



**HAL**  
open science

# Canal de propagation 5G et mécanisme de contrôle d'intégrité : application à la localisation sûre des rames dans un tunnel

Camelia Skiribou

## ► To cite this version:

Camelia Skiribou. Canal de propagation 5G et mécanisme de contrôle d'intégrité : application à la localisation sûre des rames dans un tunnel. Electromagnétisme. Sorbonne Université; Université Cadi Ayyad (Marrakech, Maroc), 2018. Français. NNT : 2018SORUS343 . tel-02865510

**HAL Id: tel-02865510**

**<https://theses.hal.science/tel-02865510>**

Submitted on 11 Jun 2020

**HAL** is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

# Sorbonne Université

## Université Cadi Ayyad

Ecole doctorale : EDITE 130 / Science de l'ingénieur

Laboratoire d'Electronique et Electromagnétisme / Laboratoire des Technologies  
d'Information et Modélisation

### **Canal de propagation 5G et mécanisme de contrôle d'intégrité : Application à la localisation sûre des rames dans un tunnel**

Par Camelia SKIRIBOU

Thèse de doctorat de Télécommunications

Dirigée par Aziz Benlarbi-Delai / Khalid Elbaamrani

Présentée et soutenue publiquement le 15/12/2018

Devant un jury composé de :

M. Kokabi Hamid	Professeur	Examineur
M. Loyez Christophe	Directeur de recherche	Rapporteur
M. Auhmani Khalid	Professeur habilité	Rapporteur
M. Elkouch Rachid	Professeur	Rapporteur
M. Benlarbi-Delai Aziz	Professeur	Directeur de thèse
Mme. Boukour Fouzia	Directrice de recherche	Encadrante
M. Elbaamrani Khalid	Professeur habilité	Directeur de thèse
Mme. Ellassali Raja	Professeur habilité	Encadrante





# Remerciements

Lorem ipsum dolor sit amet, consetetur sadipscing elitr, sed diam nonumy eirmod tempor invidunt ut labore et dolore magna aliquyam erat, sed diam voluptua. At vero eos et accusam et justo duo dolores et ea rebum.

Stet clita kasd gubergren, no sea takimata sanctus est Lorem ipsum dolor sit amet. Lorem ipsum dolor sit amet, consetetur sadipscing elitr, sed diam nonumy eirmod tempor invidunt ut labore et dolore magna aliquyam erat, sed diam voluptua. At vero eos et accusam et justo duo dolores et ea rebum. Stet clita kasd gubergren, no sea takimata sanctus est Lorem ipsum dolor sit amet.



## Résumé

Le développement de toute nouvelle technologie sans fil passe par une phase de simulation système, afin d'identifier les paramètres qui impactent la qualité de transmission et de définir les limites du réseau. Ces simulateurs doivent alors reposer sur des modèles de canaux précis et réalistes permettant de mieux prédire les indicateurs de performance du système. La future génération des réseaux mobiles 5G, en cours de standardisation pour un déploiement en 2020, n'en est pas une exception. En effet, de nombreux travaux de recherche effectués dans ce contexte se sont consacrés à la mise en œuvre de nouveaux modèles adaptés aux différents scénarios de propagation envisagés pour cette technologie (micro-urbain, macro-urbain, bâtiments, V2V, D2D, ...).

Afin d'assurer une communication optimale en termes de ressources énergétiques et spectrales, la nouvelle génération des terminaux 5G doit être également en mesure de connaître en permanence son environnement. Cela repose sur l'implémentation d'un système de localisation, notamment dans les milieux contraints où les systèmes de positionnement satellitaires ne sont pas disponibles. Dans le domaine des transports, un exemple assez récurrent de ces scénarios est celui des tunnels. Bien qu'ils soient des milieux « indoor », ce type d'environnements est caractérisé par le phénomène de guidage d'onde dû à sa structure géométrique et des propriétés des matériaux de ses murs. Ainsi, une extension des modèles de propagation développés pour les systèmes 5G s'avère alors nécessaire, afin de prendre en considération ce cas d'usage.

Le modèle proposé dans le cadre de cette thèse adopte une approche hybride pour reproduire l'effet du canal dans une chaîne de localisation. Dans un premier temps, les paramètres de propagation sont calculés par un simulateur à tracé de rayons. Ce dernier décrit avec une grande précision le comportement des ondes radio à l'intérieur du tunnel. Néanmoins, son coût en termes de temps de calcul est énorme. Les données déterministes obtenues sont alors analysées afin d'identifier les lois statistiques qui les régissent. Cette étape nous permet ainsi de créer une base de données contenant pour chaque paramètre la distribution qui lui correspond. Cette dernière est ensuite utilisée pour générer d'une manière stochastique les coefficients du canal utiles à notre système de localisation, à savoir l'amplitude et le retard relatifs à chaque trajet. La réponse impulsionnelle du canal, ainsi construite, servira à estimer la distance entre les deux antennes de transmission.

En fonction des conditions de propagation ainsi que de la position du récepteur, trois sources d'erreur peuvent compromettre la précision de cette distance. Pour un système de localisation basé sur la métrique temporelle, elles sont liées respectivement à sa largeur de bande, son seuil de détection, et à l'obstruction éventuelle du trajet direct. L'implémentation d'un mécanisme de contrôle d'intégrité s'annonce alors comme une solution prometteuse pour améliorer les performances de notre système. Ce dernier consiste à identifier les mesures aberrantes ne répondant pas aux contraintes imposées par l'application, puis de les exclure ou les corriger en fonction de la stratégie adoptée par le récepteur.

Dans ce contexte, nous proposons d'exploiter la diversité spatiale d'un système SIMO (pour Single Input Multiple Output) à deux antennes de réception afin d'identifier les conditions de propagation du canal. La première étape de notre approche a pour but d'augmenter la résolution temporelle des deux réponses impulsionnelles du système. Ces dernières, étant parcimonieuses, sont reconstruites dans le domaine fréquentiel sur une très large bande grâce à une technique de « compressed sensing ». Elles sont ensuite classifiées selon un critère temporel. Celui-ci représente la différence des temps de propagation du signal dans chacun des deux canaux, et il est obtenu par l'inter-corrélation des réponses impulsionnelles reconstruites.

L'approche proposée permet alors non seulement d'améliorer la fiabilité de l'information de localisation dans le tunnel, mais également de réduire l'erreur liée à la bande limitée du système et à l'absence du trajet direct. Une implémentation expérimentale de la chaîne de localisation basée sur des signaux OFDM donne lieu à des erreurs d'estimation de distance au moins six fois inférieures à celles reportées par l'approche classique, ou même à celles relatives aux autres techniques d'identification basées sur les tests statistiques. Cet algorithme constitue alors, avec le modèle hybride du canal, les deux contributions majeures de ce travail de thèse.

## Abstract

System level simulations are crucial in the development phase of any emerging wireless technology. It allows to identify the key factors that affect the transmission quality and to define the network limits. The used simulators must then be based on accurate and realistic channel models to better predict the system performances. In this context, several researches had been interested to the development of new models that take into account the emerging propagation scenarios introduced by the fifth generation of mobile communications (5G) that will be commercialized by 2020.

In order to optimize the spectral and energetic resources use, the mobile terminals of this next generation should be constantly aware of their environment. This relies on the implementation of a location system, especially in constrained environments where satellite positioning systems are not available. In the field of transport, a rather recurrent example of these scenarios is that of tunnels. Although they are indoor environments, this type of environment is characterized by the phenomenon of wave guiding due to its geometric structure and the properties of the materials of its walls. Thus, an extension of the propagation models developed for the 5G systems is then necessary, in order to take into account this use case.

We propose in this thesis a hybrid approach to reproduce the effect of the channel in a localization system. First, we calculate the propagation parameters by a ray-tracing simulator. It accurately describes the behavior of the radio waves inside the tunnel, nevertheless, it is expensive in terms of computing time. Then we analyze the obtained deterministic data to identify their statistical laws, and we store both of them in a database to stochastically generate the channel coefficients needed for our ranging system, namely the amplitude and the delay relative to each path. The impulse response of the channel will finally be used to estimate the distance between the two transmission antennas.

Depending on the propagation conditions as well as the position of the receiver, three sources of error can compromise the accuracy of this distance. For a ranging system based on the time metric, they are related to the bandwidth, the detection threshold, and the obstruction of the direct path. The implementation of an integrity control mechanism seems to be a promising solution to improve the performance of our system. It then consists



of identifying the outliers that do not meet the constraints imposed by the application, then excluding or correcting them according to the strategy adopted by the receiver.

In this context, we propose to exploit the spatial diversity of a SIMO (Single Input Multiple Output) system with two reception antennas in order to identify the propagation conditions of the channel. The first step of our approach aims to increase the temporal resolution of the two impulse responses of the system. Being sparse, they are reconstructed in the frequency domain over a very wide band using a compressed sensing technique. Then we classify them according to a temporal criterion, which represents the time difference of propagation of the signal in each channel, and we obtain it by the inter-correlation of reconstructed impulse responses.

The proposed approach not only improves the reliability of the ranging information in the tunnel, but also reduces the error related to the limited bandwidth of the system and the obstruction of the direct path. An experimental implementation of the ranging system based on OFDM signals gives rise to distance estimation errors at least six times lower than those reported by the classical approach, or even to those issued from other identification techniques based on statistical tests. This algorithm and the hybrid model of the channel are then the two major contributions of this thesis work.

# Table des matières

<b>Résumé</b>	<b>i</b>
<b>Abstract</b>	<b>iii</b>
<b>1 Introduction générale</b>	<b>1</b>
1.1 Contexte et Objectifs . . . . .	1
1.2 Organisation du manuscrit . . . . .	3
<b>2 Technologies radio mobiles et service de localisation</b>	<b>5</b>
2.1 5G : Nouvelle génération des réseaux mobiles . . . . .	5
2.1.1 Introduction . . . . .	5
2.1.2 Cas d'usage et contraintes . . . . .	6
2.1.3 Solutions technologiques . . . . .	8
2.2 Caractérisation des canaux de propagation . . . . .	10
2.2.1 Phénomènes de propagation . . . . .	11
2.2.2 Paramètres du canal . . . . .	14
2.2.3 Modèles de canaux . . . . .	17

2.3	Généralités sur les systèmes de localisation . . . . .	20
2.3.1	Introduction . . . . .	20
2.3.2	Technologies de localisation . . . . .	20
2.3.3	Métriques . . . . .	21
2.4	Conclusion . . . . .	23
<b>3</b>	<b>Modélisation hybride d'un canal 5G en environnement tunnel</b>	<b>24</b>
3.1	Introduction . . . . .	24
3.2	Approche proposée . . . . .	25
3.2.1	Principe général . . . . .	25
3.2.2	Configuration du modèle . . . . .	26
3.3	Description de la phase déterministe . . . . .	27
3.3.1	Simulateur de tracé de rayons . . . . .	27
3.3.2	Calcul des paramètres du canal . . . . .	29
3.4	Description de la phase statistique . . . . .	34
3.4.1	Génération de paramètres à petite échelle . . . . .	34
3.4.2	Calcul de la réponse impulsionnelle du canal . . . . .	36
3.5	Validation du modèle . . . . .	36
3.5.1	Environnement et système de mesure . . . . .	36
3.5.2	Résultats . . . . .	39
3.6	Conclusion . . . . .	52

<b>4</b>	<b>Implémentation d'une chaîne de localisation utilisant le modèle de canal proposé</b>	<b>53</b>
4.1	Introduction . . . . .	53
4.2	Description du système de localisation . . . . .	54
4.2.1	Bloc d'émission . . . . .	55
4.2.2	Estimation du canal . . . . .	57
4.2.3	Estimation de distance . . . . .	59
4.3	Evaluation du système de localisation . . . . .	62
4.3.1	Paramètres de simulation . . . . .	62
4.3.2	Système de mesure . . . . .	63
4.3.3	Analyse des résultats . . . . .	63
4.4	Modélisation de l'erreur du système . . . . .	67
4.4.1	Scénario LOS . . . . .	67
4.4.2	Scénario NLOS . . . . .	70
4.5	Conclusion . . . . .	72
<b>5</b>	<b>Mécanisme de contrôle d'intégrité et identification du canal LOS</b>	<b>74</b>
5.1	Introduction . . . . .	74
5.2	Architecture du récepteur . . . . .	75
5.2.1	Reconstruction des signaux . . . . .	76
5.2.2	Corrélation des réponses impulsionnelles . . . . .	78
5.2.3	Classification des canaux . . . . .	79

5.3	Résultats numériques . . . . .	80
5.4	Conclusion . . . . .	85
<b>6</b>	<b>Conclusion générale</b>	<b>86</b>
6.1	Synthèse des résultats . . . . .	86
6.2	Perspectives . . . . .	89
	<b>Bibliographie</b>	<b>89</b>

# Liste des tableaux

3.1	Paramètres de l'environnement de mesure . . . . .	37
3.2	Paramètres statistiques des modèles CI et ABG en LOS . . . . .	40
3.3	Paramètres statistiques des modèles CI et ABG en NLOS . . . . .	40
3.4	Base de données du modèle hybride . . . . .	50
4.1	Définition des symboles QPSK . . . . .	55
4.2	Paramètres de simulation . . . . .	62
4.3	Paramètres statistiques de l'erreur d'estimation de distance en LOS . . . . .	69
4.4	Paramètres statistiques de l'erreur d'estimation de distance en NLOS . . . . .	72
5.1	Pourcentages d'identification . . . . .	83
5.2	Paramètres statistiques de la CDF . . . . .	84



# Table des figures

2.1	Cas d'usage envisagés par les systèmes 5G . . . . .	6
2.2	Variations de puissance en fonction de la distance . . . . .	14
2.3	Variations temporelles de la réponse impulsionnelle . . . . .	15
2.4	Composantes d'un signal reçu . . . . .	16
2.5	Profil des retards en puissance . . . . .	17
3.1	Principe général du modèle hybride . . . . .	26
3.2	Configuration de l'environnement tunnel . . . . .	27
3.3	Corrélation spatiale d'un paramètre $X$ . . . . .	33
3.4	Schéma représentatif de l'environnement de mesure . . . . .	37
3.5	Système de mesure . . . . .	38
3.6	Antennes de transmission . . . . .	39
3.7	Équipements de mesure et de calibration . . . . .	39
3.8	Atténuation moyenne de puissance en (a) LOS et (b) NLOS . . . . .	41
3.9	CDF des évanouissements lents en (a) LOS et (b) NLOS . . . . .	43
3.10	ACF des évanouissements lents en (a) LOS et (b) NLOS . . . . .	44



