélation de 0,5, 0,7 et 0,9.

La figure 4.6 donne un aperçu du comportement de B_c pour les trois niveaux de corrélation, ainsi qu'une comparaison des fonctions de distribution cumulative. Les 90 % de

B_c étaient inférieurs à 106, 63,3 et 18,6 MHz pour les niveaux de corrélation 0,5, 0,7 et 0,9, respectivement. On peut remarquer qu'il n'y a pas de convergence entre les trois courbes CDF, ce qui signifie que la B_c dépend fortement du niveau de corrélation.

Tableau 4.2 Valeurs significatives de la largeur de bande de cohérence.

Niveau de corrélation (%)	B_c (min)	B_c (max)	B_c (median)
50	7.3	133.3	77
70	0.67	88	30.67
90	0.67	37.3	8.67

Le tableau 4.2 présente un résumé des valeurs B_c les plus significatives observées pour chaque niveau de corrélation. Les résultats indiquent que les valeurs minimales de la largeur de bande de cohérence, observées dans tous les scénarios ou échantillons, sont comprises entre 0,67 et 7,3 MHz, tandis que les valeurs maximales sont comprises entre 37,3 et 133,3 MHz. De même, les valeurs médianes de la largeur de bande de cohérence sont comprises entre 8,67 et 77 MHz.

Il est donc important de déterminer le degré de corrélation nécessaire pour considérer que le canal présente effectivement un évanouissement plat pendant B_c , car cela réduit l'évanouissement et améliore la capacité de transmission des données, ce qui est crucial pour les systèmes de communication à haut débit de données.

4.5 Capacité du canal MU-MIMO massif

4.5.1 Modèle de canal MU-MIMO massif

Supposons un système MU-MIMO massif simple en liaison montante équipé de N_R antennes à la station de base, qui peut prendre en charge jusqu'à N_T utilisateurs actifs en visibilité directe. Chaque utilisateur émet une puissance totale de P , tandis que la station de

base connaît le canal et que les terminaux des utilisateurs ne collaborent pas entre eux. Le système utilise une technique de multiplexage par répartition orthogonale de la fréquence (OFDM) avec N_f sous-porteuses qui correspondent aux tonalités mesurées. Dans ce modèle, le signal reçu à la station de base est développé pour la k -ième sous-porteuse alors que N_T utilisateurs sont actifs :

$$y[k] = H[k].x[k] + n[k]; \quad k = 1, 2, \dots, N_f \quad (4.10)$$

où $x[k]$ et $y[k]$ sont les vecteurs des signaux émis et reçus sur la k -ième sous-porteuse, $H[k]$ est la matrice de canal normalisée $N_R \times N_T$ et $n[k]$ est le vecteur de bruit gaussien complexe à moyenne nulle et à variance unitaire.

4.5.2 Étalement des valeurs singulières

La technologie MU-MIMO massive permet de séparer les utilisateurs et de rendre tous les modes spatiaux utiles en utilisant un grand nombre d'antennes au niveau de la station de base [48]. Toutefois, cela dépend de l'existence de conditions de propagation favorables, dans lesquelles les canaux des utilisateurs deviennent de plus en plus orthogonaux avec l'augmentation du nombre d'antennes. L'hypothèse d'une propagation aussi favorable est souvent formulée dans les études théoriques qui s'appuient sur des canaux de Rayleigh [69]. Il est important d'étudier dans quelle mesure les canaux MU-MIMO massifs réels présentent ces conditions favorables. Pour évaluer l'orthogonalité conjointe de tous les utilisateurs, on peut notamment analyser l'étalement de la valeur singulière (SVS, *Singular Values Spread*) [93]. Le SVS est une mesure utilisée pour évaluer l'orthogonalité conjointe de tous les utilisateurs dans les canaux MIMO massifs réels. La matrice de propagation normalisée présente une décomposition en valeurs singulières :

$$H = U\Sigma V^H \quad (4.11)$$

où U et V sont des matrices unitaires et Σ est une matrice diagonale qui contient les valeurs singulières du canal σ_i , $i = 1, \dots, N_T$. Le SVS K est alors défini comme suit :

$$\kappa = \frac{\max \sigma_i}{\min \sigma_i} \quad (4.12)$$

Par conséquent, le SVS est compris entre 1 et l'infini. Une valeur K proche de 1 implique une orthogonalité presque totale entre les utilisateurs (condition de propagation favorable), tandis que des valeurs K plus élevées indiquent une dépendance linéaire significative d'au moins deux lignes de la matrice H (condition de propagation défavorable). Cette dépendance rend difficile la séparation spatiale des utilisateurs correspondants.

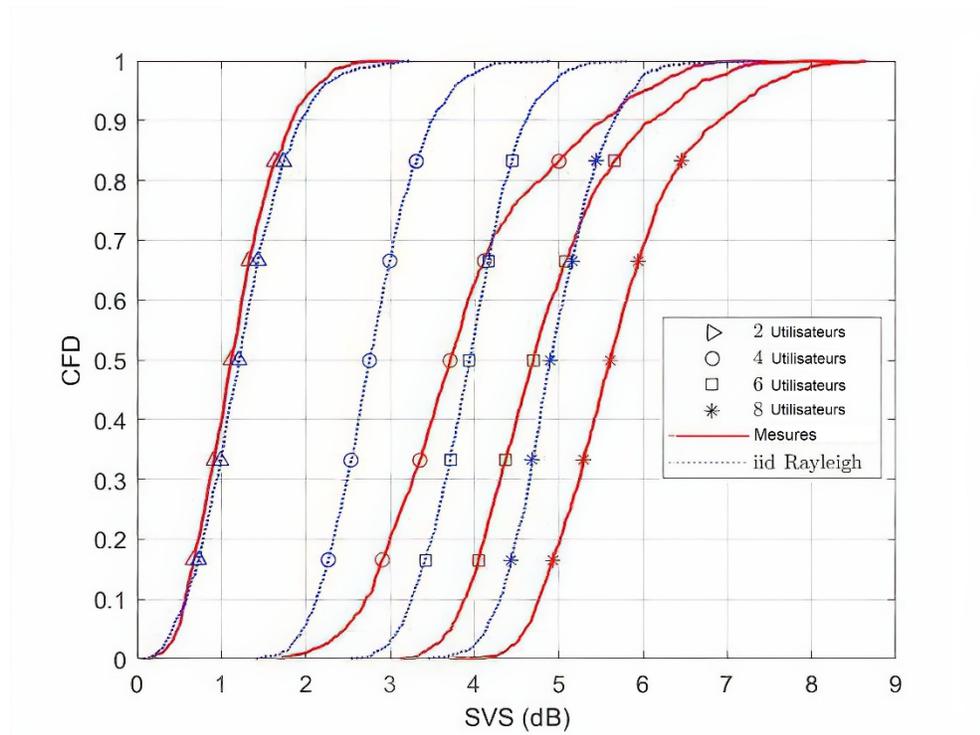


Figure 4.7. CDF des écarts de valeurs singulières (dB) en cas d'utilisation de 2, 4, 6 et 8 utilisateurs.

La figure 4.7 montre la fonction de distribution cumulative de la SVS pour le canal des mines souterraines et les canaux de Rayleigh i.i.d. avec différents nombres d'utilisateurs

actifs. On observe que pour le canal de Rayleigh i.i.d., lorsque le nombre d'utilisateurs actifs passe de 2 à 8, la médiane de la SVS augmente progressivement de 1,21 à 4,9 dB. De manière similaire, pour le canal des mines souterraines, les tendances sont comparables à celles observées pour le canal i.i.d. de Rayleigh. En augmentant le nombre d'antennes de 2 à 8, la médiane de la SVS augmente également, passant de 1,11 dB à 5,9 dB. Comparés aux canaux Rayleigh i.i.d., les canaux mesurés présentent une dispersion des valeurs singulières légèrement plus grande pour 4, 6 et 8 utilisateurs. Il convient de mentionner que lorsqu'il y a 8 utilisateurs, les conditions de propagation peuvent être favorables ou défavorables en raison de l'écart des valeurs singulières qui varie de 3,74 à 8,64 dB. Toutefois, lorsque le nombre d'utilisateurs est réduit, l'orthogonalité des utilisateurs s'améliore, ce qui rapproche les courbes de celles des canaux i.i.d. de Rayleigh.

4.5.3 Capacité

La capacité est une mesure fondamentale pour l'évaluation des canaux de propagation sans fil, représentant le taux maximum auquel l'information peut être transmise sans erreur. L'une des perspectives des systèmes MIMO massifs est la relation entre la corrélation spatiale du récepteur et la capacité de débit total. Pour calculer la capacité totale du système MU-MIMO-OFDM massif, on suppose que la station de base a une connaissance parfaite du canal. Par conséquent, la capacité du canal peut être exprimée comme suit [90] :

$$C = \log_2 \det \left[I_{N_R} + \frac{\rho}{N_T} HH^* \right] \quad (4.13)$$

où I_{N_R} est la matrice d'identité réelle, ρ est le rapport signal sur bruit (SNR) du côté Rx, et H est la matrice de canal normalisée.

Lorsque le nombre d'antennes de réception, N_R , augmente vers l'infini dans des conditions de propagation favorables, et avec un nombre fixe d'émetteurs N_T , la capacité du canal de liaison montante s'approchera d'une limite supérieure de manière asymptotique [94]:

$$C_b = N_T \log_2 \left(1 + \frac{N_R}{N_T} \rho \right) \quad (4.14)$$

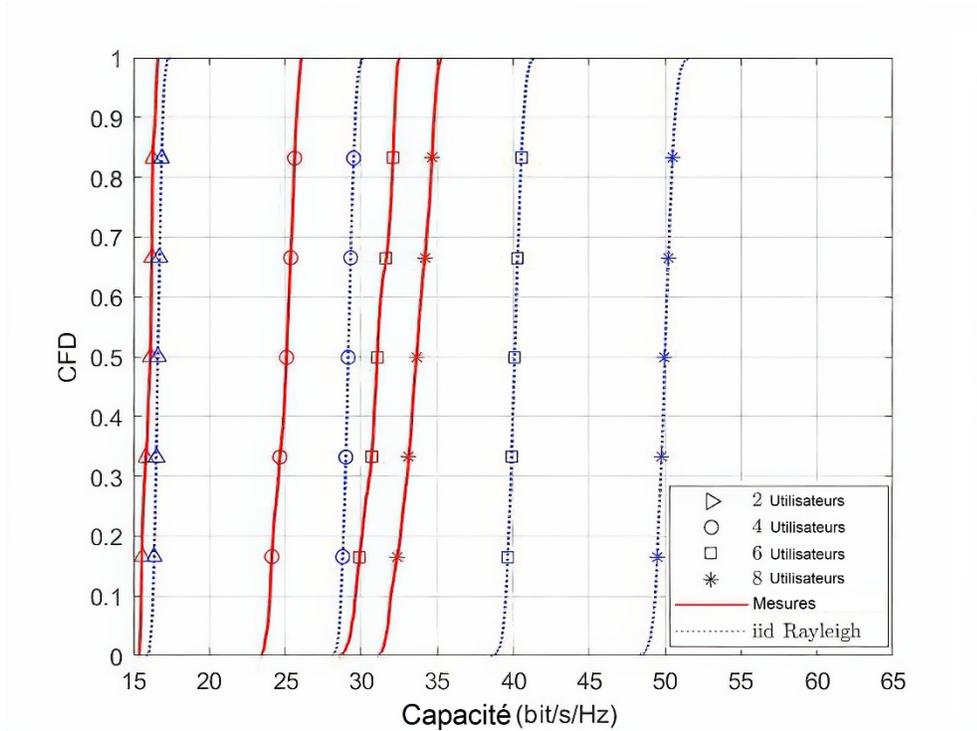


Figure 4.5 CDFs de la capacité de débit total pour différents nombres d'utilisateurs à SNR=10dB.

La figure 4.5 présente la fonction de distribution cumulative de la capacité de débit total pour l'environnement de la mine souterraine, ainsi que pour le canal de Rayleigh i.i.d. Le SNR a été fixé à 10 dB et le nombre d'utilisateurs actifs a varié de 2 à 8. Les résultats indiquent que la capacité augmente avec le nombre d'utilisateurs actifs, tant pour les canaux expérimentaux que pour les canaux de Rayleigh i.i.d. Cependant, les capacités mesurées sont inférieures à celles correspondant au canal i.i.d. Par ailleurs, lorsque le nombre d'utilisateurs

actifs augmente, la différence entre les capacités mesurées et celles du canal de Rayleigh i.i.d. s'accroît également. La figure montre aussi que les gains de débit, lorsqu'on passe de 2 à 8 utilisateurs, sont d'environ 17,5 bit/s/Hz pour le canal de mine souterraine et de 33,4 bit/s/Hz pour le canal Rayleigh i.i.d. La figure 4.6 illustre la capacité moyenne de la liaison montante à différentes valeurs de SNR pour différents nombres d'utilisateurs, ainsi que les cas correspondants de canal de Rayleigh i.i.d. On peut observer qu'à mesure que le nombre d'utilisateurs augmente, il y a une différence significative dans la capacité du canal par rapport aux cas du canal de Rayleigh. Dans le cas de 8 utilisateurs, le canal atteint une capacité de 67% par rapport à un canal de Rayleigh i.i.d., ce qui, pour un SNR de 10 dB, correspond à 33,54 bits/s/Hz. La différence entre le canal mesuré et le canal de Rayleigh i.i.d. peut s'expliquer par la similarité croissante entre les trajets multiples avec l'augmentation de la distance de propagation, ce qui réduit la capacité de gain de la diversité du canal. Lorsque le SNR augmente, le canal atteint des capacités de plus de 80 % par rapport aux canaux de Rayleigh i.i.d.