3.11	CDF du facteur $K$ . . . . .	45
3.12	ACF du facteur $K$ . . . . .	45
3.13	CDF de l'étalement des retards en (a) LOS et (b) NLOS . . . . .	46
3.14	Impact de la dimension du tunnel sur l'étalement des retards . . . . .	47
3.15	ACF de l'étalement des retards en (a) LOS et (b) NLOS . . . . .	48
3.16	CIR (a) déterministe, (b) empirique, et (c) stochastique avant traitement .	49
3.17	CIR (a) déterministe, (b) empirique, et (c) stochastique après traitement .	51
4.1	Architecture générale du système de localisation . . . . .	54
4.2	Bloc d'émission OFDM . . . . .	55
4.3	Symbole OFDM avec préfixe cyclique . . . . .	57
4.4	Spectre du signal émis . . . . .	57
4.5	Réponse du canal estimée et modélisée à $d = 4m$ . . . . .	58
4.6	Trajets importants pour l'estimation de distance . . . . .	59
4.7	Système de mesure de la chaîne OFDM . . . . .	63
4.8	Trajets importants pour l'estimation de distance . . . . .	64
4.9	Erreur d'estimation de distance en fonction du seuil de détection . . . . .	65
4.10	Erreur d'estimation de distance en (a) LOS et (b) NLOS . . . . .	66
4.11	Variations de puissance de la composante directe, réfléchi, et totale . . . . .	68
4.12	PDF de l'erreur d'estimation de distance en scénario LOS . . . . .	69
4.13	Retard relatif du premier trajet réfléchi par rapport au trajet direct . . . . .	71
4.14	PDF de l'erreur d'estimation de distance en scénario NLOS . . . . .	71

5.1	Architecture proposée du récepteur . . . . .	75
5.2	Probabilités de reconstruction des algorithmes PDIPA et OMP . . . . .	81
5.3	Comparaison en scénario FS du pic de corrélation avant et après le CS . .	82
5.4	Fonctions d'inter-corrélation des réponses impulsionnelles après reconstruction et filtrage . . . . .	83
5.5	Fonction de Distribution Cumulative de l'erreur d'estimation de distance .	84



# Chapitre 1

## Introduction générale

### 1.1 Contexte et Objectifs

La précision des systèmes de localisation est d'une grande importance pour de nombreuses applications, notamment celle du transport ferroviaire. Celui-ci a connu une première évolution des systèmes traditionnels de balises et des systèmes inertiels vers les systèmes de navigation satellitaires (GNSS pour Global Navigation Satellite Systems). En effet, le système mondial de positionnement (GPS pour Global Positioning System) est le plus répandu à ce jour grâce à sa disponibilité et sa précision en environnement extérieur.

Cependant, dans les environnements tunnel, milieu d'opération principal de ce type de transport, on est souvent confronté à une rupture de service de ces systèmes, ou à défaut, à d'énormes erreurs de localisation. L'exploitation des systèmes de communications radio (réseaux locaux sans fil, systèmes ultra large bande, réseaux cellulaires, ...) s'avère alors une bonne solution pour atteindre de meilleures performances et assurer une continuité de service, d'autant plus que ces technologies sont en développement permanent.

En effet, la future génération des réseaux mobiles 5G, en cours de déploiement pour 2020, est fondée sur de nombreuses évolutions technologiques, et devra répondre aux besoins d'un large panel d'applications permettant ainsi de couvrir de nombreux secteurs

d'activité. Les performances de ces applications sont principalement impactées par les limites du réseau mais surtout par l'environnement traversé par les ondes radio.

Une large communauté scientifique s'est alors intéressée à la mise en œuvre de simulateurs de canaux, et au développement de modèles de propagation permettant de précisément reproduire le comportement du canal, et ainsi prédire les performances du système étudié. Dans la littérature, trois types de modèles existent : déterministe, statistique et hybride. Le premier caractérise les paramètres du canal en se basant sur la description géométrique de l'environnement et des propriétés électromagnétiques de ses matériaux. Il fournit ainsi des résultats précis mais reste coûteux en termes de temps de calcul. Contrairement aux modèles déterministes, les modèles statistiques proposent de décrire le comportement du canal par des lois extraites de campagnes de mesures. Ils sont ainsi plus simples à implémenter mais souvent moins précis. Afin de pallier aux limitations de ces deux familles de modèles, une approche hybride est alors proposée. Celle-ci consiste, en associant un modèle déterministe à tracé de rayons et un modèle statistique, à trouver un compromis entre précision et rapidité.

La réponse impulsionnelle issue de ce modèle nous permet d'introduire l'effet du canal dans une chaîne de localisation, et par conséquent d'étudier l'impact de l'environnement tunnel sur les performances du système. En termes de précision, celles-ci dépendent fortement de la puissance du trajet direct et de son retard. En effet, à des distances où les trajets réfléchis sont plus forts, l'utilisation d'algorithmes de détection du premier trajet devient nécessaire afin de diminuer la probabilité de non détection. En revanche, lorsque le récepteur se trouve à des courtes distances, le trajet direct est facilement identifiable par un détecteur à maximum d'énergie, cependant, la probabilité de fausse alarme augmente en cas d'obstruction de celui-ci.

Dans ce contexte, nous retrouvons différents algorithmes d'identification du canal, appartenant à deux grandes catégories. La première repose sur la comparaison des distributions statistiques des paramètres du canal dans chacun des scénarios de propagation et d'en tirer les propriétés caractéristiques, cependant, leur pourcentage d'identification reste faible.

Une autre approche consiste alors à utiliser des méthodes d'apprentissage afin d'extraire le critère de classification des canaux. Celle-ci offre de meilleures performances, mais nécessite des campagnes de mesures extensives. Dans le cadre de cette thèse, nous proposons alors une nouvelle technique d'identification exploitant la diversité spatiale d'un système de transmission à deux antennes de réception. En reconstruisant les deux signaux reçus sur une très large bande de fréquence, et en analysant leur différence de temps d'arrivée, nous arrivons à réduire l'erreur d'estimation liée à la résolution du système, mais surtout d'augmenter le niveau de fiabilité de l'information de localisation.

## 1.2 Organisation du manuscrit

Ce mémoire de thèse s'articule autour de quatre chapitres :

Le premier chapitre introduit le contexte de la future génération des réseaux mobiles 5G. Il présente ainsi les différents cas d'usage envisagés par cette technologie, et les contraintes auxquelles elle doit répondre. Bien que les capacités du réseau vont connaître une énorme évolution grâce à des solutions innovantes, l'impact de l'environnement est toujours aussi critique pour les performances des applications. Ainsi, après avoir rappelé les principaux phénomènes électromagnétiques que subit une onde en se propageant dans un canal radio mobile, nous définissons les paramètres qui caractérisent le canal et qui sont nécessaires à notre cas d'étude. Ensuite, nous présentons les différentes approches de modélisation existant dans la littérature, tout en soulignant, dans la dernière partie de ce chapitre, l'intérêt de cette phase pour les systèmes de localisation.

Le deuxième chapitre est dédié à la caractérisation d'un canal de propagation 5G en environnement tunnel. Nous commençons par présenter le principe du modèle hybride proposé. Celui-ci combine les deux approches déterministe et statistique afin de reproduire la réponse impulsionnelle du canal d'une manière précise, tout en réduisant le temps de calcul. En effet, les paramètres du canal ont été d'abord calculés par un simulateur à tracé de rayons. Leurs distributions statistiques ont été ensuite analysées afin d'extraire

les lois qui les régissent, puis stockées dans une base de données qui servira à alimenter la deuxième phase de notre modèle. Celle-ci consiste à générer les caractéristiques des trajets d'une manière stochastique, et de calculer ainsi la réponse impulsionnelle du canal. L'ensemble de ces étapes ont été validées par des mesures expérimentales effectuées dans un environnement de test.

Le troisième chapitre est une implémentation du modèle développé dans une chaîne de localisation utilisant des signaux OFDM. L'ensemble des éléments du système ont été d'abord présentés, notamment le bloc d'estimation du canal, et l'algorithme de recherche du premier trajet. Étant basé sur la métrique temporelle, ce dernier permet d'atteindre de bonnes précisions grâce à la largeur de bande offerte par les systèmes 5G. Cependant, d'autres sources d'erreurs peuvent altérer les performances d'estimation de distance, et qui dépendent, entre autres, du scénario de propagation et de la position du récepteur. Un partitionnement de l'environnement a été alors proposé, afin d'appliquer une stratégie adéquate à chaque zone identifiée. Les conclusions tirées dans ce chapitre sont basées sur des simulations numériques et des mesures de laboratoire.

Le quatrième chapitre présente une nouvelle architecture de récepteurs à deux antennes, intégrant un mécanisme de contrôle d'intégrité pour les systèmes de localisation. Celui-ci est capable non seulement d'identifier les conditions de propagation du canal, mais également d'exclure ou de corriger les mesures aberrantes détectées. Nous avons alors commencé par introduire les techniques de traitement de signal utilisées dans notre algorithme. Ensuite, nous avons défini un critère de classification de canaux, basé sur la différence de temps de propagation des signaux reçus. Alors que la dernière partie de ce chapitre est consacrée à l'évaluation des performances de l'approche proposée, ainsi que de sa complexité.

Enfin, une conclusion générale parachève ce mémoire par un bilan des principales contributions de ces travaux de recherche, ainsi que quelques perspectives pour des études ultérieures.

# Chapitre 2

## Technologies radio mobiles et service de localisation

### 2.1 5G : Nouvelle génération des réseaux mobiles

#### 2.1.1 Introduction

Alors que les réseaux mobiles 4G sont toujours en cours de déploiement dans certains pays, les organismes de standardisation ont déjà fourni les premières spécifications de leur nouvelle génération 5G, et qui sera sur le marché dès le début de 2020. Cette technologie future, dite de cinquième génération, ne sera pas une simple évolution de ses prédécesseurs, mais représentera plutôt une ouverture vers un large panel d'applications et de services extrêmement diversifiés, de façon à satisfaire les exigences ambitieuses des utilisateurs professionnels et privés.

En effet, l'augmentation du débit n'étant pas cette fois-ci la plus grande des préoccupations, les défis à relever sont d'autant plus importants que l'impact de ce nouveau standard de communication concerne différents secteurs d'activité. Véhicules autonomes, maisons intelligentes, réalité augmentée et autres, chaque application apportera ses propres



contraintes. Le réseau 5G doit alors adopter des solutions technologiques avancées, afin de faire face à ces nombreux défis.

### 2.1.2 Cas d'usage et contraintes

Face à la diversité des services qui seront fournis par ces futurs systèmes de communication, trois cas d'usage ont été définis en fonction des capacités requises du réseau. Ainsi, nous retrouvons les communications ultra haut débit (eMBB pour enhanced Mobile BroadBand), les communications massives entre machines (mMTC pour massive Machine Type Communications), et les communications ultra-fiables à très faible latence (URLLC pour Ultra Reliable and Low Latency Communications). Ces différents types de communications sont représentés par la figure 2.1 ci-dessous.

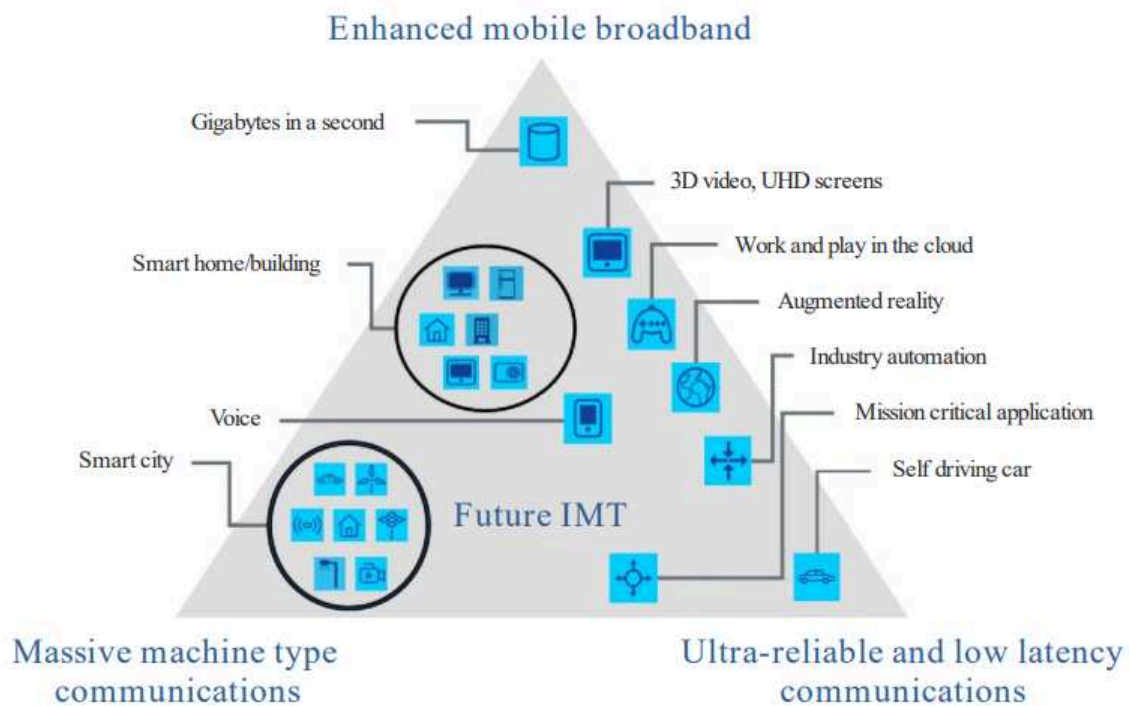


FIGURE 2.1 – Cas d'usage envisagés par les systèmes 5G

#### Communications ultra haut débit

La demande des utilisateurs en termes de débit ne cesse d'augmenter, principalement avec l'émergence des applications offrant du contenu multimédia. Il s'agit des jeux à la

demande en temps réel, des applications de réalité augmentée ou virtuelle, ou encore de la diffusion de vidéos 3D avec une qualité au-delà de la très haute définition (4K, 8K, ...).

Pour cette catégorie de communications, la 5G devra pouvoir offrir un débit utilisateur et un débit maximal respectivement de  $100Mbps$  et  $20Gbps$ , soit 10 et 20 fois supérieur à ce qui est fourni actuellement par la 4G. Cette augmentation de débit entraînera une croissance accrue du trafic des données, notamment dans les endroits exposés à une forte densité d'utilisateurs. La capacité globale du réseau 5G devra alors atteindre un débit par zone de  $10Mbps/m^2$ , permettant ainsi d'assurer une continuité de service et une homogénéité des performances.

Ces communications ultra haut débit, destinées à améliorer l'expérience utilisateur, sont alors mis en avant dans la première phase de standardisation de la 5G, la « release 15 ».

### **Communications massives entre machines**

Cette catégorie regroupe toutes les applications liées à l'internet des objets (IoT pour Internet of Things). Elles requièrent une faible consommation d'énergie et des débits de données relativement restreints, pour des milliers d'objets connectés à travers le réseau.

Dans le secteur industriel, les communications machine-machine (M2M pour Machine to Machine) jouent un rôle majeur dans l'atteinte de l'objectif Industrie 4.0. Celle-ci permettra de gagner en rapidité de mise en œuvre, en souplesse, et en sécurité de fonctionnement.