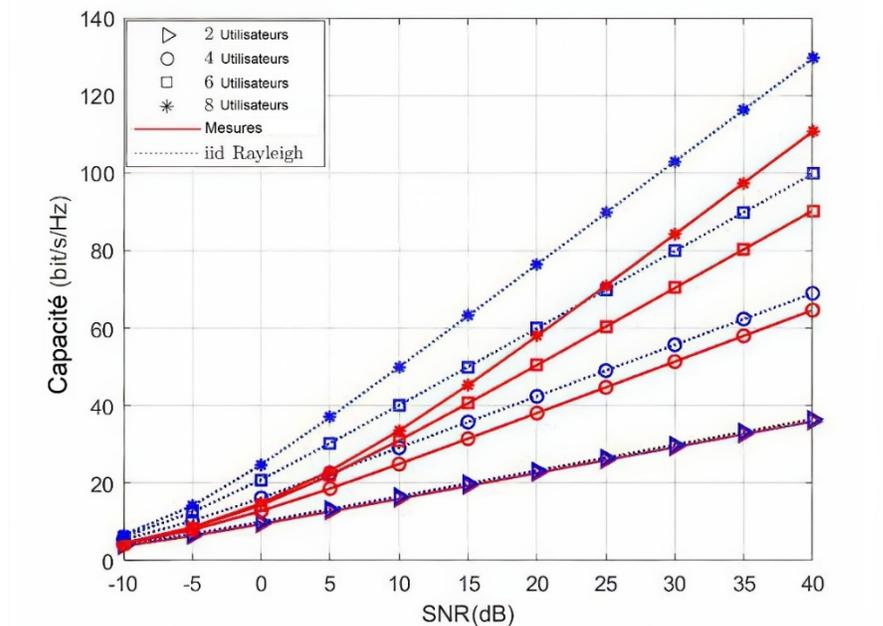


Figure 4.6 Capacité moyenne pour différents SNR et différents nombres d'utilisateurs.

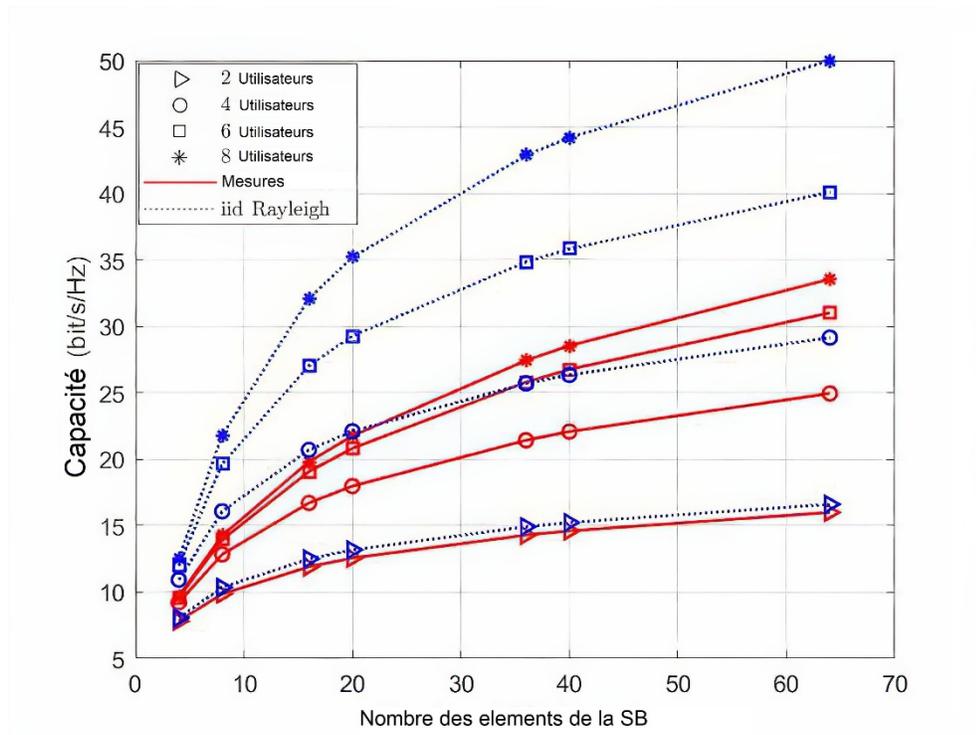


Figure 4.7 Capacité totale pour différents nombres d'éléments de BS et d'utilisateurs.

La figure 4.7 présente la valeur moyenne de la capacité pour différents nombres d'utilisateurs lorsque le nombre d'antennes de la station de base passe de 4 à 64, y compris dans les cas de canaux de Rayleigh i.i.d.. Les résultats révèlent que la capacité est positivement corrélée au nombre d'antennes à la station de base. En comparant une MU-MIMO conventionnelle 8x4 avec une MU-MIMO massif 8x64, on constate que la capacité moyenne est passée de 9,69 bits/s/Hz à 33,54 bits/s/Hz. Cela indique que le MIMO massif offre de meilleures performances que le MIMO conventionnel. Lorsque le nombre d'utilisateurs reste constant, la capacité du canal de liaison monte et converge vers une limite supérieure à mesure que le nombre d'antennes de la station de base augmente.

Le tableau suivant présente une comparaison complète des améliorations de capacité pour différents types de canaux. Il résume l'amélioration de la capacité par rapport au canal

de Rayleigh i.i.d. dans divers environnements, mettant en évidence l'impact du MIMO massif.

Tableau 4.3 Amélioration de la capacité Massive MIMO dans différents environnements.

Réf.	Fréq.	Environnement	SNR	M. MIMO	Gain en C
[95]	3.2 – 4 GHz	Salle de Conférence	10	100x20	89%
[96]	3.5 GHz (200 MHz)	Environnement extérieur	20	16x256	73%
Ce travail	28 GHz (800 MHz)	Mine souterraine	10	8x64	67%
[97]	3.5GHz (160 MHz)	Tunnel du métro Shanghai	10	32x64	62%

Le tableau 4.3 indique que la salle de conférence enregistre la plus grande amélioration, suivie du canal extérieur, puis de notre mine souterraine et du tunnel du métro de Shanghai. Ces variations dans les améliorations sont dues aux caractéristiques spécifiques de chaque canal. Dans les environnements de type tunnel (tunnel de métro et mine souterraine), lorsque la distance de séparation Tx-Rx augmente, la corrélation entre les composantes à trajets multiples augmente également, ce qui entraîne une réduction du gain de diversité. En revanche, dans les environnements intérieurs et extérieurs classiques, la corrélation entre les trajets multiples est plus faible en raison de la diversité des voies de propagation, des réflexions et des obstacles présents dans ces environnements, ce qui contribue à la diversité des trajets des signaux et, par conséquent, se traduit par des gains de capacité plus importants. La mine souterraine offre ainsi une amélioration de la capacité plus marquée que le tunnel du métro, en raison de l'irrégularité de la galerie minière et de la rugosité de ses parois, qui favorisent la diffusion et diminuent la similarité entre les composantes de la propagation par trajets multiples.

4.6 Conclusion

Ce chapitre présente une analyse approfondie des résultats expérimentaux obtenus lors d'une campagne de mesures dans un canal Massive MU-MIMO à 28 GHz réalisée dans une mine d'or souterraine. L'étude met en évidence une corrélation significative entre les caractéristiques de propagation et l'environnement minier, révélant un effet de guidage d'ondes dans la galerie souterraine, en particulier après une certaine distance de rupture. Ce phénomène améliore la réception du signal aux fréquences millimétriques et réduit la nécessité d'infrastructures de communication étendues.

L'analyse des pertes de propagation démontre que le modèle d'affaiblissement du trajet multi-pente est plus approprié que le modèle log-distance standard pour caractériser les différents mécanismes de propagation observés dans les galeries minières souterraines. Par ailleurs, l'étude de la dispersion temporelle montre que les galeries ne génèrent pas de dispersion temporelle significative, ce qui se traduit par une meilleure qualité du signal et une réduction des erreurs de transmission. L'analyse de la largeur de bande de cohérence met en évidence une forte variabilité parmi les 64 sous-canaux entre un utilisateur et la station de base, indiquant une complexité supplémentaire dans la modélisation du canal.

En ce qui concerne la capacité du canal, les résultats montrent qu'elle atteint 67 % de celle du canal i.i.d. Rayleigh de référence. Cette différence est principalement attribuée à la forte similarité entre les trajets multiples dans l'environnement minier. Toutefois, en comparaison avec un système MIMO conventionnel, l'utilisation de la technologie Massive MU-MIMO a considérablement amélioré la capacité du canal, passant de 9,69 bits/s/Hz à 33,54 bits/s/Hz pour un SNR fixé à 10 dB.

En fin, cette étude met en évidence le potentiel considérable de la technologie MIMO Massif pour améliorer l'efficacité et la performance des communications sans fil en environnement souterrain. Ces résultats offrent des perspectives prometteuses pour le déploiement des réseaux 5G industriels dans les mines intelligentes, optimisant ainsi la connectivité, la sécurité et la fiabilité des communications souterraines.

CHAPITRE 5

Modélisation du Canal Minier et Généralisation Multi-source par l'Intelligence Artificielle

5.1 Introduction

La modélisation des canaux de propagation est essentielle pour optimiser les performances des systèmes de communication sans fil, en particulier dans des environnements complexes tels que les mines souterraines. Cependant, les modèles canoniques et empiriques traditionnels montrent leurs limites face à la diversité des conditions environnementales et des configurations d'utilisation. Ces limitations nécessitent le développement de nouvelles approches capables de modéliser avec précision les caractéristiques spécifiques des canaux dans des scénarios atypiques. L'émergence des techniques d'IA, et en particulier des réseaux neuronaux profonds (DNN), offre une opportunité unique pour surmonter ces défis. Ces algorithmes permettent de construire des modèles basés sur des ensembles de données mesurées, offrant une capacité exceptionnelle à représenter des relations complexes entre les paramètres d'entrée et les caractéristiques de propagation. Dans ce chapitre, nous présentons une méthodologie innovante pour modéliser le canal de propagation dans une mine souterraine en utilisant un algorithme DNN. Ce modèle est conçu pour estimer l'atténuation du signal dans un environnement MIMO massif à 28 GHz, en exploitant les données mesurées pour entraîner le modèle à prédire avec précision l'affaiblissement du trajet. Par ailleurs, ce chapitre propose également une solution

multi-source pour la généralisation du modèle à d'autres fréquences, sans nécessiter de nouvelles campagnes de mesures étendues. Cette approche vise à réduire considérablement les efforts expérimentaux tout en maintenant une précision élevée dans les prédictions, ouvrant ainsi de nouvelles perspectives pour la modélisation des canaux dans des environnements exigeants et variés.

5.2 Modèle DNN pour l'Affaiblissement du trajet

Les DNN sont construits à partir de plusieurs couches de neurones, s'inspirant de la structure du cerveau humain, conçus pour effectuer diverses tâches telles que la classification, la régression, le regroupement, la reconnaissance des formes et le traitement du langage naturel [98]. Les couches profondes de neurones dans les DNN leur permettent de capturer des modèles non linéaires entre l'entrée et la sortie, en particulier lorsqu'ils travaillent avec de grands ensembles de données complexes qui impliquent des dimensions multiples [80]. L'application de l'apprentissage profond à la conception et à l'optimisation des réseaux de communication pourrait offrir plus d'avantages que les approches classiques, en particulier pour prédire la perte de chemin à grande échelle dans divers environnements d'exploitation. Le présent chapitre propose une architecture de perceptron multicouche (MLP) à action directe (*feedforward*) pour prédire l'affaiblissement du trajet du canal MIMO massif dans les mines souterraines à 28 GHz. L'objectif d'un modèle MLP-feedforward est d'ajuster les matrices de poids et de biais à travers le processus d'apprentissage, qui comprend deux éléments clés : l'abstraction des caractéristiques ou des entrées vers l'avant et le retour d'erreur vers l'arrière. Ce processus vise à minimiser l'erreur entre les valeurs cibles et les sorties prédites du réseau DNN [99]. Bien que plusieurs études aient utilisé des modèles DNN de type *feedforward* pour estimer l'affaiblissement du trajet, elles se sont principalement

appuyées sur des ensembles de données de perte de chemin SISO. Dans cette contribution, nous visons à développer un nouveau modèle DNN basé sur un ensemble de données MIMO Massif, permettant la prédiction simultanée de la perte de chemin à travers différents éléments du système MIMO.

5.2.1 Architecture et Entraînement du Modèle DNN

Un réseau DNN se compose généralement d'une couche d'entrée, de plusieurs couches cachées et d'une couche de sortie. Ces réseaux mettent en correspondance les caractéristiques d'entrée avec un nouvel espace de caractéristiques par le biais de transformations successives des couches, ce qui permet au modèle d'apprendre des représentations améliorées des caractéristiques pour la sortie. Le schéma fonctionnel de la figure 5.1 représente le flux général du modèle DNN proposé.

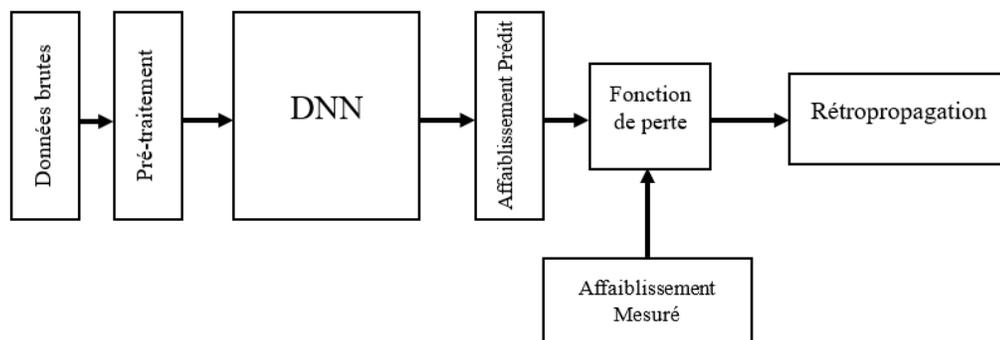


Figure 5.1 Schéma bloc du modèle DNN.

5.2.1.1 Données Brutes

L'ensemble des données utilisé dans ce travail est dérivé des mesures de perte de chemin réalisées dans les galeries minières, comme décrit en détail au Chapitre 3. Ces données ont été collectées en conditions de visibilité directe (LOS), en tenant compte de la distance entre l'émetteur et le récepteur ainsi que des coordonnées spatiales des antennes. Cette configuration capture les variations des paramètres d'atténuation dans un

environnement complexe et confiné. La procédure de mesure a été menée en respectant des protocoles stricts pour garantir une précision et une représentativité optimales des résultats.