Cependant, pour faire face à cette forte densité d'objets/machines, et leur permettre une connexion simultanée, la 5G augmentera la capacité du réseau de  $10^5$  objets connectés par kilomètre carré à  $10^6$ . Ce type de communications ne sera traité que lors de la deuxième phase des spécifications, la « release 16 ».

## Communications ultra fiables à très faible latence

Les communications ultra-fiables à très faible latence regroupent toutes les applications critiques nécessitant une réactivité extrêmement importante ainsi qu'une garantie très forte de la fiabilité de l'information transmise. Les secteurs concernés par ces besoins sont principalement ceux de la santé (télé-médecine) et des transports (véhicules intelligents).

Dans ce contexte, la localisation est une des applications cruciales pour les transports routiers et ferroviaires. Une information précise et fiable sur la position du mobile permettra non seulement d'améliorer la sécurité et la gestion du trafic, mais également d'adapter les puissances de transmission, et augmenter ainsi l'efficacité énergétique du réseau.

Ce cas d'usage a été partiellement traité, avec les « eMBB », lors de la première phase de standardisation, afin de permettre le développement des applications les plus urgentes pour la société.

### 2.1.3 Solutions technologiques

La diversité des contraintes énumérées dans la section précédente implique une diversité de défis technologiques à relever, afin d'atteindre les performances requises par les différents cas d'usage. Néanmoins, il convient de mentionner que le réseau 5G ne pourra pas répondre simultanément à l'ensemble de ces besoins, mais sera plutôt doté d'une capacité d'adaptation lui permettant d'offrir à chaque classe d'applications les performances dont elle a besoin.

C'est le principe du « Network Slicing », où chaque tranche du réseau représente un compromis de performances destiné à un environnement ou à un usage donné. Atteindre une telle flexibilité s'avère très complexe avec les architectures de réseau classiques, et nécessite obligatoirement la virtualisation de ses composants, leur permettant ainsi d'être génériques et reconfigurables. On parle ici de SDN (pour Software-Defined Networks) ou de NFV (pour Network Function Virtualisation).

Au niveau de l'interface radio, plusieurs solutions technologiques sont en cours d'étude ou de test par les industriels. Nous définissons ici quelques unes :

### **Bandes de fréquence**

Afin d'assurer une meilleure qualité de service par rapport à celle de la 4G et proposer de nouveaux services, il convient d'abord d'identifier une bande de fréquence prioritaire pour le déploiement des réseaux 5G. Les bandes actuellement définies pour la 2G, la 3G, ou la 4G continueront sûrement à être utilisées pour leur maturité technologique et leur qualité de propagation, cependant, leur largeur de bande reste limitée.

Lors de la conférence mondiale des radiocommunications (CMR-15), la bande 3.4 – 3.8GHz a été alors définie comme la bande coeur pour le mobile haut débit, permettant aux opérateurs de l'union européenne de déployer leur réseau 5G d'ici 2020. En effet, avec un spectre suffisamment large d'environ 400MHz, elle pourrait permettre l'échange de volumes importants de données, tout en assurant une couverture réseau étendue.

Toutefois, la 5G se présente comme une technologie utilisant à la fois des fréquences basses ( $f < 6GHz$ ), et des fréquences hautes ( $f \geq 6GHz$ ). Ainsi, il est indispensable d'explorer de nouvelles bandes de fréquences dites millimétriques. Il s'agit de la partie du spectre comprise entre 24GHz et 86GHz, et qui n'a encore jamais été prise en compte pour le déploiement des réseaux mobiles.

En effet, les bandes millimétriques pourraient offrir des largeurs de bande au delà de 1GHz. Cependant, leur faible qualité de propagation et leur portée limitée impose le développement de nouvelles techniques telles que le (« beamforming »). En ciblant de petites zones, il permet ainsi des transmissions plus efficaces énergétiquement.

### **Massive MIMO**

Compte tenu des améliorations qu'a apporté l'utilisation des systèmes à multiples entrées et sorties (MIMO pour Multiple Input Multiple Output) aux derniers standards de

communication (LTE, Wifi 802.11n, ...), de nombreuses études ont été ensuite menées afin de développer des systèmes supportant un nombre relativement élevé d'antennes (128 actuellement), d'où l'apparition du terme « Massive MIMO ».

Grâce à leur capacité à focaliser l'énergie vers plusieurs directions de l'espace, ces antennes intelligentes peuvent être utilisées pour les transmissions multi-utilisateurs. Elles permettront, d'une part, aux terminaux ciblés de bénéficier simultanément de la totalité de la bande passante et d'obtenir un débit très élevé, et d'autre part, aux stations de base de réduire considérablement leur consommation énergétique.

### Techniques d'accès

Pour améliorer l'efficacité spectrale de la 5G par rapport à la 4G, des méthodes de multiplexage non orthogonales (NOMA pour Non Orthogonal Multiple Access) sont envisagées. Elles permettent aux utilisateurs d'accéder simultanément aux mêmes ressources fréquentielles, et la distinction entre eux se fait soit en attribuant des codes différents à chaque utilisateur (SCMA pour Sparse Code Multiple Access), ou en adaptant les transmissions à leurs niveaux du rapport signal sur bruit (PD-NOMA pour Power Domain NOMA).

Afin d'évaluer les performances de ces systèmes 5G, le développement d'un modèle de canal, capable de reproduire le plus fidèlement possible les distorsions subies par les ondes radio à cause de leur propagation dans des environnements complexes, s'avère alors nécessaire.

## 2.2 Caractérisation des canaux de propagation

Le développement des systèmes de communication passe par une première phase de simulation système. Celle-ci permet d'évaluer la qualité des liaisons radio, et d'identifier les paramètres à optimiser pour atteindre de meilleures performances. Ces paramètres peuvent être liés au type de l'application, aux capacités du réseau, ou à l'environnement

de déploiement. Une prédiction précise des performances du système nécessitera alors la prise en compte de ces trois éléments. Les deux premiers étant fixes, l'environnement de propagation est le plus difficile à estimer du fait de son caractère aléatoire.

Les simulateurs système doivent alors reposer sur des modèles capables de reproduire le comportement du canal le plus fidèlement possible. Avant de procéder au développement de ces modèles, il est d'abord important de comprendre les phénomènes de propagation qui caractérisent un environnement donné, et qui impactent la transmission radio.

### 2.2.1 Phénomènes de propagation

En se propageant dans un environnement réel, l'onde électromagnétique subit les phénomènes physiques de réflexion, transmission, diffraction, et transmission. L'occurrence de chacun de ces phénomènes dépend des obstacles rencontrés dans l'environnement, et de la longueur d'onde  $\lambda$ . Lorsque cette dernière est petite face à la taille des obstacles, l'onde émise est principalement réfléchi et transmise selon la loi de Snell-Descartes. En revanche, la diffraction et la transmission surviennent en présence d'obstacles de la même taille ou de taille inférieure à  $\lambda$ .

Dans notre contexte d'étude, l'environnement se compose de murs en béton armé et éventuellement d'obstacles métalliques de grandes dimensions. A la fréquence considérée de  $3.6GHz$ , le phénomène de réflexion est alors le plus prépondérant. De plus, la structure parallèle des parois du tunnel et la succession de réflexions provoquent un effet de guidage d'ondes dans la direction de propagation.

#### Évanouissements rapides

Suite à ces interactions, plusieurs échos de l'onde émise, n'empruntant pas le même chemin que le trajet direct, arrivent au récepteur avec des caractéristiques différentes, en termes d'atténuation, de phase, et de retard de propagation. A cause des interférences

constructives et destructives entre ces trajets multiples (MPC pour Multi-Path Components), l'amplitude du signal subit des variations à petite échelle, communément appelées évanouissements rapides (FF pour Fast Fading), et qui sont observées toutes les demi-longueurs d'onde.

En situation de visibilité directe (LOS pour Line-Of-Sight) entre l'émetteur et le récepteur, l'enveloppe du champ électromagnétique complexe est souvent modélisée par une loi de Rice de paramètres  $s$  et  $\sigma$ . Sa densité de probabilité est ainsi définie par :

$$p_{FF}(x) = \frac{x}{\sigma^2} e^{-\frac{x^2+s^2}{2\sigma^2}} I_0\left(\frac{xs}{\sigma^2}\right) \quad (2.1)$$

où  $I_0(\bullet)$  représente la fonction de Bessel modifiée de première espèce et d'ordre 0.

En revanche, en absence du trajet direct (NLOS pour Non-Line-Of-Sight), le paramètre  $s$  de l'équation (2.1) tend vers 0. Ainsi, l'amplitude du signal reçu est régie par la loi de Rayleigh de paramètre  $\sigma$ , telle que :

$$p_{FF}(x) = \frac{x}{\sigma^2} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}} \quad (2.2)$$

### Évanouissements lents

Un autre type de variations est observé dans le canal à l'échelle d'une dizaine de longueurs d'onde. Il s'agit des évanouissements lents dus principalement à l'effet de masquage (SF pour Shadow Fading). Ils représentent les déviations de la puissance reçue par rapport à sa valeur moyenne. La distribution de puissance de ces variations, exprimée en  $dB$ , suit généralement la loi normale de moyenne nulle et d'écart type  $\sigma$ , telle que :

$$P_{SF}(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}} \quad (2.3)$$

### Pertes par propagation

Elles désignent l'affaiblissement moyen de la puissance (PL pour Path Loss) que subit un signal à cause de sa propagation entre l'émetteur et le récepteur. En espace libre, il est décrit par la formule de Friis exprimant le rapport entre la puissance émise et la puissance reçue :

$$\overline{PL}(f, d) = 20 \log \left( \frac{4\pi f d}{c} \right) - G_T(f) - G_R(f) \quad (2.4)$$

où  $G_T$  et  $G_R$  représentent respectivement les gains des antennes à l'émission et à la réception,  $c$  la célérité de la lumière,  $f$  la fréquence, et  $d$  la distance entre l'émetteur et le récepteur.

Il faut noter que cette relation n'est valable que lorsque  $d$  est supérieure à la distance de Fraunhofer  $d_F$ . Celle-ci est reliée à la plus large dimension de l'antenne d'émission  $D$ , et à la longueur d'onde  $\lambda$  du signal émis par la relation :

$$d_F = \frac{2D^2}{\lambda} \quad (2.5)$$

Dans un canal réel, nous introduisons dans l'équation (2.4) les paramètres  $n_d$  et  $n_f$  afin de traduire respectivement la dépendance en distance et en fréquence des pertes par propagation. Ainsi, nous obtenons :

$$\overline{PL}(f, d) = \overline{PL}(f_0, d_0) + 10n_d \log \left( \frac{d}{d_0} \right) + 10n_f \log \left( \frac{f}{f_0} \right) \quad (2.6)$$

où  $d_0$  et  $f_0$  correspondent respectivement à une distance et à une fréquence de référence. Le paramètre  $n_d$  caractérise l'environnement de propagation, et prend donc en considération les phénomènes présentés au début de cette section. L'effet de guidage peut alors donner lieu, en cas de visibilité, à des valeurs de  $n_d$  inférieures à celle en espace libre. Alors qu'en situation NLOS, celles-ci varient entre 2 et 5. En revanche, le paramètre  $n_f$  est lié principalement aux gains des antennes de transmission. En faisant la distinction entre canal de propagation et canal de transmission, ce paramètre ne sera alors pas pertinent



pour notre modèle, et prendra sa valeur théorique  $n_f = 2$ . Cette supposition sera vérifiée plus loin dans le chapitre 3.

La figure 2.2 représente les variations de la puissance en fonction du déplacement du récepteur, elle permet ainsi de distinguer les trois types de distorsions présentés dans cette section. L'atténuation totale du signal est alors donnée par :

$$PL = \overline{PL} + SF + FF \quad (2.7)$$

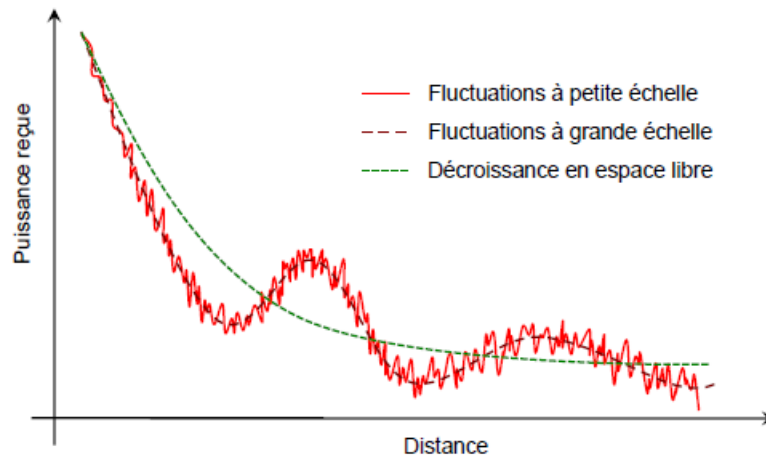


FIGURE 2.2 – Variations de puissance en fonction de la distance

## 2.2.2 Paramètres du canal

### Réponse impulsionnelle

Du fait de la propagation par trajets multiples, le signal reçu  $r(t)$  est une superposition de plusieurs répliques différemment retardées et atténuées du signal émis  $e(t)$ , tel que :

$$r(t) = \sum_{l=1}^L \alpha_l(t) e(t - \tau_l) \quad (2.8)$$

où  $L$  est le nombre de trajets multiples,  $\alpha_l(t)$  l'amplitude complexe associée au  $l^{\text{ème}}$  trajet, et  $\tau_l$  son retard.

Le canal de propagation se comporte alors comme un filtre linéaire dont le nombre de coefficients est égal au nombre de trajets  $L$ , et dont les caractéristiques évoluent aléatoirement dans le temps et dans l'espace. Il peut ainsi être entièrement caractérisé par sa réponse impulsionnelle  $h(t, \tau)$  (CIR pour Channel Impulse Response) ayant une double dépendance en temps et en retard. Celle-ci, représentée par la figure 2.3, est exprimée par :

$$h(t, \tau) = \sum_{l=1}^L \alpha_l(t) \delta(\tau - \tau_l) \quad (2.9)$$

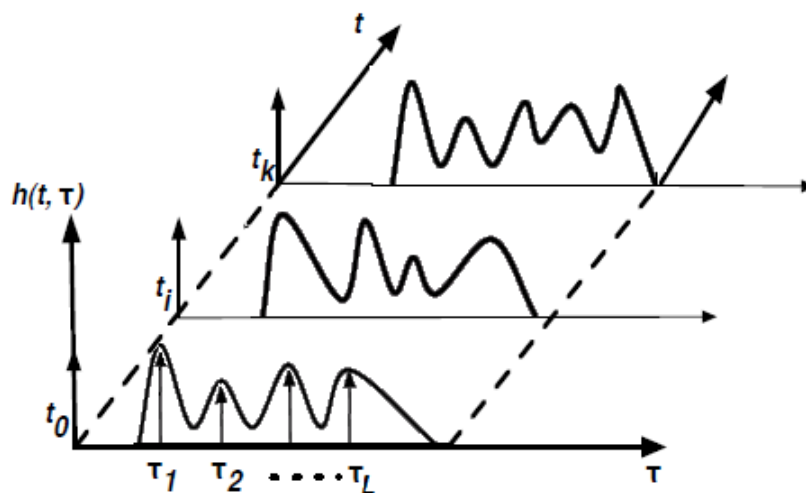


FIGURE 2.3 – Variations temporelles de la réponse impulsionnelle

Pour étudier les caractéristiques d'un canal de propagation, nous définissons son profil des retards en puissance (PDP pour Power Delay Profile) à partir d'un ensemble de  $N$  réponses impulsionnelles. Il fournit une indication sur la distribution des trajets multiples, en associant à chaque trajet la puissance moyenne qui lui correspond. Ainsi, nous avons :

$$PDP(\tau) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |h(t_i, \tau)|^2 \quad (2.10)$$

De ce profil PDP, nous pouvons déduire un ensemble de paramètres qui décrivent les différents aspects du canal. Ici, nous nous intéressons au facteur  $K$  et à l'étalement des retards. Ils caractérisent respectivement la distribution des puissances des trajets et celle de leurs retards de propagation.

### Facteur $K$

En situation de visibilité directe, le signal reçu à un instant  $t_i$  peut être considéré comme une somme vectorielle de deux composantes, illustrées par la figure 2.4. Nous distinguons une composante dominante du trajet direct, et une aléatoire issue des trajets multiples.

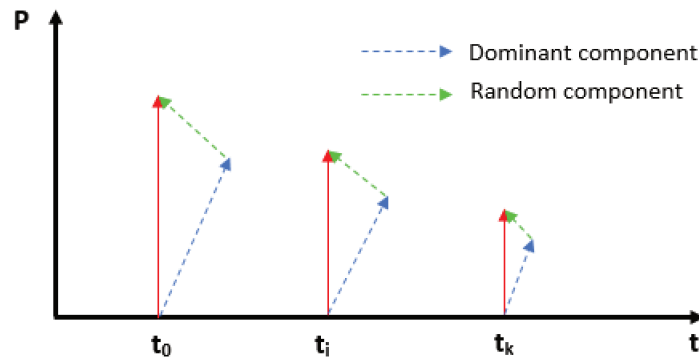


FIGURE 2.4 – Composantes d'un signal reçu

Le facteur  $K$  caractérisant un canal LOS, est alors défini par le rapport de puissance de ces deux composantes, tel que :

$$KF(t_i) = \frac{|\alpha_1(t_i)|^2}{\sum_{l=2}^L |\alpha_l(t_i)|^2} \quad (2.11)$$

Dans la section 2.2.1, la distribution des puissances correspondant à ce scénario de propagation a été modélisée par la loi de Rice de paramètres  $s$  et  $\sigma$ . L'équation (2.11) devient alors :

$$KF = \frac{s^2}{2\sigma^2} \quad (2.12)$$

### Étalement des retards

Un autre impact de la propagation par trajets multiples dans un canal est la dispersion temporelle du signal émis. La connaissance de cette dispersion est primordiale pour les systèmes de communication afin d'éviter les problèmes d'interférence inter-symboles. Le paramètre qui permet de la caractériser est l'étalement des retards (DS pour Delay

Spread). Celui-ci représente l'écart type du moment d'ordre 2 du profil de puissance PDP, illustré par la figure 2.5. Il est ainsi exprimé par :

$$DS = \sqrt{\frac{\sum_{l=1}^L |\alpha_l|^2 (\tau_l - \tau_1)^2}{\sum_{l=1}^L |\alpha_l|^2} - \bar{\tau}^2} \quad (2.13)$$

où la différence  $\tau_l - \tau_1$  correspond au retard relatif du  $l^{\text{ème}}$  trajet par rapport au premier trajet détecté par le récepteur, et  $\bar{\tau}$  désigne le retard relatif moyen calculé par :

$$\bar{\tau} = \frac{\sum_{l=1}^L |\alpha_l|^2 (\tau_l - \tau_1)}{\sum_{l=1}^L |\alpha_l|^2} \quad (2.14)$$

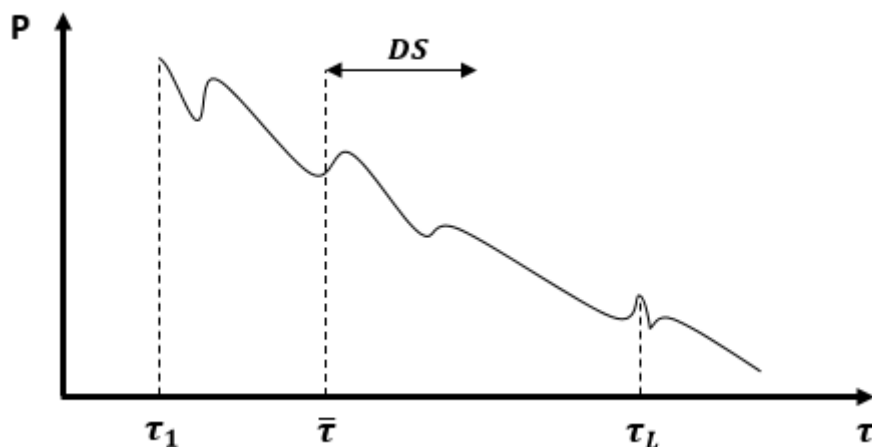


FIGURE 2.5 – Profil des retards en puissance

### 2.2.3 Modèles de canaux

Les modèles de canaux proposés dans la littérature peuvent être classifiés en trois catégories : déterministe, statistique et hybride. Cependant, pour les milieux confinés de type tunnel, seuls des modèles déterministes et statistiques existent.

## Modèles déterministes

Cette famille de modèles est caractérisée par le traitement purement déterministe des paramètres du canal. La propagation des ondes est calculée à partir de la description géométrique précise de l'environnement et de la connaissance de ses propriétés électromagnétiques. Ainsi, nous retrouvons :

- Les modèles rigoureux : ils consistent à résoudre les équations de Maxwell en les discrétisant. La technique la plus citée dans la littérature est celle des différences finies dans le domaine temporel (FDTD pour Finite Difference Time Domain). Elle discrétise l'environnement en cellules tridimensionnelles afin de calculer à chaque instant et dans chaque cellule les composantes du champ électromagnétique. L'inconvénient de cette méthode est d'ordre numérique, lié principalement à la quantité de données générée. Ainsi dans un environnement aussi complexe que le notre, la discrétisation rendra le modèle très long à simuler.
- Les modèles à rayons : ils apportent une solution approchée aux équations de Maxwell, et sont utilisés lorsque les objets modélisés ont une taille supérieure à celle de la longueur d'onde. Ils consistent à identifier tous les trajets possibles entre un émetteur et un récepteur, puis, grâce à des méthodes asymptotiques en fréquence telles que l'optique géométrique et la théorie uniforme de la diffraction, à calculer l'amplitude, la phase, et le retard de chaque trajet. Une étape finale consiste à combiner tous les rayons atteignant le récepteur.

Parmi les méthodes existantes pour déterminer l'ensemble des trajets entre un émetteur et un récepteur, nous retrouvons le tracé de rayons dont le principe est illustré par la figure ci-dessous. Il se base sur la méthode des images qui consiste à construire d'abord une image virtuelle de l'émetteur par rapport au plan de réflexion. Ensuite, le récepteur y est relié par une ligne droite dont l'intersection avec le plan représente le point de réflexion. Cette méthode reste valable pour des réflexions multiples, où l'ordre de l'image  $I_{m,n}$  augmente avec le nombre de réflexions considéré.

## Modèles statistiques

Les modèles statistiques prédisent de manière aléatoire et globale le comportement du canal. Le comportement statistique du canal est déterminé à partir de campagnes de mesures. Leur principe repose sur l'association d'une loi statistique à un ensemble d'environnements ou de configurations qui partagent les mêmes caractéristiques. Ils sont généralement moins précis que les modèles déterministes mais présentent l'avantage d'être simples et rapides.

Les modèles empiriques en font partie. Ils reposent sur un ensemble d'équations établies à partir de nombreuses campagnes de mesure. Ils sont efficaces et simples à utiliser mais leur précision se limite pour des environnements ayant les mêmes caractéristiques que ceux où les mesures ont été faites.

- Le modèle de Saleh et Valenzuela (S-V) est un modèle de canal largement étudié dans la littérature ses concepts sont réutilisés dans de nombreux modèles. Le canal est modélisé selon une approche physique par un ensemble de trajets. Ces trajets sont rassemblés dans des clusters, notion couramment utilisée mais dont la définition exacte reste source de débat. Un cluster peut être défini comme un ensemble de trajets ayant des caractéristiques voisines. Par exemple, les rayons créés par la réflexion sur un groupe localisés d'objets auront une même direction moyenne et des retards voisins. Cet ensemble de rayons peut être identifié comme un cluster. Ce modèle considère que la réponse impulsionnelle en puissance du canal se décompose en clusters arrivant l'un après l'autre selon une décroissance exponentielle de la puissance, soit donc une décroissance linéaire pour une représentation en dB. Les temps d'arrivés des clusters et des rayons de chaque cluster suivent des processus aléatoires de Poisson.
- Les modèles géométriques stochastiques modélisent le comportement du canal selon une approche stochastique basée sur des lois statistiques. Le modèle de canal WINNER (Wireless World Initiative New Radio) est un modèle géométrique stochastique qui résulte d'une suite d'extension de modèles de canaux tels que le

3GPP-SCM et l'IEEE 802.11 Tgn. Il décrit le canal de propagation comme une somme de trajets regroupés en cluster. Il supporte une quinzaine de scénarios de propagation indoor qui représentent tous de grands espaces ouverts, mais aucun n'est adapté aux milieux tunnel.

## 2.3 Généralités sur les systèmes de localisation

### 2.3.1 Introduction

Pendant longtemps, la localisation était utilisée par les professionnels comme les marins qui avaient besoin de connaître leur position absolue régulièrement. De nos jours, ces utilisateurs se trouvent généralement dans des espaces où la continuité de service fournie par les systèmes de navigation satellitaires est importante.

Aujourd'hui, de nombreuses applications grand public sont également apparues comme la localisation/navigation de son propre véhicule en ville, des services de guidage de porte à porte exploitant tous les modes de transports publics accessibles ou encore la localisation d'une personne dans un bâtiment. Certaines de ces dernières applications s'effectuent dans des environnements moins favorables aux techniques satellitaires.

Afin d'exploiter à moindre coût l'infrastructure des réseaux préexistants et déjà massivement déployés, un autre mode de localisation est apparu depuis quelques années. Celui-ci exploite les données transitant sur les réseaux cellulaires afin de localiser le mobile.

### 2.3.2 Technologies de localisation

La technologie radio-fréquentielle est la technologie la plus répandue aussi bien dans le domaine de la communication que dans le domaine de la localisation. L'une des raisons principales de cette expansion est la facilité qui caractérise les ondes radio pour traverser certains matériaux comme les murs, les corps humains, ainsi que leur très large zone de

couverture contrairement aux autres technologies vues précédemment. Les méthodes de positionnement des systèmes basées sur la radio sont en grande partie la triangulation et le fingerprinting. On rencontre divers systèmes de positionnement indoor RF dont les plus répandus sont les systèmes basés sur la Radio Frequency IDentification (RFID), sur la technologie WLAN, les réseaux de capteurs, ou l'Ultra Large Bande (ULB).

### 2.3.3 Métriques

La fonction de base de tout système de positionnement est la mesure d'un ou de plusieurs observables, par exemple, les angles, les distances, les différences de distance, ou la vitesse. Ces observables sont obtenues à l'aide des techniques de mesure (ou métriques) desquelles elles tirent leur appellation. Par exemple, les systèmes de localisation basés sur la RF utilisent les informations contenues dans le signal. Ces observables sont alors le temps d'arrivée (TOA pour Time Of Arrival), la différence de temps d'arrivée (TDOA pour Time Difference Of Arrival), l'angle d'arrivée (AOA pour Angle Of Arrival) ou la puissance du signal reçu (RSS pour Received Signal Strength).

#### Angle d'arrivée

L'angle d'arrivée permet de définir la position de la station émettrice et ce, par la mesure d'au moins deux angles d'arrivée d'un signal transmis à au moins deux antennes de réception fixes. Cette technique se base sur l'existence du trajet direct entre émetteur-récepteur. Lorsque ce trajet n'existe pas, il est difficile de trouver la direction dans laquelle se trouve l'émetteur. Cette contrainte écarte bien souvent son utilisation dans les environnements d'intérieur à moins qu'on sur-dimensionne le système en nombre d'antennes.

#### Puissance du signal reçu

L'énergie d'une onde radio, due aux interactions avec l'environnement, diminue quand elle se déplace sur une certaine distance. De nombreux modèles décrivent la relation



entre cette perte d'énergie et la distance. Par conséquent, ils peuvent être utilisés pour récupérer l'information spatiale. La métrique qui utilise ce principe est connue sous le nom RSS. Cette technique consiste à estimer les pertes par atténuation du signal lors de la propagation, en utilisant un modèle adéquat (section 2.2).

### **Temps d'arrivée**

L'information du paramètre de position obtenue à partir de la technique du temps d'arrivée peut s'obtenir de différentes manières. La première manière, dite coopérative, met en scène un émetteur fixe et un récepteur mobile à localiser. Cette configuration est celle du GPS et elle nécessite une synchronisation entre l'émetteur et le récepteur. La synchronisation consiste à ce que le récepteur connaisse exactement l'instant d'émission du signal pour générer localement un signal identique pour sa reconnaissance. Dans une autre manière, dite non-coopérative, l'objet à localiser agit comme un réflecteur ou une cible : c'est la technique des radars. Ici pour l'estimation de la durée de propagation du signal, on se base sur le temps d'aller- retour. Le signal réfléchi par la cible revient vers la source qui l'a envoyé. Dans ce modèle, la synchronisation n'est pas exigée puisque la source émettrice connaît le moment où il émet le signal. La TOA serait alors la moitié du temps estimé.

### **Différence du temps d'arrivée**

Une alternative à la technique de la TOA, est la technique temporelle de la différence de temps d'arrivée TDOA. Elle permet d'éviter le problème de synchronisation entre la source émettrice et le récepteur . Elle nécessite, en fonction de l'application visée, au moins deux stations émettrices (ou réceptrices) pour un récepteur (ou un émetteur). En réalité, les techniques de TOA peuvent être assimilées aux techniques de la TDOA puisque dans les deux cas, il est nécessaire de comparer, en temps, le signal utile à un signal de référence. Dans le cas du TOA, le signal de référence est dit signal de synchronisation qu'il conviendra de mesurer ou de recouvrir. Dans le cas de la TDOA, le signal de référence est pris sur une autre antenne de réception (ou d'émission) qu'on appelle station de référence

séparée spatialement de la première par une distance. Cette technique de TDOA a suscité de nombreux travaux de recherches et reste une approche recommandée lorsque les limites de la TOA ou du RSS apparaissent.