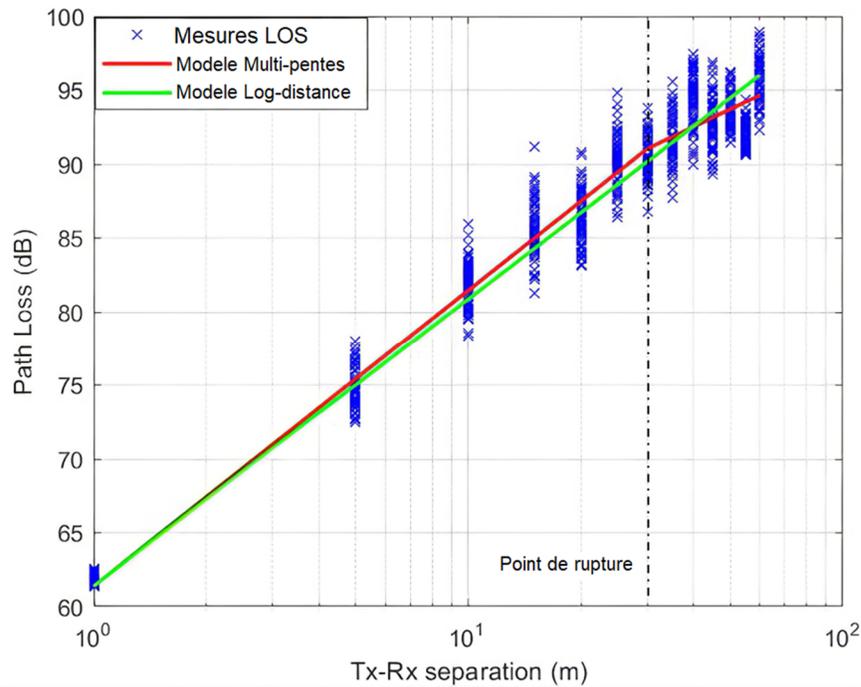


Figure 5.2 Résultats de l'affaiblissement du trajet à 28 GHz ajustés avec les modèles Log-distance et multi-pentes.

La figure 5.2 présente les mesures de l'affaiblissement à 28 GHz dans les galeries minières. La portée maximale mesurée est de 60 m, au-delà de laquelle la courbure de la galerie bloque la ligne de vue (LOS). Les résultats obtenus ont ensuite été ajustés à l'aide des modèles log-distance et multi-pentes. Le modèle multi-pentes offre une représentation plus précise du comportement de l'affaiblissement de propagation dans la galerie, notamment après le point de rupture situé à 30 m. Dans la section suivante, ces modèles serviront à générer des prédictions de perte de trajet, qui seront comparées aux résultats obtenus à l'aide du modèle DNN. Cette analyse comparative met en lumière les forces et les limites des modèles empiriques traditionnels par rapport aux approches modernes d'apprentissage

automatique, en particulier pour représenter la complexité des dynamiques de propagation dans des scénarios miniers souterrains.

Le tableau 5.1 résume les paramètres empiriques associés aux modèles de l'affaiblissement du trajet.

Tableau 5.1 Paramètres des modèles d'affaiblissement empiriques.

Modèle	Données	<i>n</i>		σ(dB)	
Log-distance	LOS	1.95		1.97	
Multi-pentes	LOS	<i>n1</i>	<i>n2</i>	$\sigma1$	$\sigma2$
		2	1.2	1.71	1.86

5.2.1.2 Pré-traitement des données

L'ensemble de données doit être prétraité avant l'entraînement du modèle DNN, car les échelles variables des différentes caractéristiques, telles que la distance et la fréquence, peuvent avoir un impact sur les performances globales du modèle. Pour résoudre ce problème et s'assurer que toutes les caractéristiques contribuent efficacement, une étape de normalisation est appliquée. Dans ce travail, les caractéristiques d'entrée et la perte de chemin mesurée sont normalisées à l'aide d'une mise à l'échelle min-max, qui fait correspondre les valeurs à une plage comprise entre 0 et 1, comme décrit ci-dessous :

$$\bar{x}_l = \frac{x_l - \min(x_{train})}{\max(x_{train}) - \min(x_{train})} \quad (5.1)$$

où x_l est un élément de l'ensemble de données brutes, \bar{x}_l est l'élément après normalisation et x_{train} est les données d'entraînement. Cette approche assure que les données de test restent entièrement invisibles pendant l'entraînement, ce qui évite les fuites de données et maintient une évaluation objective.

5.2.1.3 Analyse de l'importance des caractéristiques

Dans cette étude, l'algorithme XGBoost (*eXtreme Gradient Boosting*), une technique avancée de renforcement du gradient, est utilisé pour évaluer la contribution des caractéristiques individuelles dans l'ensemble de données. Les algorithmes tels que XGBoost, qui reposent sur des modèles d'arbres de décision, sont efficaces pour déterminer l'importance des caractéristiques dans un contexte donné [101]. Le score d'importance de la caractéristique indique l'influence de chaque caractéristique dans la réalisation de prédictions à l'aide du modèle XGBoost, les scores les plus élevés reflétant une plus grande importance. L'ensemble de données analysé dans le cadre de cette recherche comprend quatre caractéristiques principales : la distance, les coordonnées x et y du réseau de récepteurs, le type de données (mesurées ou calculées) et la fréquence. La figure 5.3 illustre l'importance relative de ces caractéristiques en fonction de leur score d'importance.

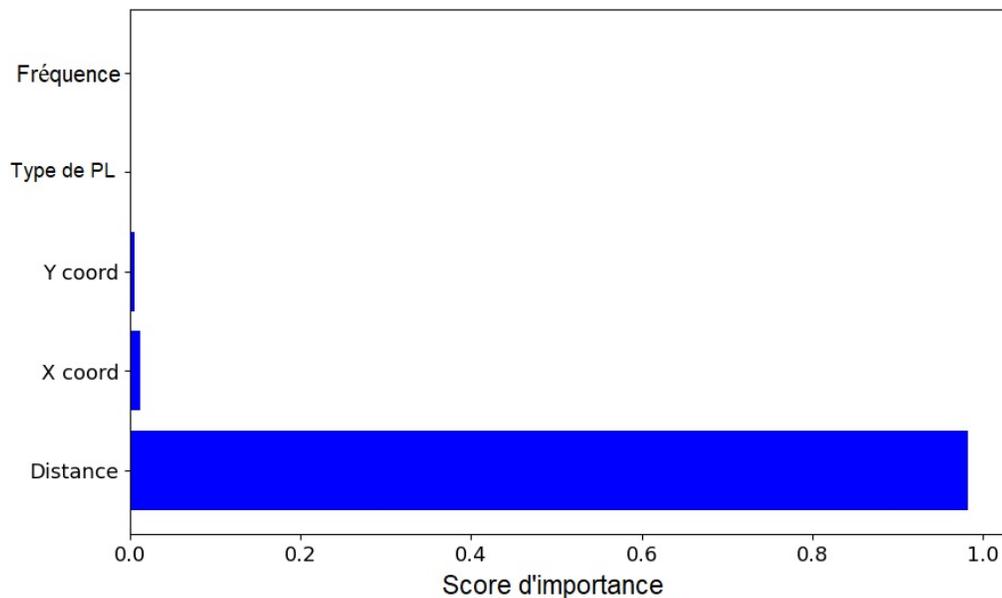


Figure 5.3 Importance relative des caractéristiques du modèle DNN.

La distance est la caractéristique la plus influente, avec un score d'importance proche de 1, ce qui indique qu'il s'agit du principal facteur influençant les prédictions de

l'affaiblissement du trajet. Les autres caractéristiques, telles que les coordonnées X, les coordonnées Y, le type de l'affaiblissement (PL) et la fréquence, exercent une influence minimale, avec des scores d'importance proches de zéro. Cela suggère que, dans ce modèle, l'affaiblissement du trajet à 28 GHz dépend fortement de la distance entre l'émetteur et le récepteur, avec une contribution minimale d'autres variables spatiales ou liées à la fréquence dans les prédictions du modèle.

5.2.2 Indicateurs de Performance

Les quatre indicateurs principaux utilisés pour quantifier et évaluer statistiquement la précision de prédiction des modèles d'affaiblissement sont les suivantes : 1) Erreur quadratique moyenne (RMSE), 2) Erreur absolue moyenne (MAE), 3) Coefficient de détermination (R^2), 4) Coefficient de corrélation (Corr). Les définitions mathématiques de ces mesures sont données dans les équations suivantes.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (PL_i - \widehat{PL}_i)^2} \quad (5.2)$$

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |PL_i - \widehat{PL}_i| \quad (5.3)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (PL_i - \widehat{PL}_i)^2}{\sum_{i=1}^N (PL_i - \overline{PL})^2} \quad (5.4)$$

$$Corr = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (PL_i - \overline{PL})(\widehat{PL}_i - \overline{\widehat{PL}})}{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (PL_i - \overline{PL})^2} \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\widehat{PL}_i - \overline{\widehat{PL}})^2}} \quad (5.5)$$

où N est le nombre total d'échantillons utilisés pour le calcul des mesures de performance, PL est la valeur empirique de perte de chemin, \widehat{PL} est la valeur prédite de perte de chemin, et \overline{PL} et $\overline{\widehat{PL}}$ sont les valeurs moyennes de PL et \widehat{PL} , respectivement.

5.2.3 Entraînement du modèle DNN

L'entraînement du modèle DNN proposé vise à ajuster précisément les hyperparamètres en utilisant les ensembles de données d'entraînement fournis, ce qui permet d'obtenir une configuration de modèle optimisée. Les meilleurs hyperparamètres sont identifiés au cours de l'entraînement en appliquant un algorithme d'optimisation, en ajustant plusieurs modèles aux données d'entraînement afin de déterminer le modèle optimal. Le modèle DNN final atteint la plus faible perte MSE normalisée et le score R^2 le plus élevé.

L'algorithme d'optimisation des hyperparamètres vise à identifier la meilleure configuration du modèle DNN en utilisant une combinaison de techniques de recherche aléatoire et de grille. Il explore différents hyperparamètres, notamment le nombre de couches cachées (de 1 à 8), les unités cachées par couche (de 32 à 512, puissances de 2), les algorithmes d'optimisation (*adam*, *RMSprop*, *SGD*), les fonctions d'activation (*relu*, *tanh*, *sigmoïde*), la taille des lots (16, 32, 64) et les facteurs de régularisation (0,01, 0,001, 0,0001). Toutes les configurations possibles forment un espace de recherche complet, à partir duquel un sous-ensemble aléatoire est échantillonné sur la base du nombre maximal d'essais. Chaque configuration est utilisée pour construire et former un modèle DNN sur les données d'apprentissage avec un nombre fixe d'époques et une part de validation de 20 %, un ratio couramment utilisé qui offre un bon équilibre entre la taille de l'apprentissage et une évaluation fiable des performances [102]. Les performances du modèle sont mesurées à l'aide de la perte de validation, de l'erreur quadratique moyenne et du score R^2 . La meilleure configuration, avec la perte de validation la plus faible, est sélectionnée pour assurer une performance optimale du modèle et une meilleure généralisation aux données non vues. L'algorithme 5.1 fournit une décomposition détaillée de ces étapes.

Algorithme 5.1 : Optimisation des Hyperparamètres pour le Modèle DNN

Entrées :

- Matrice des caractéristiques d'entrée X_{train}
- Sortie cible y_{train}
- Ratio de validation pour la séparation des données
- Intervalles des hyperparamètres (nombre de couches cachées, unités par couche, fonction d'activation, taille des lots, facteur de régularisation, algorithme d'optimisation).

Sorties :

- Ensemble optimisé d'hyperparamètres pour le modèle DNN.

1. Initialiser une liste vide *hyperparameter_combinations* pour stocker toutes les configurations possibles d'hyperparamètres.
2. Définir les intervalles pour :
 - Nombre de couches cachées L (de 1 à 8)
 - Nombre d'unités cachées U (de 32 à 512, puissances de 2)
 - Algorithmes d'optimisation A (adam, rmsprop, sgd)
 - Fonctions d'activation F (relu, tanh, sigmoid)
 - Tailles des lots B (16, 32, 64)
 - Facteurs de régularisation R (0,01, 0,001, 0,0001)
3. **Pour** chaque configuration de couches cachées l dans L :
Pour chaque configuration d'unités cachées u dans U :
Pour chaque algorithme d'optimisation a dans A :
Pour chaque fonction d'activation f dans F :
Pour chaque taille de lot b dans B :
Pour chaque facteur de régularisation r dans R :
Ajouter la configuration (l, u, a, f, b, r) à *hyperparameter_combinations*.
4. Échantillonner aléatoirement un sous-ensemble de configurations de *hyperparameter_combinations* en fonction du nombre maximum d'essais spécifié.
5. Initialiser une liste vide *model_performance* pour stocker la perte de validation pour chaque essai.
6. **Pour** chaque configuration d'hyperparamètres échantillonnée (l, u, a, f, b, r) :
Construire le modèle DNN avec l couches cachées, chacune ayant u unités cachées, et utiliser la fonction d'activation f .
Appliquer le facteur de régularisation r à chaque couche.
Compiler le modèle en utilisant l'optimiseur a et la fonction de perte *mean_squared_error*.
Entraîner le modèle avec X_{train} et y_{train} pour un nombre fixe d'époques, avec une taille de lot b et en utilisant le ratio de validation.
Évaluer le modèle sur l'ensemble de validation et stocker la perte de validation et d'autres métriques pertinentes dans *model_performance*.
7. **Sélectionner** la configuration d'hyperparamètres (l, u, a, f, b, r) ayant la perte de validation la plus faible.
8. **Retourner** : La meilleure configuration d'hyperparamètres $(l_b, u_b, a_b, f_b, b_b, r_b)$ et le modèle DNN correspondant.

Le processus d'optimisation a permis de déterminer les hyperparamètres optimaux pour le modèle DNN, comme le montre le tableau 5.2. Le cadre final du réseau DNN pour la prédiction de l'affaiblissement du trajet est illustré à la figure 5.4. L'apprentissage a été effectué sur 100 époques avec un arrêt précoce pour éviter le surajustement.

Tableau 5.2 Hyperparamètres du Modèle DNN.

Hyperparamètres	Valeurs
Fonction d'activation	ReLU
Nombre de couches et d'unités	{128, 256, 64, 32, 32, 256, 64, 32}
Tailles des lots	32
Facteurs de régularisation L2	0.0001
Optimiseur	Adam

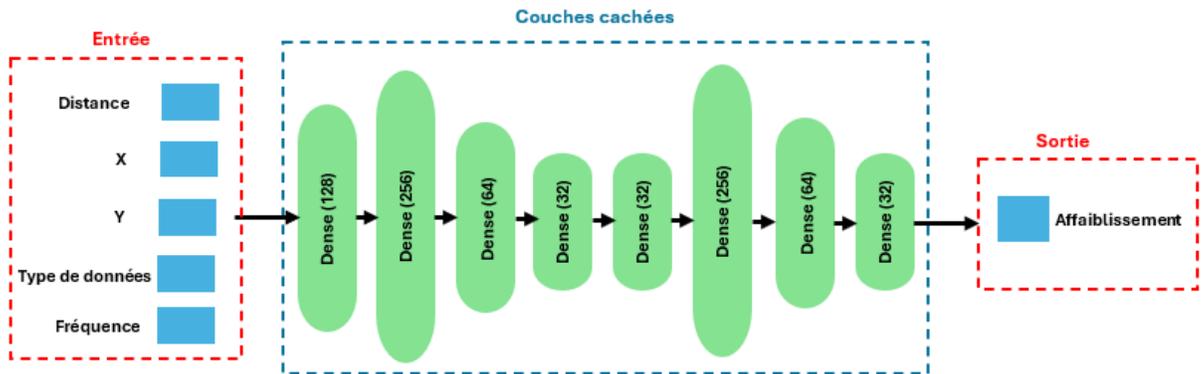


Figure 5.4 Structure du modèle DNN pour l'affaiblissement du trajet.

5.2.4 Test du Modèle DNN

La précision de prédiction du modèle d'affaiblissement du trajet basé sur le DNN proposé a été comparée à deux modèles empiriques : le modèle log-distance et le modèle multi-pentes. Cette évaluation a été réalisée exclusivement sur l'ensemble de données de test afin de garantir une comparaison équitable des capacités de généralisation du modèle DNN. Pour le modèle à distance logarithmique, l'exposant de perte de trajet a été fixé à $n = 1.95$,

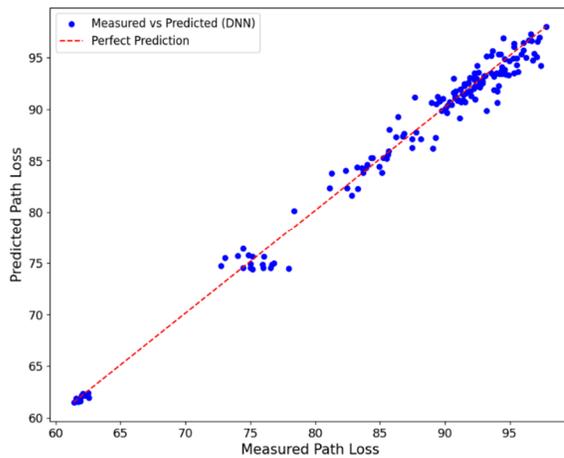
l'ombrage étant modélisé comme une distribution gaussienne avec une moyenne nulle et un écart type de 1,97 dB. Le modèle multi-pentes utilise des exposants de perte sur le trajet $n_1 = 2$ et $n_2 = 1,2$, l'ombrage étant modélisé par des distributions gaussiennes ayant une moyenne nulle et des écarts types de 1,71 dB et 1,86 dB, respectivement. Les performances des modèles sont évaluées à l'aide des paramètres définis précédemment, et les résultats sont résumés dans le tableau 5.3.

Tableau 5.3 Comparaison de la précision de prédiction, Modèles classiques Vs DNN.

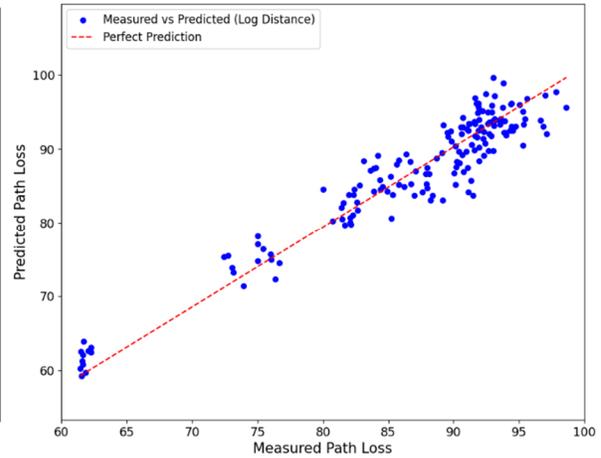
Modèle	Log-distance	Multi-pentes	DNN
RMSE (dB)	2.83	2.39	1.46
MAE (dB)	2.28	1.87	1.13
R² (%)	90.61	93.31	97.80
Corr (%)	95.67	96.68	99.17

La comparaison de la précision de prédiction entre le modèle DNN et les modèles classiques révèle des différences substantielles. Le modèle DNN présente des performances supérieures, avec des valeurs RMSE (1,46 dB) et MAE (1,13 dB) nettement inférieures à celles du modèle log-distance (RMSE : 2,83 dB, MAE : 2,28 dB) et du modèle multi-pentes (RMSE : 2,39 dB, MAE : 1,87 dB). Ces mesures d'erreur plus faibles indiquent que le modèle DNN fournit des prédictions d'affaiblissement du trajet plus précises. Par ailleurs, le coefficient de détermination R², d'une valeur de 97,80 %, dépasse de loin ceux des modèles log-distance (90,61 %) et multi-pentes (93,31 %), ce qui souligne sa capacité exceptionnelle à expliquer la variabilité des données relatives à l'affaiblissement du trajet. De plus, le coefficient de corrélation du modèle DNN est de 99,17 %, reflétant une relation linéaire très forte entre les valeurs prédites et les valeurs réelles, ce qui est plus élevé que les modèles log-distance (95,67 %) et multi-pentes (96,68 %). Cette analyse met en évidence la capacité du

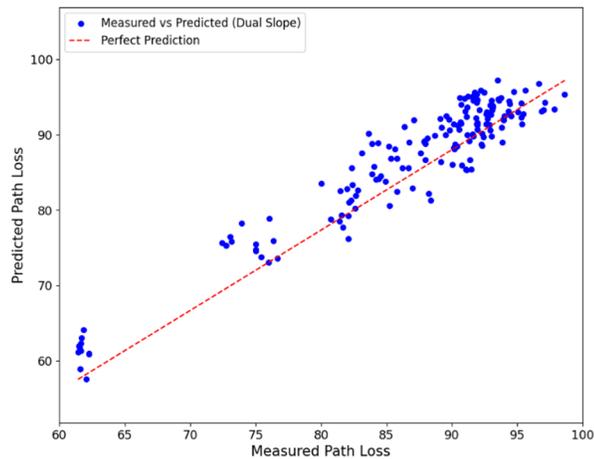
modèle DNN à modéliser la propagation complexe dans les environnements miniers souterrains. Elle souligne l'importance d'intégrer des techniques avancées d'apprentissage automatique dans la conception et l'optimisation des réseaux de communication afin d'améliorer de manière significative la précision et la fiabilité des prédictions.



(a)



(b)



(c)

Figure 5.5 Valeurs mesurées et prédites de l'affaiblissement du trajet. (a) Modèle DNN. (b) Modèle log-distance. (c) Modèle multi-pentes.

Les figures 5.5 (a), (b) et (c) illustrent la relation entre les valeurs réelles et prédites de l'affaiblissement du trajet, générées respectivement par le modèle DNN, le modèle log-distance et le modèle multi-pentes. Idéalement, les points de données devraient s'aligner sur la ligne d'identité diagonale, ce qui indiquerait des prédictions parfaites. Toutefois, la dispersion observée des points de données révèle des zones de prédictions exactes et de divergences. La figure 5.5 (a) montre que des groupes de points se situent près de la ligne d'identité, ce qui suggère que le modèle DNN est plus performant que les modèles empiriques comme présenté dans les figures 5.5 (b) et (c).

5.3 Généralisation du Modèle DNN

La demande croissante en débits de données dans le secteur minier, alimentée par des technologies avancées, pousse à explorer de nouvelles bandes de fréquences pour assurer une meilleure capacité, couverture et fiabilité des communications, notamment dans les environnements complexes comme les mines souterraines. De manière générale, des campagnes de mesure approfondies sont nécessaires pour obtenir des données sur ces nouvelles fréquences. Toutefois, ce processus est particulièrement coûteux, tant en termes de temps que de ressources financières, notamment en raison du rythme rapide des opérations minières et de l'évolution constante de l'environnement. Cette section examine la faisabilité de la généralisation des modèles d'apprentissage automatique pour prédire l'affaiblissement de propagation à de nouvelles fréquences avec un nombre minimal de mesures. Plus précisément, l'objectif est d'adapter le modèle DNN précédemment établi, conçu pour la prédiction de l'affaiblissement du trajet à 28 GHz, afin de prédire l'affaiblissement du trajet à d'autres fréquences dans le canal MIMO massif d'une mine souterraine.

5.3.1 Procédure de Généralisation

Afin d'assurer une adaptabilité efficace et une généralisation robuste du modèle DNN à la fréquence cible f_T , un modèle multi-sources est déployé. La figure 5.4 illustre la procédure de généralisation, qui intègre des caractéristiques d'entrée supplémentaires, telles que la fréquence cible et la nature des données (avec 1 pour l'affaiblissement mesuré et 0 pour l'affaiblissement calculé en espace libre). Cette procédure se déroule en trois étapes, permettant d'améliorer progressivement la capacité du modèle DNN à se généraliser pour la prédiction de l'affaiblissement du trajet à f_T , comme indiqué ci-dessous :

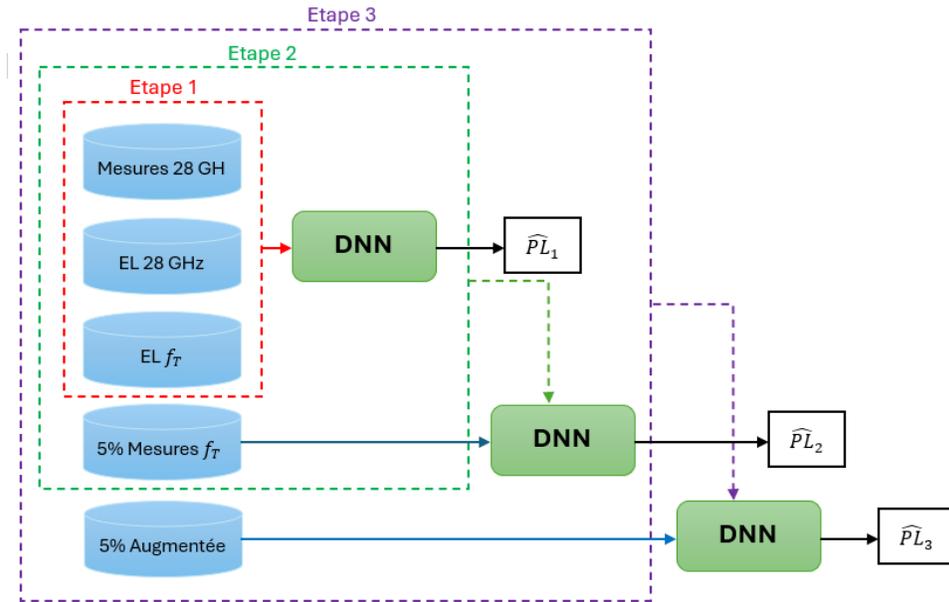


Figure 5.4 Procédure de généralisation du modèle DNN.

5.3.1.1 Première Étape de la Généralisation

Dans la phase initiale, le modèle DNN est entraîné à prédire l'affaiblissement du trajet à 28 GHz en utilisant un ensemble de données à double source. La première source comprend les mesures obtenues à partir d'un système MIMO massif déployé dans une mine souterraine, reflétant les caractéristiques de propagation distinctes de cet environnement. La seconde

source comprend des données de l'affaiblissement calculées à partir de modèles en espace libre (EL), offrant une référence contrastée. Cette double approche permet au DNN de faire la distinction entre le comportement spécifique de l'affaiblissement du trajet dans les environnements souterrains confinés et dans les conditions de l'espace libre. Le modèle est ensuite étendu avec des données d'affaiblissement du trajet en espace libre à la fréquence cible f_T , lui permettant ainsi de poser les bases d'une généralisation vers une nouvelle fréquence. Tout au long de cette phase, une approche combinée des ensembles de données est employée, garantissant que le DNN est entraîné simultanément avec les données mesurées et en espace libre à 28 GHz et les données en espace libre f_T nouvellement introduites. Cette approche d'entraînement permet au modèle de traiter les prédictions de l'affaiblissement du trajet à f_T dans l'environnement minier, même en l'absence de mesures directes à cette fréquence.

5.3.1.2 Deuxième Étape de la Généralisation

Dans cette deuxième phase, le modèle DNN est affiné pour prédire l'affaiblissement du trajet à la fréquence cible f_T , en utilisant une partie des mesures réelles collectées à cette fréquence. Trois sous-ensembles de données ont été exploités, représentant respectivement 25 %, 15 %, et 5 % du total des mesures disponibles. Ces pourcentages ont été déterminés en tenant compte de l'incertitude liée à la quantité minimale de données requise pour garantir une précision acceptable des prédictions. L'objectif principal de cette étape est de fournir au modèle des informations essentielles sur les caractéristiques spécifiques de l'affaiblissement du trajet à f_T dans l'environnement minier. En intégrant progressivement ces nouvelles mesures à f_T aux données précédemment apprises à 28 GHz et en espace libre, le DNN renforce sa capacité à modéliser l'affaiblissement du trajet à f_T . Par ailleurs, cette phase

permet d'explorer le seuil minimal de données nécessaires pour maintenir des prédictions fiables et précises.

5.3.1.3 Troisième Étape de la Généralisation

Dans la dernière étape, les données d'entraînement pour f_T sont enrichies grâce à l'utilisation de Réseaux Adversariaux Génératifs Conditionnels (cGAN, *Conditional Generative Adversarial Networks*). Ces réseaux permettent de générer des données synthétiques visant à compléter l'ensemble de données existant. Plus précisément, le cGAN produit des échantillons synthétiques de l'affaiblissement couvrant les distances et les coordonnées non incluses dans les mesures utilisées lors de l'étape précédente, comblant ainsi les lacunes de l'ensemble de données pour fournir une base d'entraînement plus complète et représentative. Cette base de données est ensuite incorporée dans le processus d'entraînement, poursuivant ainsi la stratégie des données combiné. Les données réelles et synthétiques à f_T , ainsi que les données à 28 GHz et en espace libre acquises précédemment, sont combinées pour renforcer l'apprentissage du modèle. Cette augmentation des données permet au modèle DNN de mieux se généraliser et d'améliorer sa précision pour la prédiction de l'affaiblissement du trajet à f_T .

a) cGAN pour l'Augmentation des Données

Le cGAN est utilisé pour augmenter les données et générer des valeurs synthétiques de l'affaiblissement du trajet à f_T . Il exploite des sous-ensembles de données réelles de l'affaiblissement du trajet à f_T , représentant respectivement 5 %, 15 %, et 25 % des mesures totales, qui servent d'entrée au générateur. Ce dernier apprend à produire des valeurs synthétiques d'affaiblissement en fonction de caractéristiques d'entrée reflétant l'environnement de propagation, telles que la distance et les coordonnées spatiales. Le

discriminateur, quant à lui, différencie les valeurs réelles des valeurs synthétiques, orientant ainsi le générateur pour améliorer progressivement la qualité des données produites. La figure 5.5 illustre la structure du cGAN utilisée dans ce processus de génération. En enrichissant l'ensemble de données avec des échantillons synthétiques, le modèle élargit de manière significative l'ensemble de données f_T , ce qui améliore la capacité du DNN à généraliser et à prédire l'affaiblissement du trajet à la fréquence cible.