## 2.4 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons introduit la future génération des réseaux mobiles 5G, en présentant les nouveaux cas d'usage envisagés tels que les communications Machine-Machine ou les communications ultra-fiables. Dans le cadre de notre étude, nous nous intéressons à ce dernier cas d'usage, plus particulièrement aux applications de localisation pour les transports ferroviaires. Ce type d'application étant fortement impactées par le canal de propagation, la deuxième partie de ce chapitre a été consacrée aux différentes approches de modélisation existant dans la littérature ainsi que les paramètres du canal nécessaires à l'évaluation des performances de notre système. Finalement, une étude bibliographique générale sur les systèmes de localisation met en évidence les différents aspects de cette application qui seront traités dans la suite de ce manuscrit.

# Chapitre 3

## Modélisation hybride d'un canal 5G en environnement tunnel

### 3.1 Introduction

Le développement d'un système radio-mobile passe systématiquement par une phase de planification et nécessite une évaluation des performances dans l'environnement dans lequel il sera déployé. Les modèles de propagation sont alors primordiaux pour les simulations système afin de reproduire le comportement du canal. Dans le contexte de la 5G, de nouveaux modèles ont été proposés dans la littérature afin d'introduire les nouveaux cas d'usage envisagés par cette technologie, et présentés précédemment dans le chapitre 2.

Nous rappelons que l'application visée dans cette étude est celle de la localisation d'une rame à l'intérieur d'un tunnel. Bien qu'ils soient considérés comme des milieux « indoor », ces environnements ont des caractéristiques de propagation bien particulières par rapport aux autres scénarios classiques. Cette différence de comportement découle du fait que l'onde électromagnétique est guidée en se propageant dans le tunnel à cause des réflexions multiples et des propriétés des matériaux de ses murs. Ainsi, les modèles développés dans les travaux de recherche destinés aux systèmes 5G doivent être adaptés à ce type d'environnements.

L'objectif de ce chapitre est alors de proposer un modèle de canal large bande pour la simulation d'environnements tunnel. A l'issue de l'étude bibliographique réalisée dans le chapitre précédent, l'approche hybride a été privilégiée. En effet, une première phase déterministe, basée sur un simulateur à tracé de rayons, servira à calculer les paramètres du canal et à en tirer les distributions statistiques. Celles-ci seront stockées dans une base de données qui permettra d'alimenter la deuxième phase. Enfin, les coefficients du canal seront générés d'une manière stochastique, afin d'accélérer le temps de calcul du modèle. Nous terminons par une validation numérique et expérimentale de l'approche proposée.

## 3.2 Approche proposée

### 3.2.1 Principe général

La construction du modèle de canal proposé repose sur la succession de huit étapes. Elles sont illustrées par le diagramme de la figure 3.1, et sont exécutées en deux phases. L'ensemble des opérations effectuées lors de la première phase sont basées sur les résultats fournis par un simulateur à tracé de rayons, notamment, les caractéristiques de tous les trajets identifiés et le champ total reçu à chaque point d'observation. A partir de ces données déterministes, nous calculons l'atténuation moyenne de puissance due à la propagation, puis nous l'exprimons en fonction de la distance émetteur-récepteur selon un modèle approprié. L'étape qui suit consiste à calculer les paramètres à grande échelle du canal, puis d'identifier les lois statistiques qui les régissent. Il s'agit des évanouissements lents, le facteur de Rice, et l'étalement des retards.

Dès lors que nous sommes dans un scénario dynamique, où le récepteur se déplace tout au long du tunnel, les valeurs de chacun de ces paramètres, calculées à deux positions adjacentes, ne sont plus indépendantes. En effet, la dernière étape de cette phase consiste à calculer leur auto-corrélation en fonction du pas de déplacement du récepteur. Celle-ci est prise en considération lors de la génération des coefficients du canal.

A présent, nous disposons de tous les éléments nécessaires pour élaborer notre base de données, notamment, les paramètres du canal, les distributions statistiques qui leur correspondent, ainsi que leurs distances de corrélation. Nous procédons alors, dans la deuxième phase, à la génération des caractéristiques des trajets nécessaires à notre application de localisation, à savoir, leurs retards et leurs puissances. Ensuite, nous calculons les coefficients du canal en sommant, pour chaque position, la contribution de tous les trajets identifiés. Enfin, nous construisons la réponse impulsionnelle du canal, et nous y appliquons un facteur d'échelle correspondant à l'atténuation moyenne de puissance.

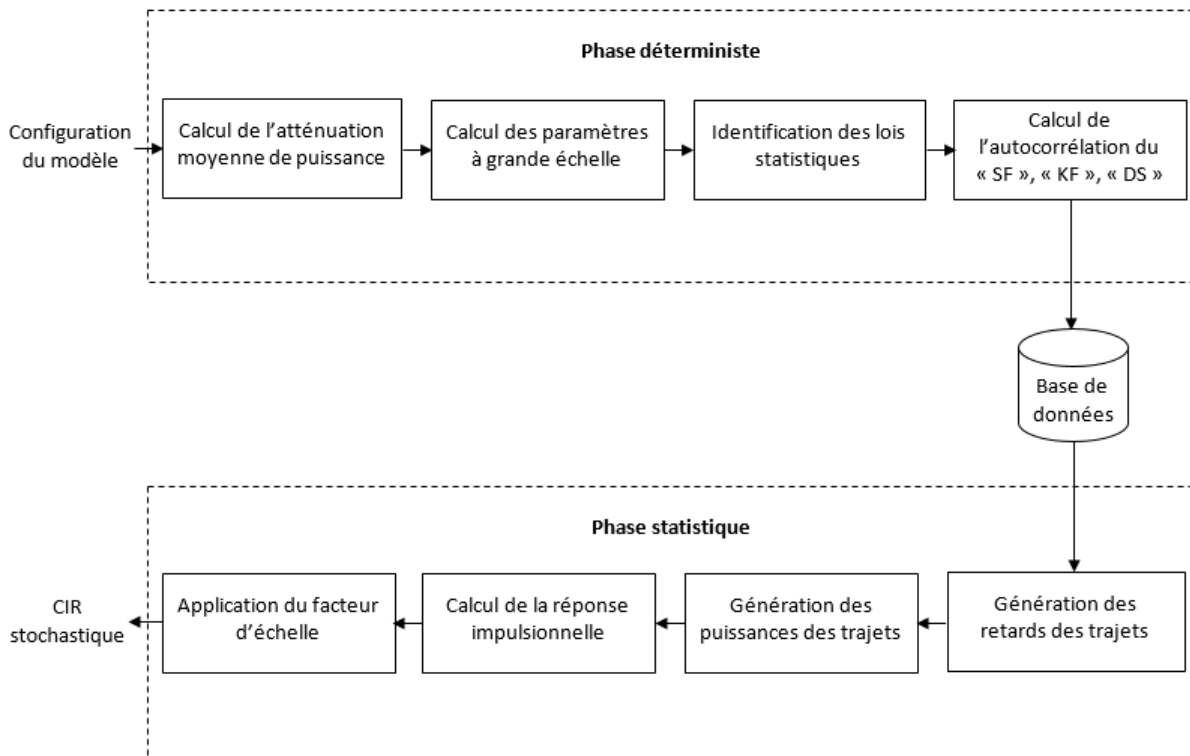


FIGURE 3.1 – Principe général du modèle hybride

### 3.2.2 Configuration du modèle

Avant de procéder à l'implémentation du modèle présenté dans la section précédente, il convient d'abord de spécifier l'ensemble des paramètres nécessaires à sa configuration.

Pour un tunnel rectangulaire de largeur  $w$  et de hauteur  $h$ , nous définissons alors :

- la position de l'émetteur  $T_x(x_0, y_0, z_0)$ ,
- la position du récepteur  $R_x(x, y, z)$ ,
- la fréquence du système  $f_c$ ,
- et le scénario de propagation  $PS = \{LOS, NLOS\}$ .

Nous rappelons ici que les antennes de transmission sont exclues de notre étude, leurs diagrammes de rayonnement ne font alors pas partie de la configuration du modèle.

### 3.3 Description de la phase déterministe

#### 3.3.1 Simulateur de tracé de rayons

Le modèle du tracé de rayons, brièvement introduit dans le chapitre 2, est très utilisé pour la caractérisation des canaux de propagation, notamment lorsque les équipements de mesures sont indisponibles ou l'environnement présente des difficultés d'accès. Pour la configuration définie dans la section précédente, un schéma représentatif du tunnel est illustré par la figure 3.2. Le centre du repère est placé au milieu du tunnel, tel que  $w = 2a$ ,  $h = 2b$ , et  $z_0 = 0$ . Les murs sont représentés par des surfaces rectangulaires de permittivité relative réelle  $\epsilon_r$  et de conductivité  $\sigma$ .

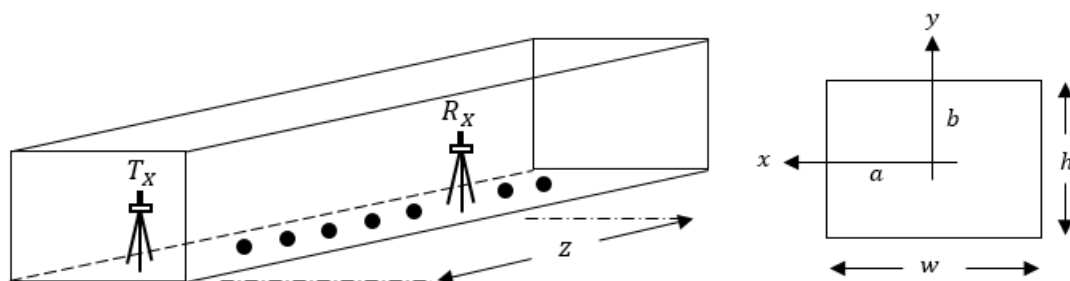


FIGURE 3.2 – Configuration de l'environnement tunnel

Pour une polarisation verticale des antennes, le champ reçu à la position du récepteur  $R(x, y, z)$  est exprimé par :

$$E_r(x, y, z) = E_t \sum_{m=-\infty}^{+\infty} \sum_{n=-\infty}^{+\infty} \frac{\exp(-jkr_{m,n})}{r_{m,n}} \rho_{\perp}^{|m|} \rho_{\parallel}^{|n|} \quad (3.1)$$

où  $E_t$  est le champ transmis, et  $k = 2\pi/\lambda$  le nombre d'onde. La distance  $r_{m,n}$  représente la longueur du trajet ayant subi  $m$  réflexions horizontales et  $n$  réflexions verticales. Pour  $m = n = 0$  elle correspond à celle du trajet direct, autrement, elle est donnée par :

$$r_{m,n} = \sqrt{(x_m - x)^2 + (y_n - y)^2 + z^2} \quad (3.2)$$

où  $x_m$  et  $y_n$  sont les coordonnées de l'image  $I_{m,n}$  de la source, telles que :

$$\begin{aligned} x_m &= 2ma + (-1)^m x_0 \\ y_n &= 2nb + (-1)^n y_0 \end{aligned} \quad (3.3)$$

Dans l'équation (3.1),  $\rho_{\perp}$  et  $\rho_{\parallel}$  représentent les coefficients de réflexion de Fresnel pour la polarisation perpendiculaire et parallèle, respectivement. Selon l'approximation faite par *Zhou*, ils sont calculés par :

$$\begin{aligned} \rho_{\perp} &\approx -\exp\left(\frac{-2 \cos \theta_{\perp}}{\sqrt{\epsilon^*} - 1}\right) \\ \rho_{\parallel} &\approx -\exp\left(\frac{-2\epsilon^* \cos \theta_{\parallel}}{\sqrt{\epsilon^*} - 1}\right) \end{aligned} \quad (3.4)$$

où  $\theta_{\perp}$  et  $\theta_{\parallel}$  sont les angles d'incidence du trajet réfléchi par rapport à la surface perpendiculaire et parallèle, respectivement, tels que :

$$\begin{aligned} \theta_{\perp} &= \arccos\left(\frac{|x_m - x|}{r_{m,n}}\right) \\ \theta_{\parallel} &= \arccos\left(\frac{|y_n - y|}{r_{m,n}}\right) \end{aligned} \quad (3.5)$$

et  $\epsilon^* = \epsilon_r - j\sigma/(2\pi f\epsilon_0)$  est la permittivité complexe des murs, normalisée par celle du vide  $\epsilon_0$ . En hautes fréquences, nous avons  $2\pi f\epsilon_0\epsilon_r \gg \sigma$ . La permittivité complexe  $\epsilon^*$  peut

alors être approximée par sa partie réelle  $\epsilon_r$ . Dans ce cas, les réflexions sont indépendantes de la fréquence, et le tunnel se comporte comme un diélectrique parfait.

Physiquement, une infinité de trajets peut exister entre l'émetteur et le récepteur comme le montre l'équation (3.1). Néanmoins, ils ne contribuent pas tous au calcul du champ. Ainsi, il sera inutile de modéliser ceux ayant une puissance inférieure au seuil du bruit.

Tenant compte de ces définitions, la réponse impulsionnelle du canal dans le domaine temporelle est obtenue, en appliquant la transformée de Fourier inverse IFFT (pour Inverse Fast Fourier Transform) à l'équation (3.1), par :

$$h_{det}(\tau) = \sum_{l=0}^{L-1} \alpha_l \cdot \delta(\tau - \tau_l) \quad ; \quad (3.6)$$

$$\alpha_l = \frac{(-1)^{|m|+|n|}}{r_{m,n}} \exp\left(-2 \frac{|m(x_m - x)| + \epsilon_r |n(y_n - y)|}{r_{m,n} \sqrt{\epsilon_r - 1}}\right) \quad (3.7)$$

$$\tau_l = \frac{r_{m,n}}{c}$$

où  $\alpha_l$  représente l'amplitude du  $l^{\text{ème}}$  trajet ayant parcouru la distance  $r_{m,n}$ ,  $\tau_l$  son retard, et  $L$  le nombre total des trajets après seuillage.

### 3.3.2 Calcul des paramètres du canal

Grâce au simulateur de tracé de rayons, nous avons pu obtenir les caractéristiques de chaque trajet contribuant au calcul de la réponse impulsionnelle du canal. Nous procédons alors à la caractérisation des paramètres de contrôle du modèle, et qui font partie de cette phase déterministe.

#### Atténuation moyenne

Nous nous intéressons d'abord à l'atténuation moyenne de puissance que subit un signal à cause de la propagation. Sa formule générale, décrite par l'équation 2.1, est exprimée sous la forme d'une régression logarithmique en fonction de la distance émetteur-récepteur.



Néanmoins, les paramètres de cette équation peuvent être définis selon différents modèles. Dans la littérature, nous retrouvons deux modèles très utilisés, notamment dans les systèmes 5G. Il s'agit du modèle CI (pour Close-In) et du modèle ABG (pour Alpha-Beta-Gamma).