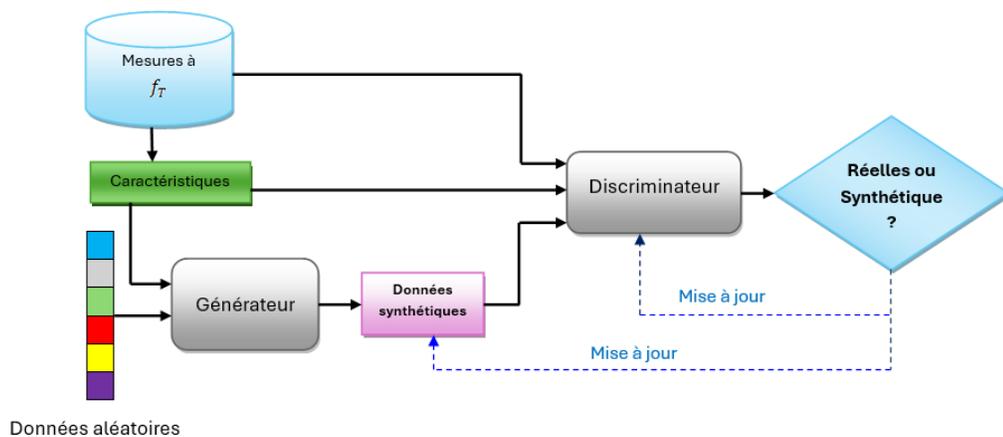


Figure 5.5 Schéma block du cGAN.

b) Entraînement du cGAN et Détermination des Hyperparamètres

L'apprentissage du cGAN implique une optimisation itérative des réseaux du générateur et du discriminateur. Au cours de chaque période, le générateur reçoit un sous-ensemble de données réelles de l'affaiblissement à f_T et apprend à produire des valeurs synthétiques basées sur les caractéristiques d'entrée. Parallèlement, le discriminateur évalue les valeurs de l'affaiblissement réelles et synthétiques, dans le but de les distinguer avec précision. Les hyperparamètres clés utilisés au cours de ce processus sont résumés dans le tableau 5.4. Ces paramètres ont été déterminés pour $f_T = 38$ GHz.

Tableau 5.4 Hyperparamètres du Modèle cGAN.

Hyperparamètres	Générateur	Discriminateur
Nombre de couches et d'unités	[224, 128, 160, 256]	[256, 224, 1]
Fonction d'activation	ReLU (couches cachées), Linear (sortie)	Leaky ReLU (couches cachées), Sigmoid (sortie)
Taux d'apprentissage	0.0001	0.0002
Optimiseur	Adam	Adam
Batch size	32	32
Epoque	100	100 (co-entraîné avec le générateur)
Fonction de perte	Erreur quadratique moyenne (MSE)	Binary Cross-Entropy

5.3.2 Évaluation et Analyse des Étapes de Généralisation

Pour évaluer l'efficacité de la procédure de généralisation, des prédictions de l'affaiblissement du trajet ont été réalisées à deux fréquences cibles dans l'environnement des mines souterraines : 26 GHz et 38 GHz. En complément de la bande de 28 GHz utilisée pour l'entraînement initial, ces fréquences représentent trois principales bandes d'ondes millimétriques largement exploitées dans les applications 5G, soulignant ainsi leur importance dans les systèmes de communication sans fil. La première fréquence, 26 GHz, est proche de la fréquence d'entraînement de 28 GHz, ce qui facilite la généralisation. Par ailleurs, la deuxième fréquence, 38 GHz, se situe dans une gamme plus élevée, posant un défi supplémentaire au modèle. L'évaluation des performances a été menée en plusieurs étapes, chacune illustrant l'amélioration progressive du modèle DNN dans la prédiction de l'affaiblissement du trajet aux fréquences de 26 et 38 GHz. Les résultats, résumés dans le tableau 5.5, mettent en évidence l'efficacité des différentes configurations d'apprentissage et des stratégies de données. En particulier, les approches basées sur l'augmentation des données se révèlent essentielles pour optimiser les capacités de généralisation du modèle.

Tableau 5.5 Comparaison des Performances de Prédiction aux Différentes Étapes de Généralisation.

Configuration d'entraînement	Données utilisées	RMSE	MAE	R^2	Corr.
DNN 28 GHz					
Entraînement initial	Mesures 28 GHz prédire 26 GHz	3.42	2.53	0.95	0.98
	Mesures 28 GHz prédire 38 GHz	12.29	11.93	0.15	0.88
Étape 1					
Généralisation avec FS	28/26 GHz Espace libre	2.58	1.95	0.96	0.98
	28/38 GHz Espace libre	5.46	4.8	0.51	0.95
Étape 2					
Généralisation avec des données limitées	25% de mesures de 26 GHz	1.93	1.53	0.98	0.99
	15% de mesures 26 GHz	2.01	1.61	0.97	0.98
	5% de mesures 26 GHz	2.23	1.69	0.97	0.98
	25% de mesures 38 GHz	2.27	1.77	0.91	0.97
	15% de mesures 38 GHz	2.68	2.12	0.88	0.97
	5% de mesures 38 GHz	2.86	2.29	0.87	0.94
Étape 3					
Généralisation avec des données augmentées	25% augmentées de 26 GHz	1.52	1.27	0.98	0.99
	15% augmentées de 26 GHz	1.59	1.31	0.98	0.99
	5% augmentées de 26 GHz	1.64	1.34	0.98	0.99
	25% augmentées de 38 GHz	1.69	1.35	0.95	0.98
	15% augmentées de 38 GHz	1.73	1.39	0.95	0.98
	5% augmentées de 38 GHz	2.02	1.59	0.93	0.97
Étape de vérification					
Données limitées sans ceux d'espace libre	5% de mesures de 26 GHz (Pas FS)	2.52	1.90	0.96	0.98
	5% augmentées de 26 GHz (Pas FS)	1.97	1.81	0.97	0.98
	5% de mesures de 38 GHz (Pas FS)	5.47	3.76	0.51	0.80
	5% augmentées 38 GHz (Pas FS)	2.31	1.84	0.91	0.96

Lors de la phase initiale d'apprentissage, en utilisant uniquement les données de 28 GHz, les performances varient de manière significative entre les deux fréquences. Pour 26 GHz, le modèle obtient une RMSE de 3,42 dB et une MAE de 2,53 dB, avec un R^2 de 0,95 et une corrélation de 98%. Cette excellente performance initiale met en évidence la capacité

du modèle à se généraliser efficacement à une fréquence proche de ses données d'apprentissage, car la similarité des longueurs d'onde permet au modèle d'identifier les tendances dominantes de la propagation. Toutefois, la performance à 38 GHz est considérablement inférieure, avec une RMSE de 12,29 dB, une MAE de 11,93 dB et une valeur R^2 beaucoup plus faible de 0,15. La précision moindre reflète les difficultés de généralisation à une fréquence plus éloignée de 28 GHz, où les caractéristiques de propagation spécifiques ne sont pas encore prises en compte par le modèle. Cette étape met en évidence les limites initiales de la généralisation inter-fréquences sans données supplémentaires.

En entraînant le modèle DNN avec les données de perte de trajet en espace libre pour les deux fréquences cibles, la prédiction de la perte de trajet s'est considérablement améliorée. Pour 26 GHz, le RMSE est réduit à 2,58 dB et le MAE à 1,95 dB, avec une valeur R^2 de 0,96 et une corrélation de 98%. Ces résultats montrent que les données de l'affaiblissement en espace libre permettent au modèle de mieux comprendre les tendances de la propagation et d'aligner plus étroitement ses prédictions sur les mesures réelles. De même, pour 38 GHz, le RMSE diminue à 5,46 dB et le MAE s'améliore à 4,8 dB, avec un R^2 de 0,51. La corrélation s'améliore considérablement pour atteindre 95%, ce qui indique que les données de l'espace libre permettent de combler l'écart entre les deux fréquences, en particulier pour 38 GHz. Bien que les performances à 38 GHz restent inférieures à celles à 26 GHz, cette étape confirme la valeur des données de l'espace libre dans l'établissement d'une compréhension de base du comportement de propagation à travers les fréquences.

Dans la phase 2, l'incorporation d'un nombre limité de mesures (5 %, 15 % et 25 %) à chaque fréquence améliore encore les capacités prédictives du modèle. À 26 GHz, en

utilisant 25 % des données réelles, le modèle atteint une RMSE de 1,93 dB et une MAE de 1,53 dB, avec une valeur R^2 de 0,98 et une corrélation de 99 %. Même avec 5 % de données réelles, le modèle reste très performant, avec une RMSE de 2,23 dB et une corrélation de 98 %. Cela démontre la capacité du modèle à se généraliser efficacement avec un minimum de données réelles lorsque la fréquence cible est proche de la fréquence d'apprentissage. Pour 38 GHz, les performances s'améliorent également de manière significative. En utilisant 25 % des données réelles, le modèle atteint une RMSE de 2,27 dB et une MAE de 1,77 dB, avec une valeur R^2 de 0,91 et une corrélation de 97 %. Même avec seulement 5 % des données réelles, le RMSE est ramené à 2,86 dB et la corrélation reste élevée (94 %). Ces résultats montrent que même un ensemble limité de mesures peut fournir suffisamment de données pour que le modèle s'adapte à des nouvelles fréquences. Cette capacité fait du modèle une solution pratique dans les situations où les campagnes de mesure à grande échelle ne sont pas réalisables, offrant ainsi une alternative pour les scénarios avec des ressources limitées.

L'étape 3 examine l'impact de l'augmentation des données synthétiques en utilisant cGAN. A 26 GHz, le modèle entraîné avec 25% de données augmentées atteint sa meilleure performance, avec un RMSE de 1.52 dB et un MAE de 1.27 dB, ainsi qu'une valeur R^2 de 0.98 et une corrélation presque parfaite de 99%. Même avec 5 % de données supplémentaires, le modèle donne d'excellents résultats, avec un RMSE de 1,64 dB et une corrélation de 99 %. Pour 38 GHz, l'augmentation des données synthétiques améliore également les performances de manière significative. Avec 25 % de données augmentées, le modèle obtient une RMSE de 1,69 dB et une MAE de 1,35 dB, avec une valeur R^2 de 0,95 et une corrélation de 98 %. Même avec 5 % de données augmentées, le RMSE passe à 2,02 dB et le R^2 reste élevé à 0,93. Ces résultats soulignent la valeur de l'augmentation des données dans les

scénarios où les mesures réelles sont limitées, car elle comble efficacement le fossé en fournissant un ensemble d'entraînement plus riche.

Dans la phase de vérification, où les données en espace libre ne sont pas utilisées, les résultats soulignent leur importance cruciale pour la généralisation. À 26 GHz, l'utilisation exclusive de 5 % de données réelles entraîne une légère augmentation du RMSE, atteignant 2,52 dB. En revanche, l'intégration de données augmentées réduit ce RMSE à 1,97 dB. Les valeurs élevées de R^2 dans les deux cas confirment la robustesse du modèle malgré l'absence de données supplémentaires de référence. À 38 GHz, cette absence a un impact plus marqué. Avec 5 % de données réelles, le RMSE atteint 5,47 dB, accompagné d'un R^2 limité à 0,51 et d'une corrélation de 80 %. Cependant, lorsque 5 % de données augmentées sont utilisées, le RMSE diminue à 2,31 dB et R^2 s'améliore à 0,91. Cela illustre l'importance des données synthétiques pour pallier les limitations des données réelles. En conclusion, cette phase démontre que les informations de base apportées par les données en espace libre jouent un rôle essentiel dans la généralisation efficace du modèle à différentes fréquences.

La figure 5.6 met en évidence l'amélioration progressive des capacités de généralisation du modèle, en comparant les valeurs mesurées et prédites de l'affaiblissement du trajet à 38 GHz à différents stades de généralisation. Lors de la première étape (figure 5.6 (a)), l'incorporation des données en espace libre permet au modèle de mieux s'aligner sur les valeurs mesurées, ce qui réduit les erreurs de prédiction, en particulier sur les courtes distances. L'étape 2 (figure 5.6 (b)) démontre l'amélioration obtenue avec 5 % de données de mesure réelles, où les valeurs prédites suivent de près les tendances de l'affaiblissement du trajet mesuré. Enfin, à l'étape 3 (figure 5.6 (c)), l'intégration de 5 % de données

supplémentaires permet d'affiner encore les prédictions, en les alignant plus efficacement sur les données mesurées sur toutes les distances.

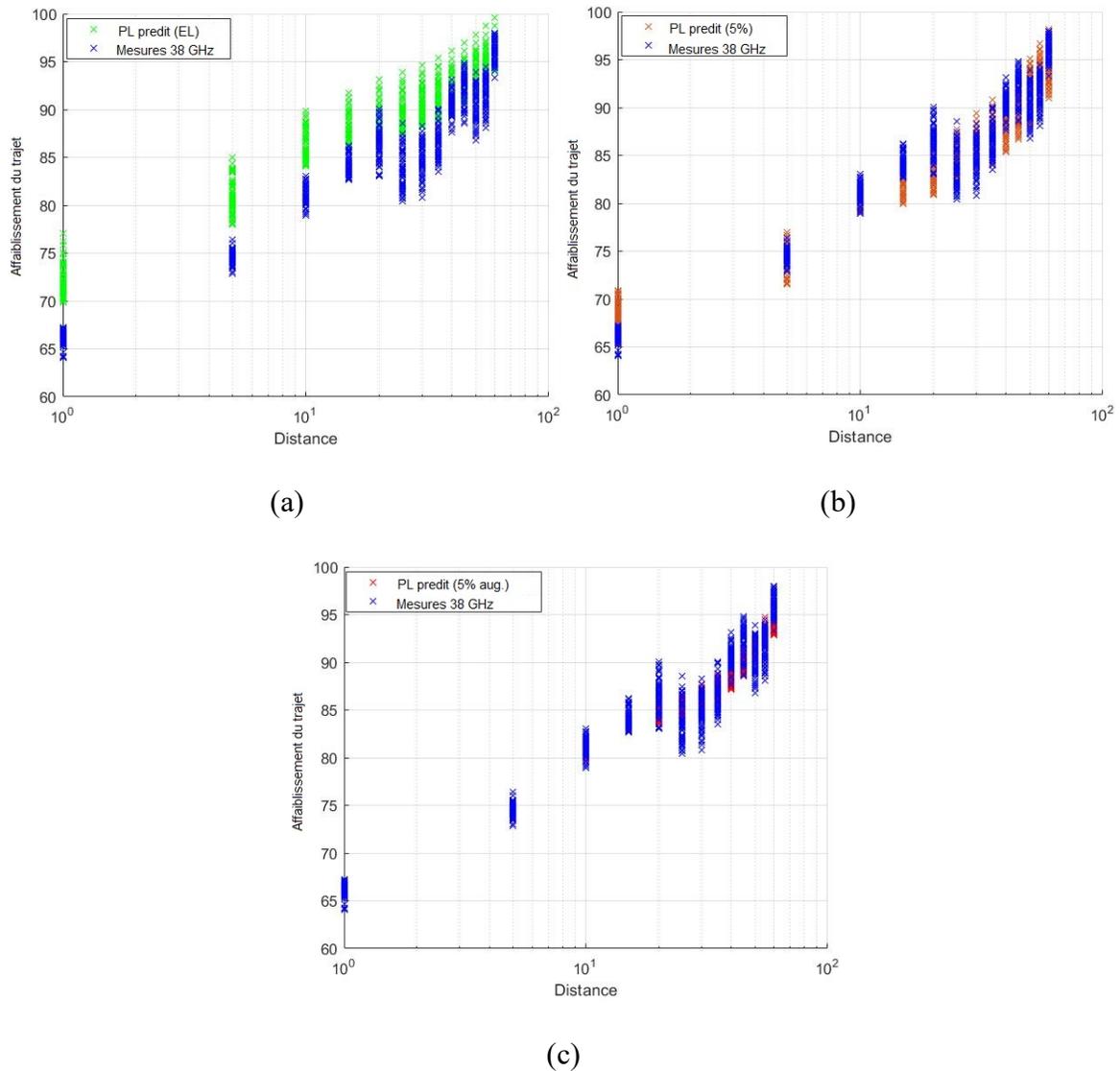


Figure 5.6 Affaiblissement mesuré et prédit à 38 GHz. (a) Étape 1. (b) Étape 2. (c) Étape 3.

Pour valider davantage les résultats obtenus, la figure 5.7 donne une vue détaillée de la distribution des erreurs de prédiction à différents stades de généralisation pour 26 GHz et 38 GHz, en utilisant la fonction de densité de probabilité (PDF) pour évaluer dans quelle mesure les prédictions du modèle s'alignent sur les valeurs réelles. Idéalement, un modèle très précis devrait présenter des erreurs de prédiction étroitement centrées autour de zéro,

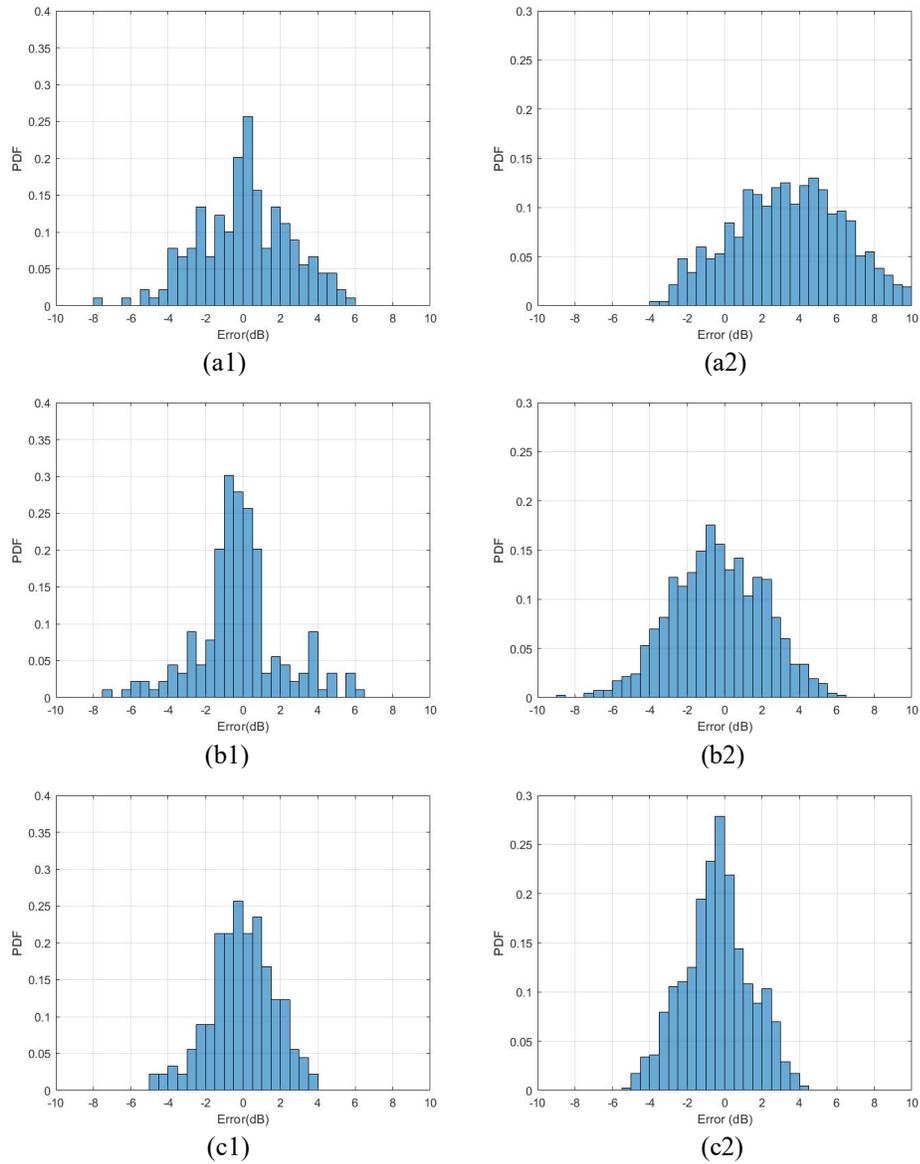


Figure 5.7. PDF des différentes étapes de généralisation. (a1) 26 GHz-Étape 1. (b1) 26 GHz-Étape 2. (c1) 26 GHz-Étape 3. (a2) 38 GHz-Étape 1. (b2) 38 GHz-Étape 2. (c2) 38 GHz-Étape 3.

avec une dispersion minimale. Pour 26 GHz, dans la phase initiale (figure 5.7 (a1)), la distribution des erreurs s'étend sur une large plage, allant d'environ -4 dB à +10 dB, ce qui indique la capacité limitée du modèle à se généraliser efficacement sur la base des seules données relatives à l'espace libre. Bien que les résultats soient relativement meilleurs que ceux de l'étape initiale correspondante pour 38 GHz, ils soulignent la nécessité de disposer de données spécifiques à l'environnement pour affiner le modèle. Dans la deuxième phase

(figure 5.7 (b1)), où 5 % des mesures réelles à 26 GHz sont incorporées, la distribution de l'erreur se rétrécit de manière significative, allant de -3 dB à +6 dB. Cette amélioration démontre la capacité du modèle à utiliser même de petites quantités de données réelles pour affiner ses prédictions et mieux représenter les caractéristiques de propagation de l'environnement des 26 GHz. Dans la phase finale (Fig. 5.7 (c1)), avec l'ajout de données synthétiques générées par le cGAN, les erreurs sont encore plus concentrées autour de zéro, la majorité se situant entre -2 dB et +4 dB. Cela reflète la grande précision prédictive du modèle, obtenue en combinant des mesures réelles et des données synthétiques pour créer un ensemble d'entraînement plus robuste et plus représentatif. L'écart plus faible dans cette phase met en évidence l'efficacité des données synthétiques dans l'amélioration de la compréhension du modèle de la propagation à 26 GHz.

Pour 38 GHz, la phase initiale (figure 5.7 (a2)) présente une distribution d'erreurs plus large, allant d'environ -4 dB à +10 dB, ce qui montre que le modèle rencontre des difficultés à s'adapter à une fréquence qui diffère sensiblement de la fréquence d'apprentissage. Cela reflète le défi posé par les différences de longueur d'onde et les caractéristiques de propagation uniques de l'environnement des 38 GHz. Dans la deuxième phase (figure 5.7 (b2)), avec l'ajout de 5 % de mesures réelles à 38 GHz, la distribution des erreurs se réduit considérablement, se situant entre -7 dB et +6 dB. Cette amélioration souligne l'importance d'une fraction, même petite, de données réelles pour représenter les nuances de l'environnement de propagation à 38 GHz, ce qui permet au modèle de se généraliser plus efficacement. Enfin, dans la troisième phase (figure 5.7 (c2)), avec l'inclusion de données synthétiques basées sur le cGAN, la distribution des erreurs est étroitement centrée autour de zéro, la plupart des erreurs se situant entre -4 dB et +4 dB. Cette réduction significative de la

distribution des erreurs démontre la grande précision prédictive du modèle, obtenue grâce à la combinaison de données réelles et synthétiques. Les résultats soulignent la puissance des données générées par le cGAN pour augmenter les mesures réelles limitées et améliorer les capacités de généralisation du modèle.

Dans l'ensemble, l'analyse montre que la capacité de généralisation du modèle s'améliore avec l'augmentation progressive des données, qu'il s'agisse de mesures réelles ou de données synthétiques. Les valeurs élevées de R^2 et de corrélation reflètent la capacité du modèle à s'adapter étroitement aux données, tandis que les valeurs faibles de RMSE indiquent des prédictions précises. Les données synthétiques du cGAN comblent efficacement les lacunes des données, en particulier lorsque les mesures réelles sont limitées, ce qui démontre son potentiel pour renforcer l'apprentissage du modèle dans des environnements sans fil difficiles.

5.3.3 Discussion sur les limites de la généralisation entre les fréquences

Alors que la généralisation du modèle DNN démontre une forte performance prédictive pour les bandes de fréquences intermédiaires telles que 26 GHz et 38 GHz, son efficacité ne peut pas être étendue à des fréquences significativement inférieures ou supérieures à 28 GHz. Cette limitation est due à l'interaction des ondes électromagnétiques avec les surfaces rugueuses et la géométrie de l'environnement des mines souterraines.

La propagation des ondes électromagnétiques dans les mines est fortement influencée par des phénomènes tels que la réflexion, la diffraction et la diffusion. Ces mécanismes dépendent fortement de la relation entre la longueur d'onde du signal et la taille de la rugosité de la surface. À des fréquences proches de 28 GHz, comme 26 GHz et 38 GHz, la longueur d'onde (~ 1 cm) est comparable à la rugosité typique des parois de la mine. Cette similitude

garantit la cohérence des mécanismes d'interaction, ce qui permet au modèle DNN de se généraliser efficacement.

Cependant, à des fréquences beaucoup plus basses (par exemple, inférieures à 6 GHz) ou beaucoup plus élevées (par exemple, supérieures à 100 GHz), la longueur d'onde devient significativement plus grande ou plus petite, ce qui se traduit par des mécanismes de propagation nettement différents. Ces variations compliquent la représentation précise des caractéristiques uniques du comportement des ondes à ces fréquences. Dans les applications pratiques, cela souligne la nécessité d'adopter de nouvelles caractéristiques d'entrée et d'intégrer des données d'entraînement supplémentaires pour les fréquences cibles spécifiques.

5.4 Conclusion

Ce chapitre présente un modèle avancé d'affaiblissement du trajet basé sur le DNN qui s'appuie sur des mesures d'un canal MIMO massif à 28 GHz dans un environnement de mine souterraine. Comparé aux modèles empiriques, tels que log-distance et multi-pentes, le modèle DNN démontre une précision supérieure dans la prédiction de l'affaiblissement de propagation pour les canaux MIMO massifs dans les mines souterraines. Par exemple, le modèle DNN a obtenu un RMSE nettement inférieur (1,46 dB) par rapport au modèle log-distance (2,83 dB) et au modèle multi-pentes (2,39 dB), avec un coefficient de corrélation de 99,17 %. En outre, le modèle DNN proposé présente d'excellentes capacités de généralisation, permettant de prédire efficacement l'affaiblissement à de nouvelles fréquences avec un minimum de mesures supplémentaires. Un modèle généralisé multi-sources a été introduit, progressant en trois étapes pour obtenir une généralisation robuste pour la prédiction de l'affaiblissement à 26 GHz et 38 GHz. Au cours de la première étape,

le modèle a été entraîné sur des mesures MIMO-massif dans une mine souterraine à 28 GHz, ainsi que sur des mesures en espace libre à 28 GHz et à la fréquence cible, afin d'établir une base de référence. Dans un deuxième temps, l'incorporation d'un petit sous-ensemble de mesures de la fréquence cible (5 %) a permis d'améliorer de manière significative les performances prédictives du modèle. Enfin, une méthode d'augmentation des données utilisant le cGAN a été proposée pour étendre les sous-ensembles de fréquences cibles en générant des données synthétiques, construisant ainsi un ensemble de données complet. En conséquence, le modèle a atteint sa plus grande précision prédictive, avec une RMSE réduite à 1,64 dB pour les 26 GHz et à 2,02 dB pour les 38 GHz. Ces résultats mettent en évidence le potentiel de l'apprentissage profond pour améliorer la précision et la fiabilité de la modélisation de l'affaiblissement du trajet dans des environnements souterrains complexes. De plus, la capacité des modèles d'apprentissage automatique à s'adapter à de nouvelles fréquences et à de nouveaux scénarios réduit considérablement la nécessité de mener de vastes campagnes de mesure, ce qui en fait une solution très efficace, économique et évolutive pour relever les défis futurs de la communication sans fil.