- Modèle CI : Il repose sur le principe fondamental de Friis pour la propagation électromagnétique. L'atténuation moyenne est dans ce cas régie par l'équation :

$$\overline{PL}_{CI}(f, d) = FSPL(f, d_0) + 10n \log\left(\frac{d}{d_0}\right), \quad (3.8)$$

où  $FSPL(f, d_0) = 20 \log\left(\frac{4\pi f d_0}{c}\right)$  représente l'atténuation en espace libre (dB) à la fréquence  $f$  (GHz) et à la distance de référence  $d_0 = 1m$ .  $c$  est la célérité de la lumière,  $d$  la distance entre les antennes d'émission et de réception, et  $n$  le paramètre de l'affaiblissement PLE (pour Path Loss Exponent). Ce dernier est en effet le seul paramètre à caractériser chacun des deux scénarios de propagation.

- Modèle ABG : Contrairement au premier modèle, celui-ci est défini par trois paramètres, notamment,  $\alpha$  et  $\gamma$  qui dépendent respectivement de la distance émetteur-récepteur et de la fréquence, et  $\beta$  qui est un offset en dB ajouté pour ajuster le modèle. L'atténuation moyenne est donc modélisée par l'équation :

$$\overline{PL}_{ABG}(f, d) = 10\alpha \log\left(\frac{d}{1m}\right) + \beta + 10\gamma \log\left(\frac{f}{1GHz}\right) \quad (3.9)$$

Il convient de mentionner ici que, lorsque  $\alpha = n$ ,  $\beta = 20 \log\left(\frac{4\pi d_0}{c}\right)$ , et  $\gamma = 2$ , les deux modèles deviennent équivalents. Alors que dans le cas particulier où  $\gamma$  prend la valeur 0, l'équation (3.9) correspond à celle du modèle FI (pour Floating-Intercept) de la 3GPP.

### Paramètres à grande échelle

- Évanouissements lents : Le premier paramètre à calculer lors de cette étape est le « Shadow Fading ». Il est obtenu en retranchant l'atténuation moyenne, décrite par les modèles ci-dessus, de celle observée localement à chaque position du récepteur.

Celle-ci se produisant à grande échelle, il s'avère nécessaire d'éliminer d'abord l'effet des évanouissements rapides. Nous appliquons alors au profil des retards en puissance, défini par  $PDP_{det} = |h_{det}(\tau)|^2$ , un filtrage spatiale sur une fenêtre glissante de  $5\lambda$ . Ainsi, nous obtenons :

$$SF = \overline{PDP_{det}} - \overline{PL} \quad (3.10)$$

- Facteur de Rice : Nous avons défini ce paramètre dans la section 2.2, comme étant le rapport de puissance entre la composante dominante et la composante aléatoire du canal. Plusieurs estimateurs du facteur  $K$  existent dans la littérature, nous proposons ici d'utiliser celui basé sur les moments d'ordre 1 et d'ordre 2 du profil en puissance  $PDP_{det}$ , et qui est donnée par :

$$KF = \frac{\sqrt{1 - Var[PDP_{det}]/(\mathbb{E}[PDP_{det}])^2}}{1 - \sqrt{1 - Var[PDP_{det}]/(\mathbb{E}[PDP_{det}])^2}} \quad (3.11)$$

où  $\mathbb{E}[\bullet]$  et  $Var[\bullet]$  désignent l'espérance et la variance de  $[\bullet]$ , respectivement.

- Étalement des retards : Le dernier paramètre à calculer représente la dispersion des retards dans le profil du canal. Il est donné par l'écart type des retards pondérés par leurs puissances, tel que :

$$DS = \sqrt{\frac{\sum_{l=0}^{L-1} PDP_{det}(\tau_l)\tau_l^2}{\sum_{l=0}^{L-1} PDP_{det}(\tau_l)} - \bar{\tau}^2} \quad (3.12)$$

où  $\bar{\tau}$  désigne le retard moyen défini par :

$$\bar{\tau} = \frac{\sum_{l=0}^{L-1} PDP_{det}(\tau_l)\tau_l}{\sum_{l=0}^{L-1} PDP_{det}(\tau_l)} \quad (3.13)$$

### Identification des lois statistiques

A ce stade, nous disposons de tous les paramètres caractérisant cette phase déterministe. Nous pouvons ainsi identifier les lois statistiques qui les régissent afin d'élaborer notre base de données. La technique la plus utilisée dans la littérature est celle basée sur le test

non paramétrique de Kolmogorov-Smirnov (KS). Elle consiste à évaluer l'ajustement de la fonction de distribution cumulative (CDF pour Cumulative Distribution Function)  $F_X$  du paramètre  $X$  à celle d'une loi estimée  $F_E$ . Pour les paramètres à grande échelle (SF, KF, DS), la loi normale de moyenne  $\mu_X$  et d'écart type  $\sigma_X$  est généralement considérée comme référence.

Nous définissons alors la distance  $D_{KS}$  correspondant à l'écart maximal entre les deux distributions par :

$$D_{KS} = \max_x |F_X(x) - F_E(x)| \quad (3.14)$$

puis nous la comparant à un seuil  $D_{th}$ , calculé en fonction du niveau de risque accepté  $\alpha_{KS}$ . Si  $D_{KS} \leq D_{th}$ , la loi est alors validée par le test, et les paramètres statistiques qui lui correspondent sont ensuite stockés dans la base de données.

### Corrélation des paramètres à grande échelle

Dans les modèles traditionnels, les valeurs du paramètre  $X$ , dont la loi statistique a été identifiée lors de l'étape précédente, sont générées d'une manière indépendante au sein de l'environnement de test. Or, dans le contexte d'un scénario dynamique, où l'antenne d'émission ou/et l'antenne de réception ne sont pas fixes, une corrélation apparaît entre les positions de la trajectoire du récepteur.

Ainsi, la dernière étape de cette phase consiste à incorporer une cohérence spatiale à notre modèle, afin de se rapprocher au mieux du comportement réel du canal. Cela se traduit par l'évaluation de la fonction d'auto-corrélation (ACF pour Auto-Correlation Function)  $\rho_X$  du paramètre  $X$ , et qui est définie par :

$$\rho_X(\Delta d) = \mathbb{E}[X(d)X(d + \Delta d)] \quad (3.15)$$

où  $\Delta d$  désigne la résolution spatiale dans la trajectoire du récepteur.

Un modèle analytique a été proposé par Gudmundson pour décrire l'ACF des évanouissements lents dans un environnement urbain. Il a été ensuite adopté par les standards de communication pour déterminer les positions optimales des stations de base ou encore pour contrôler leurs puissances. Son expression, donnée par une fonction exponentielle décroissante, a été généralisée pour tout paramètre à grande échelle  $X$ , telle que :

$$\rho_X(\Delta d) = e^{-|\Delta d|/d_{c\_X}} \quad (3.16)$$

où  $d_{c\_X}$  représente la distance de décorrélation du paramètre  $X$ . Elle correspond à la distance pour laquelle  $\rho_X(\Delta d) = 1/e$ , et dépend généralement de l'environnement.

En pratique, si le récepteur se déplace d'une position  $d_1$  à une position adjacente  $d_2$  tel que  $d_2 - d_1 = \Delta d$ , et si le paramètre  $X$  suit la loi normale  $\mathcal{N}(\mu_X, \sigma_X)$ , alors les valeurs estimées aux deux positions sont reliées par l'équation :

$$X(d_2) = \rho_X(\Delta d)X(d_1) + \sqrt{1 - \rho_X^2(\Delta d)}\sigma_X \quad (3.17)$$

Considérons maintenant que la trajectoire du récepteur contient  $K$  positions  $\{d_1, d_2, \dots, d_K\}$  équidistantes de  $\Delta d$ , comme illustré par la figure 3.3. Selon l'équation (3.16), la fonction d'auto-corrélation du paramètre  $X$  entre  $d_1$  et  $d_3$ , par exemple, doit être égale à  $\rho_X(2\Delta d)$ .

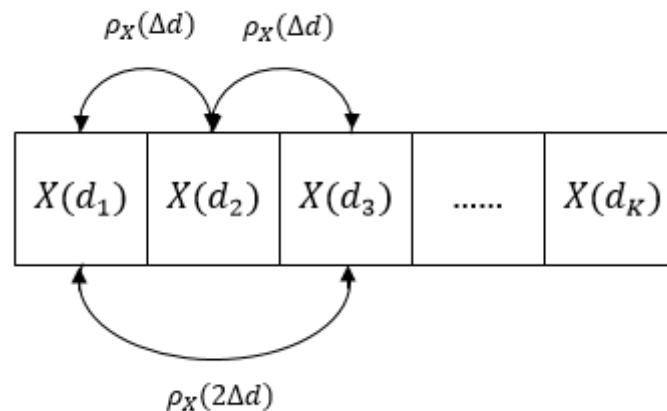


FIGURE 3.3 – Corrélation spatiale d'un paramètre  $X$

Grâce à la propriété de la fonction exponentielle  $e^{kx} = (e^x)^k$ , nous avons :

$$\rho_X(k\Delta d) = (\rho_X(\Delta d))^k \quad (3.18)$$

Ainsi, la valeur du paramètre  $X$  peut être calculée à toute position  $d_k$ , telle que  $k \in \{1, 2, \dots, K\}$ , par :

$$\begin{aligned} X(d_k) &= \rho_X(\Delta d)X(d_{k-1}) + \sqrt{1 - \rho_X^2(\Delta d)}\sigma_X \\ &= \rho_X^{k-1}(\Delta d)X(d_1) + \left( \sum_{i=0}^{k-2} \rho_X^i(\Delta d) \right) \sqrt{1 - \rho_X^2(\Delta d)}\sigma_X \\ &= \rho_X((k-1)\Delta d)X(d_1) + \left( \sum_{i=0}^{k-2} \rho_X^i(\Delta d) \right) \sqrt{1 - \rho_X^2(\Delta d)}\sigma_X \end{aligned} \quad (3.19)$$

## 3.4 Description de la phase statistique

Le paramétrage de cette phase repose sur les résultats déterministes issus du simulateur de tracé de rayons. Il s'agit de l'atténuation de puissance moyenne PL, des évanouissements lents SF, du facteur de Rice KF, ainsi que l'étalement des retards DS. Leurs distributions statistiques ainsi que leurs distances de décorrélation ont été stockées dans une base de données. Celle-ci nous permettra d'abord de générer les paramètres à petite échelle du canal, à savoir le retard et la puissance de chaque trajet, puis de déduire, à l'issue de cette phase, sa réponse impulsionnelle stochastique.

### 3.4.1 Génération de paramètres à petite échelle

#### Génération des retards

En supposant une distribution uniforme des retards, les valeurs  $\tau_l'$  sont générées par la relation :

$$\tau_l' = -DS \ln(Y_l) \quad ; \quad l \in \{0, \dots, L-1\} \quad (3.20)$$

où  $DS$  est l'étalement des retards, calculé par les équations (3.12) et (3.19), et  $Y_l \sim \mathcal{U}(0, 1)$ . Ensuite, ces retards sont normalisés par rapport à leur valeur minimale, puis triés par ordre croissant, tels que :

$$\tau_l = \text{sort}(\tau'_l - \min(\tau'_l)) \quad ; \quad l \in \{0, \dots, L-1\} \quad (3.21)$$

Il convient de mentionner ici que les valeurs obtenues sont relatives au retard du trajet direct. Ainsi, pour calculer les retards absolus, le temps de propagation correspondant à la position du récepteur doit être ajouté à chaque trajet.

### Génération des puissances

A l'exception du trajet direct, les puissances relatives aux retards  $\tau_l$  suivent généralement la loi exponentielle. Ainsi, nous avons :

$$P'_l = 10^{-\frac{SF}{10}} \exp\left(-\frac{\tau_l}{DS}\right) \quad ; \quad l \in \{1, \dots, L-1\} \quad (3.22)$$

où  $SF$  représente le « shadow fading » en (dB), calculé par les équations (3.10) et (3.19). Les puissances générées sont ensuite normalisées par rapport à la puissance totale du canal, telles que :

$$P_l = \frac{P'_l}{\sum_{l=1}^{L-1} P'_l} \quad ; \quad l \in \{1, \dots, L-1\} \quad (3.23)$$

Dans le cas d'un canal LOS, la puissance du trajet direct est calculée séparément par :

$$P_0 = \frac{KF}{KF + 1} \quad (3.24)$$

et l'équation (3.23) devient :

$$P_l = \frac{1}{KF + 1} \frac{P'_l}{\sum_{l=1}^{L-1} P'_l} \quad ; \quad l \in \{1, \dots, L-1\} \quad (3.25)$$

où  $KF$  est le facteur de Rice, calculé par les équations (3.11) et (3.19).

### 3.4.2 Calcul de la réponse impulsionnelle du canal

La réponse impulsionnelle stochastique d'un canal LOS est alors donnée par :

$$h'_{stoch}(\tau) = \sqrt{\frac{KF}{KF+1}} \cdot \delta(t - \tau_0) + \frac{1}{\sqrt{KF+1}} \sum_{l=1}^{L-1} \sqrt{\frac{P'_l}{\sum_{l=1}^{L-1} P'_l}} \cdot \delta(t - \tau_l) \quad (3.26)$$

La dernière étape consiste à introduire dans cette équation un facteur d'échelle correspondant à l'atténuation moyenne de puissance. La sortie du modèle sera alors :

$$h_{stoch}(\tau) = \sqrt{PL} \cdot h'_{stoch}(\tau) \quad (3.27)$$

## 3.5 Validation du modèle

L'objectif de cette section est d'évaluer les performances du modèle proposé. Pour ce faire, les paramètres déterministes de la première phase sont d'abord comparés à ceux obtenus à partir de mesures expérimentales. Il s'agit de l'atténuation moyenne de puissance, les paramètres à grande échelle, ainsi que leurs fonctions d'auto-corrélation. En validant les résultats de notre simulateur à tracé de rayons, leurs distributions statistiques seront utilisées, lors de la deuxième phase, afin de générer la réponse impulsionnelle du canal.

### 3.5.1 Environnement et système de mesure

#### Paramètres de l'environnement

L'environnement de test est un sous-sol de bâtiment, composé d'une zone étroite de largeur  $w = 1.84m$  et de hauteur  $h = 2.70m$ , suivie d'une zone ouverte plus large. Les mesures sont effectuées dans la première zone assimilée à une section droite d'un tunnel, où les deux antennes de transmission sont au milieu à  $2.25m$  du sol. L'émetteur est placé à

l'entrée du tunnel, alors que le récepteur se déplace avec un pas uniforme de  $\lambda/2$ , soit environ tous les  $4cm$  pour une fréquence de travail fixée à  $3.6GHz$ .