CHAPITRE 6

Conclusion Générale

L'environnement minier, complexe en raison de la rugosité des murs, de l'irrégularité des galeries et de la présence de plusieurs obstacles, nécessite un système de communication fiable capable de répondre aux exigences des mines intelligentes. Ces exigences incluent la surveillance en temps réel, l'automatisation des processus, la localisation précise et le transfert efficace de données. Notre étude vise à contribuer au développement de nouveaux systèmes de communication souterrains. L'objectif de ce travail est de caractériser et de modéliser le canal minier souterrain en exploitant les technologies de la 5G, notamment les ondes millimétriques (26 GHz, 28 GHz et 38 GHz) et les systèmes MIMO massifs. Dans le volet modélisation, nous explorons l'application de techniques d'intelligence artificielle, telles que l'apprentissage profond et l'apprentissage automatique, afin d'améliorer la précision et la robustesse des modèles de propagation.

Dans le deuxième chapitre, nous avons présenté un état de l'art détaillé sur les ondes millimétriques, les systèmes MIMO Massif et l'application de l'IA dans les télécommunications. A partir de cette revue de la littérature, nous avons soulevé quelques problèmes qui n'ont pas été abordés dans la littérature notamment, la caractérisation des canaux MIMO Massifs à bandes millimétriques, précisément les bandes 26 GHz, 28 GHz et 38 GHz, dans les mines souterraines, la modélisation qui permet la prédiction de l'ensemble

des caractéristiques du canal et la modélisation qui permet la détermination des caractéristiques des sous-canaux dans des scénarios spécifiques.

Dans le troisième chapitre, nous avons présenté l'environnement de mesure utilisé pour étudier le canal MIMO massif en milieu minier. Les mesures ont été réalisées dans une galerie souterraine de la mine Lamaque, située à Val-d'Or, au Québec, Canada. Un sondeur de canal fréquentiel automatisé a été développé, offrant une grande mobilité, une flexibilité accrue lors des mesures, ainsi que la possibilité d'enregistrer les données dans les domaines fréquentiel et temporel.

Le quatrième chapitre résume l'analyse des résultats expérimentaux de la campagne de mesures à 28 GHz. Les conclusions mettent en lumière une corrélation notable entre les caractéristiques de propagation et l'environnement minier, avec un effet de guide d'ondes observé dans la galerie. Cette particularité améliore la réception du signal et réduit le besoin d'infrastructures de communication étendues. De plus, le modèle d'affaiblissement du trajet multi-pente s'avère plus adapté que le modèle standard log-distance, et l'absence de dispersion temporelle significative dans les galeries de mines améliore la qualité du signal et réduit les erreurs de transmission. Enfin, la capacité de débit total est considérablement augmentée par rapport au système MIMO conventionnel, ce qui souligne le potentiel de la technologie MU-MIMO massive pour les communications dans les mines souterraines.

Dans le cinquième chapitre, l'exploration de la modélisation du canal minier MIMO massif à 28 GHz a été entreprise en utilisant des méthodes d'intelligence artificielle pour anticiper l'affaiblissement du trajet. Le modèle DNN a été utilisé pour quantifier l'affaiblissement dans un environnement de canal MIMO massif souterrain à 28 GHz, étendu ensuite pour prédire cette perte à 26 GHz et 38 GHz à travers trois phases distinctes de

généralisation. Les résultats ont montré que le modèle DNN surpassait les modèles classiques en termes de précision prédictive, soulignant ainsi l'importance des techniques avancées pour répondre aux exigences croissantes des réseaux de communication modernes.

Perspectives et Travaux futurs

Bien que cette étude ait permis d'apporter des contributions significatives à la caractérisation et à la modélisation des canaux de propagation en mine souterraine, plusieurs axes de recherche méritent d'être explorés.

- Une extension naturelle de ce travail consisterait à modéliser et caractériser le canal minier dynamique, en tenant compte des variations temporelles dues aux mouvements des équipements et des mineurs. Cela permettrait de mieux comprendre l'impact de ces dynamiques sur la qualité du signal et d'optimiser les stratégies d'adaptation des réseaux sans fil en environnement minier.
- Un autre axe de recherche prometteur est la généralisation du modèle d'intelligence artificielle à d'autres environnements miniers, notamment des mines présentant des configurations différentes (ex. mines à ciel ouvert, tunnels de géométrie variée). Cette approche permettrait de tester la robustesse et l'adaptabilité des modèles DNN et cGAN dans des contextes variés, facilitant ainsi leur adoption à grande échelle.
- Enfin, l'intégration des modèles développés dans des simulateurs de propagation avancés pourrait permettre une meilleure optimisation des architectures de réseaux et des stratégies de déploiement des infrastructures de communication en milieu souterrain. Cette intégration offrirait des outils précieux aux industriels pour concevoir des solutions plus efficaces et adaptées aux besoins des mines intelligentes.

Bibliographie

1. J. Lööw, L. Abrahamsson, and J. Johansson, "Mining 4.0—the Impact of New Technology from a Workplace Perspective," *Min. Metall. Explor.*, vol. 36, pp. 701–707, 2019. [Online]. Available at: <https://doi.org/10.1007/s42461-019-00104-9>.
2. "La 5G fait avancer l'exploitation minière," Epiroc, 2019. [Online]. Available: <https://www.epiroc.com/fr-ch/customer-stories/2019/5g-moves-mining-forward>.
3. Xing, Yunchou, and Theodore S. Rappaport. "Propagation Measurements and Path Loss Models for sub-THz in Urban Microcells." arXiv preprint arXiv:2103.01151 (2021).
4. Ali, Ehab, et al. "Beamforming techniques for massive MIMO systems in 5G: overview, classification, and trends for future research." *Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering* 18.6 (2017) : 753-772.
5. Chowdhury, Mostafa Zaman, et al. "6G wireless communication systems: Applications, requirements, technologies, challenges, and research directions." *IEEE Open Journal of the Communications Society* 1 (2020) : 957-975.
6. T. Zvarivadza, M. Onifade, O. Dayo-Olupona, K. O. Said, J. M. Githiria, B. Genc, and T. Celik, "On the impact of Industrial Internet of Things (IIoT) - mining sector perspectives," *International Journal of Mining, Reclamation and Environment*, vol. 38, no. 10, pp. 771-809, 2024, doi: 10.1080/17480930.2024.2347131.
7. W. Chen, X. Lin, J. Lee, A. Toskala, S. Sun, C. F. Chiasserini, and L. Liu, "5G-advanced toward 6G: Past, present, and future," *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 41, no. 6, pp. 1592–1619, 2023.
8. M. A. Samad, S.-W. Choi, C.-S. Kim, and K. Choi, "Wave propagation modeling techniques in tunnel environments: A survey," *IEEE Access*, vol. 11, pp. 2199–2225, 2023.
9. A. Hrovat, G. Kandus, and T. Javornik, "A survey of radio propagation modeling for tunnels," *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, vol. 16, no. 2, pp. 658–669, 2013.
10. C. L. Holloway, D. A. Hill, R. A. Dalke and G. A. Hufford, "Radio wave propagation characteristics in lossy circular waveguides such as tunnels, mine shafts, and boreholes," in *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, vol. 48, no. 9, pp. 1354-1366, Sept. 2000, doi: 10.1109/8.898768.
11. S. A. M. Tariq, Characterization and modelling of scattered wireless channel at 60 GHz in an underground mine gallery, M.S. thesis, École Polytechnique, Montreal, QC, Canada, 2016.

12. M. Ghaddar, "Experimental Characterization and Modeling of Short-Range Wireless Propagation Channels in the Unlicensed 60 GHz Band," Ph.D. dissertation, Dept. of Computer Science & Engineering, Université du Québec en Outaouais, QC, Canada, 2012.
13. N. C. Yi Lim et al., "Review of Temperature and Humidity Impacts on RF Signals," 2020 13th International UNIMAS Engineering Conference (EnCon), Kota Samarahan, Malaysia, 2020, pp. 1-8, doi: 10.1109/EnCon51501.2020.9299327.
14. D. A. Demery, J. D. Parsons, and A. M. D. Turkmani, "Sounding techniques for wideband mobile radio channels: A review," *IEE Proceedings I - Communications, Speech and Vision*, vol. 138, no. 5, pp. 437–446, 1991.
15. M.-T. Martinez-Ingles, D. P. Gaillot, J. Pascual-Garcia, J.-M. Molina-Garcia-Pardo, J.-V. Rodríguez, L. Rubio, and L. Juan-Llácer, "Channel sounding and indoor radio channel characteristics in the W-band," *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking*, vol. 2016, pp. 1–8, 2016.
16. C. U. Bas, R. Wang, S. Sangodoyin, D. Psychoudakis, T. Henige, R. Monroe, J. Park, C. J. Zhang, and A. F. Molisch, "Real-time millimeter-wave MIMO channel sounder for dynamic directional measurements," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 68, no. 9, pp. 8775–8789, Sep. 2019.
17. R. Feger, H. Haderer, H. J. Ng, and A. Stelzer, "Realization of a sliding-correlator-based continuous-wave pseudorandom binary phase-coded radar operating in W-band," *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, vol. 64, no. 10, pp. 3302–3318, Oct. 2016.
18. M. K. Samimi *et al.*, "28 GHz millimeter-wave ultrawideband small scale fading models in wireless channels," in *Proc. IEEE 83rd Veh. Technol. Conf. (VTC-Spring)*, May 2016, pp. 1-6.
19. M. Lévesque and D. Tipper, "A survey of clock synchronization over packet-switched networks," *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, vol. 18, no. 4, pp. 2926–2947, 2016.
20. D. Micheli, R. Pastore, A. Vricella, A. Delfini, M. Marchetti, and F. Santoni, "Electromagnetic characterization of materials by vector network analyzer experimental setup," in *Spectroscopic Methods for Nanomaterials Characterization*, Elsevier, 2017, pp. 195–236.
21. A. Dezfooliyan and A. M. Weiner, "Evaluation of Time Domain Propagation Measurements of UWB Systems Using Spread Spectrum Channel Sounding," in *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, vol. 60, no. 10, pp. 4855-4865, Oct. 2012, doi: 10.1109/TAP.2012.2207358.

22. G. R. MacCartney and T. S. Rappaport, "A Flexible Millimeter-Wave Channel Sounder with Absolute Timing," in *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 35, no. 6, pp. 1402-1418, June 2017, doi: 10.1109/JSAC.2017.2687838.
23. T. S. Rappaport, *Wireless Communications: Principles and Practice*, 3rd ed., Cambridge, U.K.: Cambridge University Press, Feb. 2024.
24. D. Cassioli, M. Z. Win, and A. F. Molisch, "The ultra-wide bandwidth indoor channel: From statistical model to simulations," *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 20, no. 6, pp. 1247–1257, Aug. 2002.
25. J. Kumar, A. Gupta, S. Tanwar, and M. K. Khan, "A review on 5G and beyond wireless communication channel models: Applications and challenges," *Physical Communication*, vol. 67, p. 102488, 2024.
26. Y. Li, S. Zhang, X. Ren, J. Zhu, J. Huang, P. He, K. Shen, *et al.*, "Real-world wireless network modeling and optimization: From model/data-driven perspective," *Chinese Journal of Electronics*, vol. 31, no. 6, pp. 991–1012, 2022.
27. N. M. Khan, M. T. Simsim, and P. B. Rapajic, "A generalized model for the spatial characteristics of the cellular mobile channel," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 57, no. 1, pp. 22–37, 2008.
28. S. J. Seah, C. Y. Leow, R. Nalinggam, W. K. New, R. Alam, S. L. Jong, H. Y. Lam, and A. M. Almasoud, "Empirical channel models for UAV communication: A comparative study," *IEEE Access*, vol. 2024, pp. [specific page numbers if available], 2024.
29. A. C. M. Austin, N. Sood, J. Siu, and C. D. Sarris, "Application of polynomial chaos to quantify uncertainty in deterministic channel models," *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, vol. 61, no. 11, pp. 5754–5761, Nov. 2013.
30. F. Fuschini, E. M. Vitucci, M. Barbiroli, G. Falciasecca, and V. Degli-Esposti, "Ray tracing propagation modeling for future small-cell and indoor applications: A review of current techniques," *Radio Science*, vol. 50, no. 6, pp. 469–485, Jun. 2015.
31. Y. Chen, Y. Li, C. Han, Z. Yu, and G. Wang, "Channel measurement and ray-tracing-statistical hybrid modeling for low-terahertz indoor communications," *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 20, no. 12, pp. 8163–8176, Dec. 2021.
32. A. Li, J. Hulleman, and J. M. Wolfe, "Errors in visual search: Are they stochastic or deterministic?" *Cognitive Research: Principles and Implications*, vol. 9, no. 1, p. 15, Mar. 2024.
33. F. Xue, L.-L. Xie, and P. R. Kumar, "The transport capacity of wireless networks over fading channels," *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 51, no. 3, pp. 834–847, Mar. 2005.

34. C. Sommer, S. Joerer, M. Segata, O. K. Tonguz, R. Lo Cigno, and F. Dressler, "How shadowing hurts vehicular communications and how dynamic beaconing can help," *IEEE Transactions on Mobile Computing*, vol. 14, no. 7, pp. 1411–1421, Jul. 2014.
35. W. Tang, X. Chen, M. Z. Chen, J. Y. Dai, Y. Han, M. Di Renzo, S. Jin, Q. Cheng, and T. J. Cui, "Path loss modeling and measurements for reconfigurable intelligent surfaces in the millimeter-wave frequency band," *IEEE Transactions on Communications*, vol. 70, no. 9, pp. 6259–6276, Sep. 2022.
36. J. B. Andersen, T. S. Rappaport, and S. Yoshida, "Propagation measurements and models for wireless communications channels," *IEEE Communications Magazine*, vol. 33, no. 1, pp. 42–49, Jan. 1995.
37. M. Chryssomallis, "Simulation of mobile fading channels," *IEEE Antennas and Propagation Magazine*, vol. 44, no. 6, pp. 172–183, Dec. 2002.
38. A. F. Molisch, *Wireless Communications*, 2nd ed., Wiley-IEEE Press, 2011.
39. A. F. Molisch and F. Tufvesson, "Propagation channel models for next generation wireless communications systems," *IEICE Transactions on Communications*, vol. 97, no. 10, pp. 2022–2034, 2014.
40. P. Series, "Propagation data and prediction methods for the planning of indoor radiocommunication systems and radio local area networks in the frequency range 300 MHz to 100 GHz," Recommendation ITU-R P.1238-8, 2015.
41. M. S. Varela and M. G. Sánchez, "RMS delay and coherence bandwidth measurements in indoor radio channels in the UHF band," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 50, no. 2, pp. 515–525, Mar. 2001.
42. Y. Niu, Y. Li, D. Jin, L. Su, and A. V. Vasilakos, "A survey of millimeter wave communications (mmWave) for 5G: Opportunities and challenges," *Wireless Networks*, vol. 21, pp. 2657–2676, 2015.
43. Z. Tayq, *Fronthaul integration and monitoring in 5G networks*, Ph.D. dissertation, Université de Limoges, Limoges, France, 2017.
44. J. Huang, *et al.*, "5G millimeter wave channel sounders, measurements, and models: Recent developments and future challenges," *IEEE Communications Magazine*, vol. 57, no. 1, pp. 138–145, Jan. 2018.
45. S. Salous, V. Degli Esposti, F. Fuschini, R. S. Thomae, R. Mueller, D. Dupleich, K. Haneda, *et al.*, "Millimeter-wave propagation: Characterization and modeling toward fifth-generation systems [Wireless Corner]," *IEEE Antennas and Propagation Magazine*, vol. 58, no. 6, pp. 115–127, Dec. 2016.

46. S. Salous, *et al.*, "Wideband MIMO channel sounder for radio measurements in the 60 GHz band," *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 15, no. 4, pp. 2825–2832, Apr. 2015.
47. A. M. Al-Samman, *et al.*, "Path loss model for outdoor parking environments at 28 GHz and 38 GHz for 5G wireless networks," *Symmetry*, vol. 10, no. 12, p. 672, Dec. 2018.
48. R. Flamini, *et al.*, "Toward a heterogeneous smart electromagnetic environment for millimeter-wave communications: An industrial viewpoint," *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, vol. 70, no. 10, pp. 8898–8910, Oct. 2022.
49. T. S. Rappaport, G. R. MacCartney, M. K. Samimi, and S. Sun, "Wideband millimeter-wave propagation measurements and channel models for future wireless communication system design," *IEEE Transactions on Communications*, vol. 63, no. 9, pp. 3029–3056, Sep. 2015.
50. G. R. MacCartney, T. S. Rappaport, S. Sun, and S. Deng, "Indoor office wideband millimeter-wave propagation measurements and channel models at 28 and 73 GHz for ultra-dense 5G wireless networks," *IEEE Access*, vol. 3, pp. 2388–2424, 2015.
51. J. Huang, C.-X. Wang, R. Feng, J. Sun, W. Zhang, and Y. Yang, "Multi-frequency mmWave massive MIMO channel measurements and characterization for 5G wireless communication systems," *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 35, no. 7, pp. 1591–1605, Jul. 2017.
52. M. Shafi, *et al.*, "5G: A tutorial overview of standards, trials, challenges, deployment, and practice," *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 35, no. 6, pp. 1201–1221, Jun. 2017.
53. S. A. M. Tariq, C. L. Despina, S. Affes, and C. Nerguizian, "Angular dispersion of a scattered underground wireless channel at 60 GHz," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 67572–67580, 2020.
54. S. Singh, F. Ziliotto, U. Madhow, E. Belding, and M. Rodwell, "Blockage and directivity in 60 GHz wireless personal area networks: From cross-layer model to multihop MAC design," *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 27, no. 8, pp. 1400–1413, Oct. 2009.
55. M. El Khaled, P. Fortier, and M. L. Ammari, "A performance study of line-of-sight millimeter-wave underground mine channel," *IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters*, vol. 13, pp. 1148–1151, 2014.
56. M. Ghaddar, L. Talbi, M. Nedil, I. Ben Mabrouk, and T. A. Denidni, "Mm-waves propagation measurements in underground mine using directional MIMO antennas," *IET Microwaves, Antennas & Propagation*, vol. 10, no. 5, pp. 517–524, 2016.

57. H. Wei, G. Zheng, and M. Jia, "The measurements and simulations of millimeter wave propagation at 38 GHz in circular subway tunnels," *2008 China-Japan Joint Microwave Conference*, Shanghai, China, 2008, pp. 1–5.
58. A. González-Plaza, C. Calvo-Ramírez, C. Briso-Rodríguez, J. Moreno García-Loygorri, D. Oliva, and J. I. Alonso, "Propagation at mmW band in metropolitan railway tunnels," *Wireless Communications and Mobile Computing*, vol. 2018, pp. 1–10, Mar. 2018.
59. X. Liu, X. Yin, and G. Zheng, "Experimental investigation of millimeter-wave MIMO channel characteristics in tunnel," *IEEE Access*, vol. 7, pp. 108395–108399, 2019.
60. C. Wang, W. Ji, G. Zheng, and A. Saleem, "Analysis of propagation characteristics for various subway tunnel scenarios at 28 GHz," *International Journal of Antennas and Propagation*, vol. 2021, pp. 1–8, 2021.
61. G. Yue, D. Yu, H. Qiu, K. Guan, L. Yang, and Q. Lv, "Measurements and ray tracing simulations for non-line-of-sight millimeter-wave channels in a confined corridor environment," *IEEE Access*, vol. 7, pp. 85066–85081, 2019.
62. Q. Song, P. Tang, T. Jiang, L. Tian, J. Zhang, and J. Dou, "Modeling of path loss characteristics in a waveguide-like structure scenario at 28 GHz," *2021 15th European Conference on Antennas and Propagation (EuCAP)*, Düsseldorf, Germany, 2021, pp. 1–5.
63. Q. P. Soo, *et al.*, "Propagation measurement of a pedestrian tunnel at 24 GHz for 5G communications," *IEEE Access*, vol. 9, pp. 149934–149942, 2021.
64. J. Vehmas, J. Järveläinen, S. L. H. Nguyen, R. Naderpour, and K. Haneda, "Millimeter-wave channel characterization at Helsinki airport in the 15, 28, and 60 GHz bands," *2016 IEEE 84th Vehicular Technology Conference (VTC-Fall)*, Montreal, QC, Canada, 2016, pp. 1–5.
65. M. Khatun, C. Guo, L. Moro, D. Matolak, and H. Mehrpouyan, "Millimeter-wave path loss at 73 GHz in indoor and outdoor airport environments," *2019 IEEE 90th Vehicular Technology Conference (VTC2019-Fall)*, Honolulu, HI, USA, 2019, pp. 1–5.
66. S. Li, Y. Liu, L. Lin, and Q. Sun, "Measurements and characterization for millimeter-wave massive MIMO channel in high-speed railway station environment at 28 GHz," *International Journal of Antennas and Propagation*, vol. 2021, pp. 1–8, 2021.
67. I. Ben Mabrouk, J. Hautcoeur, L. Talbi, M. Nedil, and K. Hettak, "Feasibility of a millimeter-wave MIMO system for short-range wireless communications in an underground gold mine," *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, vol. 61, no. 8, pp. 4296–4305, Aug. 2013.
68. J.-Y. Lee, J.-H. Lee, and S.-C. Kim, "Improving the accuracy of millimeter-wave ray-tracing simulations by modeling roadside trees," *IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters*, vol. 18, no. 1, pp. 162–166, Jan. 2019.

69. X. Gao, O. Edfors, F. Rusek, and F. Tufvesson, "Massive MIMO performance evaluation based on measured propagation data," *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 14, no. 7, pp. 3899–3911, Jul. 2015.
70. S. Mumtaz, J. Rodriguez, and L. Dai, *MmWave Massive MIMO: A Paradigm for 5G*. Academic Press, 2016.
71. X. Yin, X. Liu, G. Zheng, A. Saleem, and X. Zhai, "28-GHz channel characterization for a short tunnel," *IEEE Microwave and Wireless Components Letters*, vol. 28, no. 12, pp. 1146–1148, Dec. 2018.
72. X. Liu, X. Yin, and G. Zheng, "Experimental investigation of millimeter-wave MIMO channel characteristics in tunnel," *IEEE Access*, vol. 7, pp. 108395–108399, 2019.
73. X. Yin, G. Zheng, and A. Saleem, "Influence of antenna configuration on mm-wave MIMO performance in a subway-like tunnel," *IET Microwaves, Antennas & Propagation*, vol. 12, no. 15, pp. 2395–2401, 2018.
74. L. Rubio, *et al.*, "Millimeter wave channel measurements in an intra-wagon environment," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 68, no. 12, pp. 12427–12431, Dec. 2019.
75. F. Challita, *et al.*, "On the contribution of dense multipath components in an intrawagon environment for 5G mmW massive MIMO channels," *IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters*, vol. 18, no. 12, pp. 2483–2487, Dec. 2019.
76. A. Neskovic, N. Neskovic, and G. Paunovic, "Modern approaches in modeling of mobile radio systems propagation environment," *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, vol. 3, no. 3, pp. 2–12, 2000.
77. X. Zhao, Z. Fu, W. Fan, Y. Zhang, S. Geng, F. Du, P. Qin, Z. Zhou, and L. Zhang, "Semi-deterministic dynamic millimeter-wave channel modeling based on an optimal neural network approach," *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, vol. 70, no. 6, pp. 4082–4095, Jun. 2022.
78. M. S. Morar, S. M. Radu, D. Cioclea, and I. Gherghe, "Use of IT equipment and specialized programs for solving ventilation networks," *Calitatea*, vol. 18, no. S1, p. 121, 2017.
79. Y. Zhang, J. Wen, G. Yang, *et al.*, "Path loss prediction based on machine learning: Principle, method, and data expansion," *Applied Sciences*, vol. 9, no. 9, p. 1908, 2019.
80. C. Nguyen and A. A. Cheema, "A deep neural network-based multi-frequency path loss prediction model from 0.8 GHz to 70 GHz," *Sensors*, vol. 21, no. 15, p. 5100, 2021.
81. T. Hayashi and K. Ichige, "A deep-learning method for path loss prediction using geospatial information and path profiles," *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, vol. 71, no. 9, pp. 7523–7537, Sep. 2023.

82. T. Wen, G. Xie, Y. Cao, and B. Cai, "A DNN-based channel model for network planning in train control systems," *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 23, no. 3, pp. 2392–2399, Mar. 2022.
83. N. Zaarour, S. Affes, N. Kandil, and N. Hakem, "Comparative study on a 60 GHz path loss channel modeling in a mine environment using neural networks," *2015 IEEE International Conference on Ubiquitous Wireless Broadband (ICUWB)*, Montreal, QC, Canada, 2015, pp. 1–4.
84. N. Zaarour, N. Kandil, N. Hakem, and C. Despains, "Comparative experimental study on modeling the path loss of an UWB channel in a mine environment using MLP and RBF neural networks," *2012 International Conference on Wireless Communications in Underground and Confined Areas*, Clermont-Ferrand, France, 2012, pp. 1–6.
85. K. Kedjar, M. E. Elazhari, L. Talbi, and M. Nedil, "Deep learning modeling of a WBAN-MIMO channel in underground mine," *IEEE Access*, vol. 10, pp. 67383–67395, 2022.
86. J. R. Pérez, et al., "Empirical characterization of the indoor radio channel for array antenna systems in the 3 to 4 GHz frequency band," *IEEE Access*, vol. 7, pp. 94725–94736, 2019.
87. Z. El Khaled, W. Ajib, and H. Mcheick, "Log Distance Path Loss Model: Application and Improvement for Sub 5 GHz Rural Fixed Wireless Networks," *IEEE Access*, vol. 10, pp. 52020-52029, 2022.
88. C. Briso-Rodríguez, P. Fratilesco, and Y. Xu, "Path Loss Modeling for Train-to-Train Communications in Subway Tunnels at 900/2400 MHz," *IEEE Antennas Wireless Propag. Lett.*, vol. 18, no. 6, pp. 1164-1168, June 2019.
89. I. Ben Mabrouk, L. Talbi, M. Nedil, and K. Hettak, "MIMO-UWB Channel Characterization Within an Underground Mine Gallery," *IEEE Trans. Antennas Propag.*, vol. 60, no. 10, pp. 4866-4874, Oct. 2012.
90. Y. P. Zhang, "Novel model for propagation loss prediction in tunnels," *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 52, no. 5, pp. 1308-1314, Sept. 2003.
91. S. Deng, M. K. Samimi, and T. S. Rappaport, "28 GHz and 73 GHz millimeter-wave indoor propagation measurements and path loss models," in *Proc. 2015 IEEE Int. Conf. Commun. Workshop (ICCW)*, London, UK, 2015.
92. S. Li, Y. Liu, L. Yao, and W. Cao, "Improved Channel Model and Analysis of the Effect of Bodies in Curved Tunnel Using Ray Tracing," *IEEE Antennas Wireless Propag. Lett.*, vol. 19, no. 7, pp. 1162-1166, July 2020.

93. V. Kristem, C. U. Bas, R. Wang, and A. F. Molisch, "Outdoor Wideband Channel Measurements and Modeling in the 3–18 GHz Band," *IEEE Trans. Wireless Commun.*, vol. 17, no. 7, pp. 4620-4633, July 2018.
94. D. Gesbert et al., "From theory to practice: an overview of MIMO space-time coded wireless systems," *IEEE J. Sel. Areas Commun.*, vol. 21, no. 3, pp. 281-302, April 2003.
95. F. Rusek et al., "Scaling Up MIMO: Opportunities and Challenges with Very Large Arrays," *IEEE Signal Process. Mag.*, vol. 30, no. 1, pp. 40-60, Jan. 2013.
96. J. R. Pérez, R. P. Torres, M. Domingo, L. Valle, and J. Basterrechea, "Analysis of Massive MIMO Performance in an Indoor Picocell with High Number of Users," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 107025-107034, 2020.
97. Z. Hu, W. Ji, H. Zhao, X. Zhai, A. Saleem, and G. Zheng, "Channel measurement for multiple frequency bands in subway tunnel scenario," *Int. J. Antennas Propag.*, vol. 2021, pp. 1-13, 2021.
98. J. Zhang et al., "3D MIMO for 5G NR: Several Observations from 32 to Massive 256 Antennas Based on Channel Measurement," *IEEE Commun. Mag.*, vol. 56, no. 3, pp. 62-70, March 2018.
99. A. Shrestha and A. Mahmood, "Review of Deep Learning Algorithms and Architectures," in *IEEE Access*, vol. 7, pp. 53040-53065, 2019.
100. I. H. Sarker, "Deep Cybersecurity: A Comprehensive Overview from Neural Network and Deep Learning Perspective," *SN Computer Science*, vol. 2, no. 154, 2021.
101. Y. Zhang, X. Shi, S. Zhang and A. Abraham, "A XGBoost-Based Lane Change Prediction on Time Series Data Using Feature Engineering for Autopilot Vehicles," in *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 23, no. 10, pp. 19187-19200, Oct. 2022.
102. Afshin Gholamy, Vladik Kreinovich, and Olga Kosheleva, "Why 70/30 or 80/20 Relation Between Training and Testing Sets: *A Pedagogical Explanation*," 2018.