Un schéma représentatif de cet environnement est illustré par la figure 3.4. Les paramètres de la zone étroite sont répertoriés dans le tableau 3.1, alors que la partie grisée correspond à la zone non considérée lors des mesures.

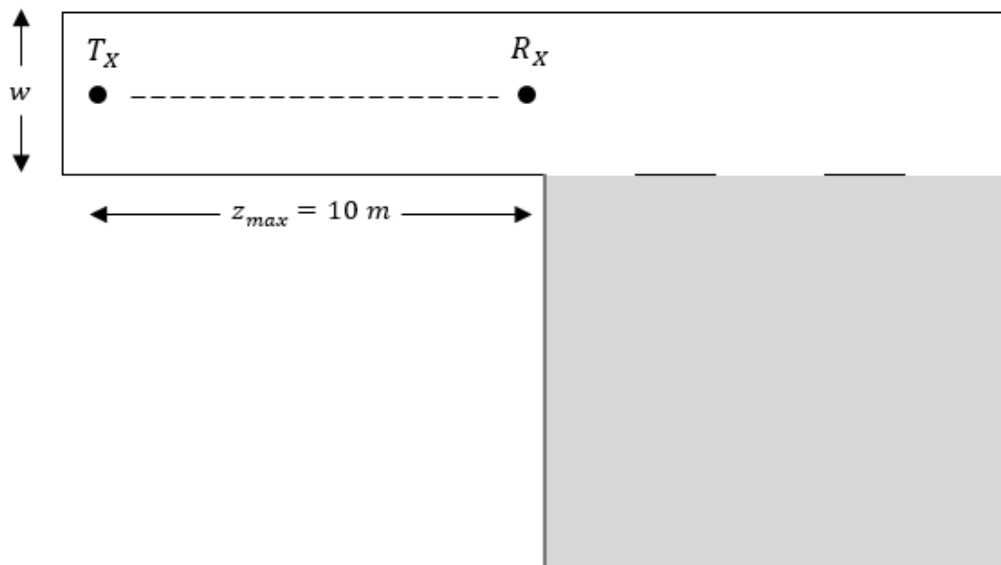


FIGURE 3.4 – Schéma représentatif de l'environnement de mesure

TABLE 3.1 – Paramètres de l'environnement de mesure

	Paramètre	Valeur
<b>Tunnel</b>	$w$	$1.84m$
	$h$	$2.70m$
<b>Émetteur</b>	$x_0$	$0$
	$y_0$	$0.90m$
	$z_0$	$0$
<b>Récepteur</b>	$x$	$0$
	$y$	$0.90m$
	$z$	$[2 - 9]m$
<b>Système</b>	$f_c$	$3.6GHz$
	$BW$	$400MHz$

Les paramètres d'entrée du simulateur à tracé de rayons sont les mêmes que dans le tableau 3.1. Les murs étant en béton, ils sont modélisés par des surfaces de permittivité relative  $\epsilon_r = 5.3$  et de conductivité  $\sigma = 0.1S/m$ .



## Équipements de mesure

Les mesures sont effectuées dans le domaine fréquentiel en utilisant le système décrit par la figure 3.5. C'est une configuration, où les antennes d'émission et de réception, à polarisation verticale, sont connectées aux ports 1 et 2 d'un analyseur de réseau vectoriel (VNA pour Vectorial Network Analyzer), respectivement.

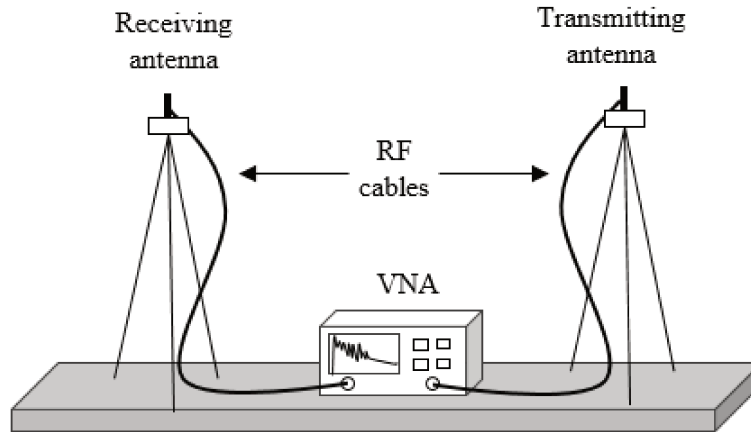
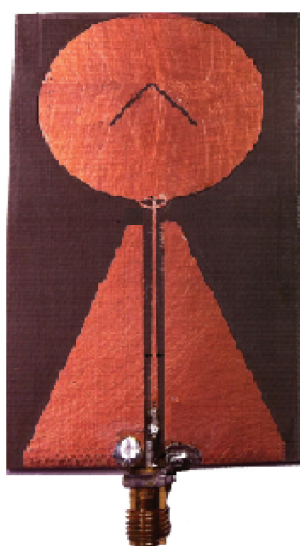


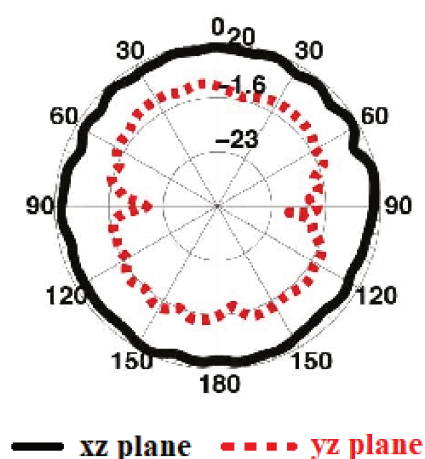
FIGURE 3.5 – Système de mesure

Les antennes utilisées sont des monopoles omnidirectionnels miniatures, et qui ont été conçues au laboratoire LEOST de l'IFSTTAR. Elles opèrent sur une bande de fréquence extrêmement large, et sont destinées à des applications de détection de spectre dans le contexte de la radio cognitive. Elles sont illustrées ainsi que leur diagramme de rayonnement par la figure 3.6.

L'analyseur de réseau est un Anritsu MS2036C VNA Master, garantissant une gamme dynamique élevée de  $90dB$  à la fréquence utilisée. Ceci permet de détecter les trajets les plus atténués du canal. Une calibration est effectuée avant de commencer les mesures afin d'éliminer l'atténuation due aux longs câbles RF. La figure 3.7 représente le VNA ainsi que son kit de calibration. L'acquisition des données est effectuée sur une bande de  $400MHz$ , avec un échantillonnage fréquentiel de 1024 points. A chaque point  $f_i$ , tel que  $i \in \{1, \dots, 1024\}$ , le paramètre mesuré à la sortie du VNA est le  $S_{21}(f_i)$ .

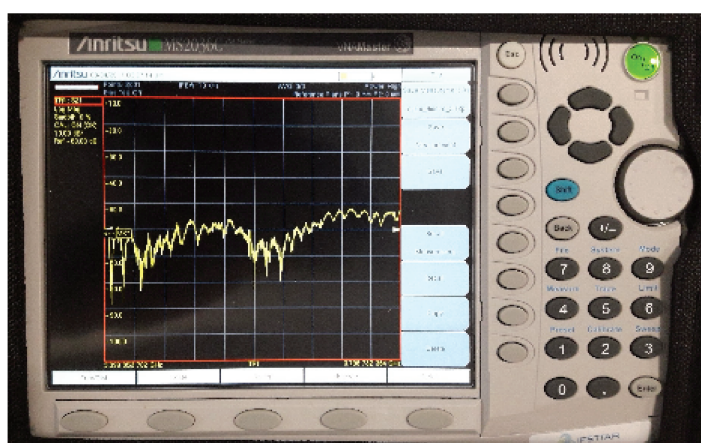


(a) Photographie



(b) Diagramme de rayonnement

FIGURE 3.6 – Antennes de transmission



(a) Analyseur de réseau vectoriel



(b) Kit de calibration

FIGURE 3.7 – Équipements de mesure et de calibration

### 3.5.2 Résultats

Comme nous l'avons mentionné, le récepteur  $R_x$  se déplace tout au long du tunnel en s'éloignant de l'émetteur  $T_x$ . A chaque position de la trajectoire, quatre mesures instantanées du canal sont capturées afin d'éliminer les erreurs aléatoires qui peuvent survenir. Nous précisons également que toutes les positions du récepteur sont en LOS, et que le scénario de propagation NLOS est considéré en bloquant la visibilité entre les deux antennes.

Dans le simulateur à tracé de rayons, la mobilité du récepteur est représentée par une succession de simulations statiques, où la position de celui-ci est à chaque fois incrémentée du pas  $\Delta d \approx \lambda/2$ . Ainsi, pour toute la trajectoire du récepteur, nous obtenons 176 réponses déterministes du canal et 704 empiriques.

Le premier paramètre à extraire de ces données est l'atténuation moyenne de puissance. Celle-ci est obtenue en moyennant d'abord la puissance reçue sur l'ensemble de la bande fréquentielle. Le seuil de bruit considéré dans cette étude est de  $20dB$  en dessous de la puissance maximale. Puis en appliquant un filtrage spatiale sur une fenêtre d'environ  $10\lambda$ , afin d'éliminer l'effet des évanouissements rapides. Les résultats issus de simulations et de mesures sont représentés par les figures 3.8a pour le scénario LOS et 3.8b pour le NLOS. Chacune des courbes obtenues est ajustée aux deux modèles CI et ABG, présentés dans la section 3.3. Leurs régressions linéaires sont également tracées sur les mêmes figures.

Les paramètres de chacun des modèles CI et ABG sont calculés par minimisation de l'erreur quadratique moyenne (MMSE pour Minimum Mean Square Error), et sont répertoriés dans le tableau 3.2 pour le scénario LOS et le tableau 3.3 pour le NLOS.

	Scénario LOS					
	Modèle CI		Modèle ABG			
	$PLE$	$\sigma_{CI}(dB)$	$\alpha$	$\beta(dB)$	$\gamma$	$\sigma_{ABG}(dB)$
Simulation	1.4	2.33	2.27	28.01	2	3.74
Mesure	1.45	2.17	2.31	27.88	2	3.42

TABLE 3.2 – Paramètres statistiques des modèles CI et ABG en LOS

	Scénario NLOS					
	Modèle CI		Modèle ABG			
	$PLE$	$\sigma_{CI}(dB)$	$\alpha$	$\beta(dB)$	$\gamma$	$\sigma_{ABG}(dB)$
Simulation	2.2	4.15	2.5	33.79	2	5.62
Mesure	2.13	3.99	2.59	33.52	2	4.54

TABLE 3.3 – Paramètres statistiques des modèles CI et ABG en NLOS

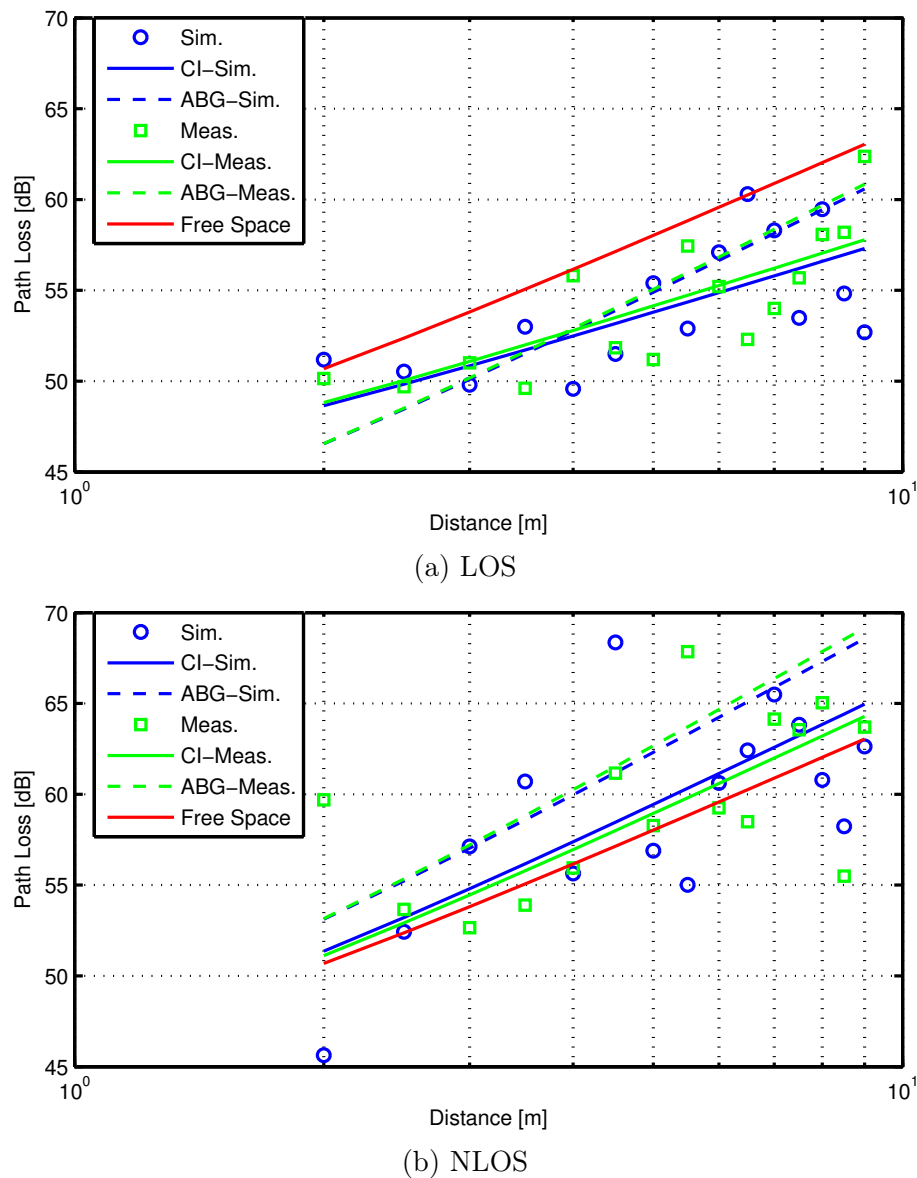


FIGURE 3.8 – Atténuation moyenne de puissance en (a) LOS et (b) NLOS

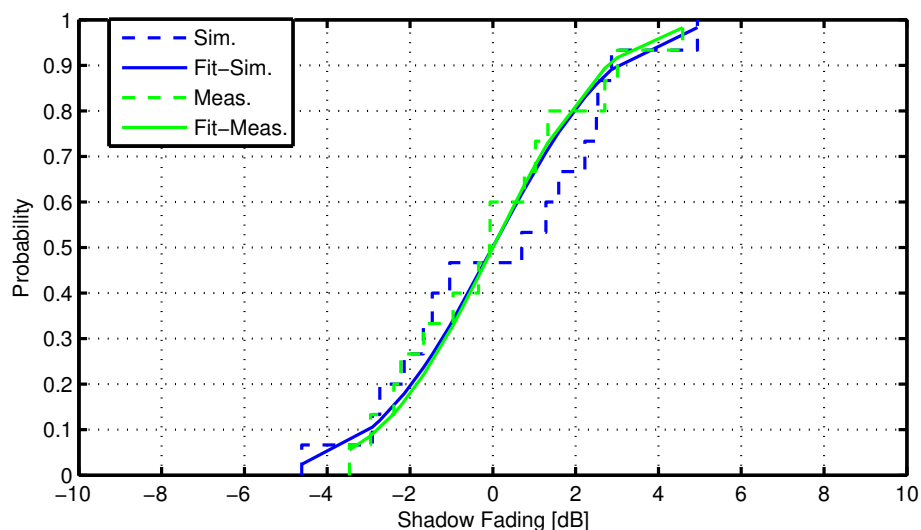
Les valeurs obtenues à partir des données déterministes, issues du simulateur RT, s'accordent bien avec celles des mesures empiriques. En scénario LOS, le PLE du premier modèle prend les valeurs 1.4 et 1.45, et qui sont inférieures à celle de l'espace libre ainsi que celles reportées généralement pour les environnements « indoor ». En effet, la nature réfléchissante des murs et le phénomène de guidage d'onde dans un tunnel, permettent une meilleure conservation de l'énergie des trajets multiples. Ainsi, la puissance moyenne au niveau du récepteur est plus importante. En revanche, les résultats du scénario NLOS montrent une atténuation additionnelle d'environ  $7dB$ . Dans ce cas, le PLE est égal à 2.2 en simulation et 2.13 en mesure.

Afin d'évaluer la précision des deux modèles, nous comparons leurs écarts type par rapports aux données déterministes et empiriques. Le modèle CI donne lieu à des valeurs allant de  $2.17dB$  en LOS jusqu'à  $4.15dB$  en NLOS. Tandis que le modèle ABG présente des écarts plus importants, et qui atteignent  $5.62dB$  en NLOS. Nous pouvons alors déduire, que le premier modèle, représenté par son unique paramètre PLE, est plus adéquat pour la modélisation de l'atténuation moyenne de puissance, d'autant plus qu'il repose sur une base physique liée au terme  $FSPL$ , contrairement au modèle ABG, dont les paramètres sont uniquement obtenus par optimisation.

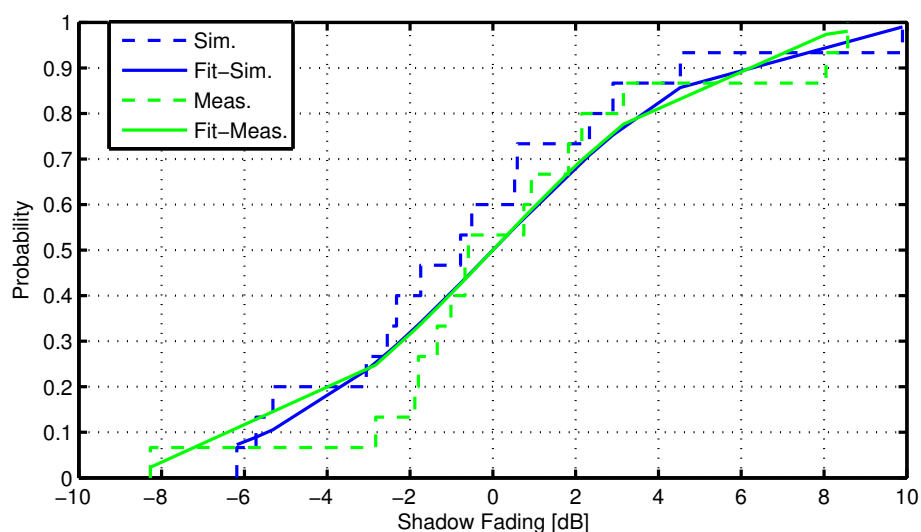
En considérant le modèle CI, l'écart type  $\sigma_{CI}$  correspond à la déviation des valeurs de puissance par rapport à leur moyenne, et décrit ainsi le phénomène des évanouissements lents SF. Celui-ci est généralement modélisé par une loi normale  $\mathcal{N}(0, \sigma_{SF})$ . La figure 3.9 représente alors les deux fonctions de distribution cumulatives, calculées à partir des données simulées et mesurées, ainsi que celles des lois normales qui leur correspondent. L'accord entre les distributions empiriques et celles de référence est vérifié par le test KS, présenté dans la section 3.3.2.

Contrairement au PLE caractérisant l'atténuation moyenne de puissance, l'écart type du « shadow fading » en tunnel est relativement proche de celui des environnements « indoor » classiques. En effet, les travaux de recherche, menés dans le cadre du projet METIS, sur les modèles de canaux 5G ont rapporté des valeurs maximales de  $3dB$  en LOS et  $4dB$  en NLOS. Alors que dans notre tunnel, nous avons eu  $2.33dB$  en LOS et  $4.15dB$  en NLOS.

La cohérence spatiale du « shadow fading » est évaluée à travers sa fonction d'auto-corrélation tracée dans la figure 3.10. Pour chacun des scénarios, la distance de décorrélation est obtenue par l'intersection entre la courbe en pointillé et la droite  $\rho_{SF}(\Delta d) = 1/e$ . Sa valeur est ensuite introduite dans le modèle exponentiel de l'équation 3.16. Celui-ci est représenté dans la même figure par des lignes continues. En scénario LOS, cette distance est égale à  $3.8m$  en simulation et  $4.2m$  en mesure, puis décroît à  $3m$  et  $3.5m$  en NLOS. Hormis la concordance entre les valeurs déterministes et celles empiriques, nous remarquons que ces valeurs sont inférieures à ce qui a été rapporté pour les environnements



(a) LOS

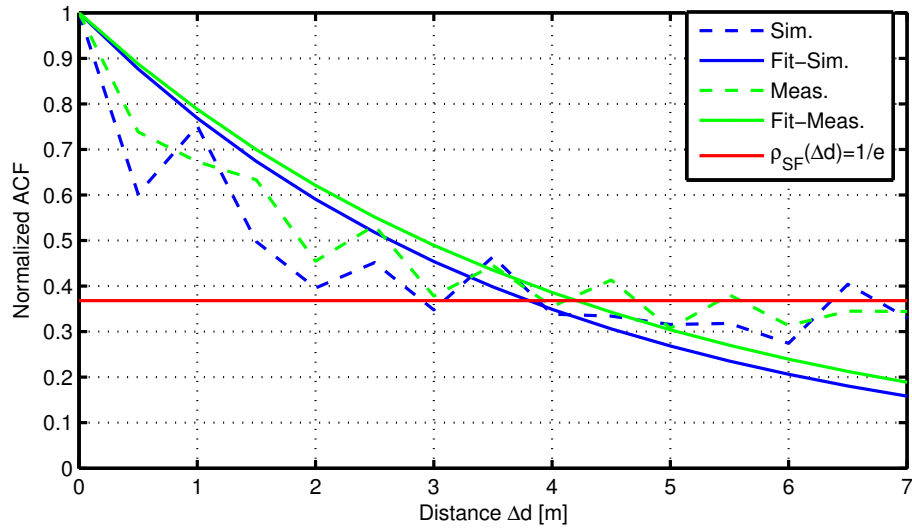


(b) NLOS

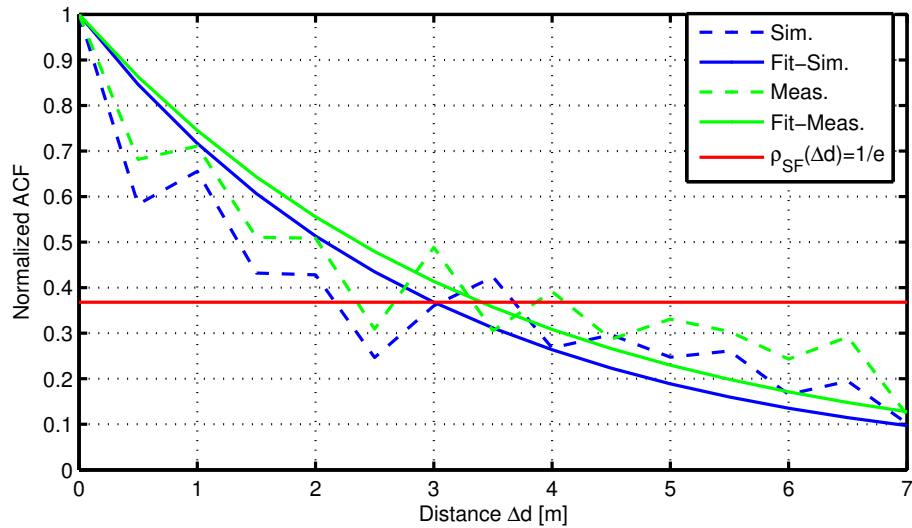
FIGURE 3.9 – CDF des évanouissements lents en (a) LOS et (b) NLOS

« indoor ». En effet, celles-ci atteignent  $10m$  en LOS et  $6m$  en NLOS. Cependant, des mesures effectuées dans le couloir d'un campus universitaire en LOS, donnent des résultats plutôt semblables aux nôtres. Même en utilisant un autre modèle pour représenter l'ACF du « shadow fading », les auteurs ont obtenu une distance de décorrélation égale à  $3.2m$ .

Le second paramètre à grande échelle à évaluer est le facteur  $K$ . Sa fonction de distribution cumulative, ainsi que celle de la loi normale qui le décrit, sont illustrées par la figure 3.11. Celle-ci montre que la puissance de la composante directe est beaucoup plus forte que celle des trajets multiples. En effet, la valeur moyenne du KF en tunnel est de  $20.49dB$  en simulation et  $20.15dB$  en mesure avec des écarts type respectifs de  $0.59dB$  et  $0.6dB$ .



(a) LOS



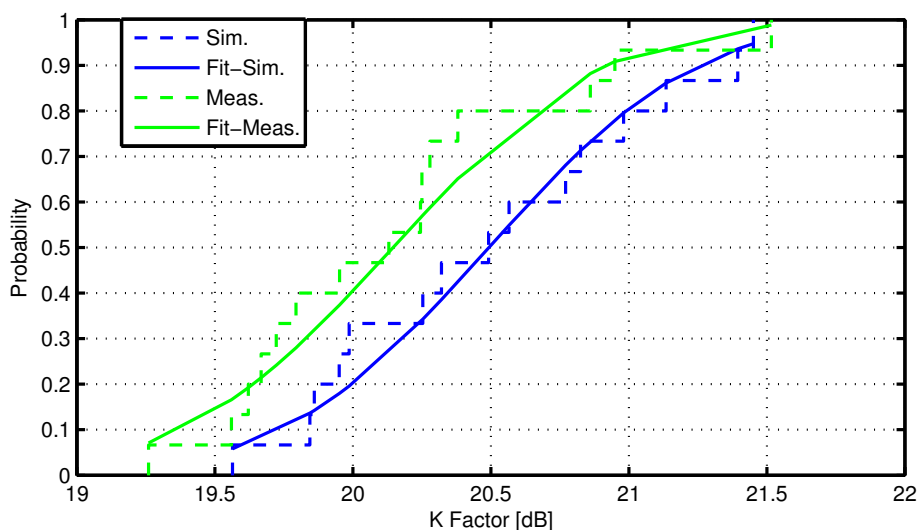
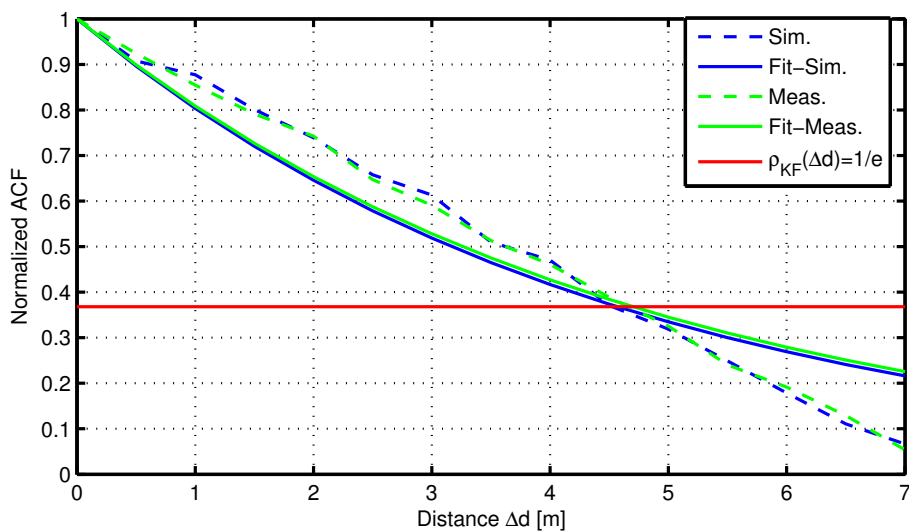
(b) NLOS

FIGURE 3.10 – ACF des évanouissements lents en (a) LOS et (b) NLOS

En revanche, nous retrouvons une moyenne maximale de  $7.9dB$  dans les milieux plus ouverts de type bureau par exemple, avec une large dispersion de  $6dB$ .

Sa distance de décorrélation, déduite de la figure 3.12, prend la valeur de  $4.57m$  en simulation et  $4.7m$  en mesure. Alors qu'en milieu « indoor » classique, elle atteint les  $6m$ .

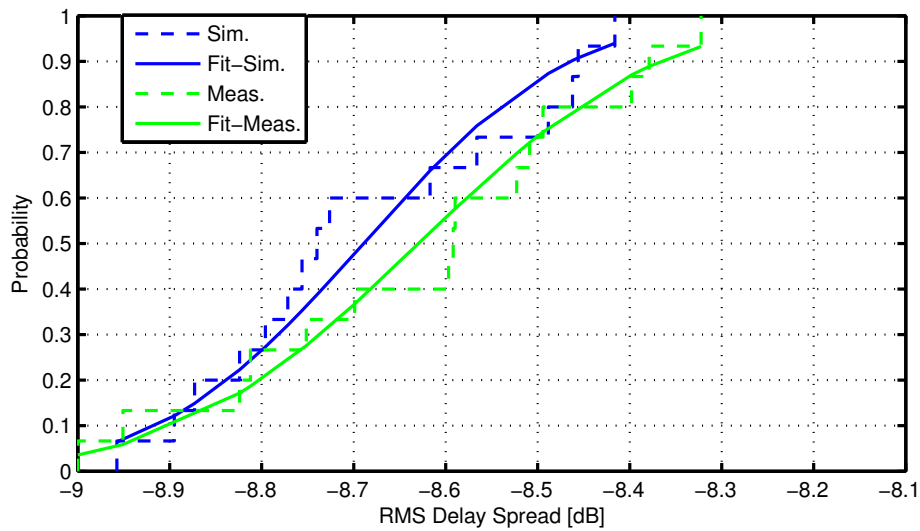
Nous finissons cette première phase en analysant la dispersion temporelle du canal, à travers l'évaluation de son paramètre DS. Celui-ci est également décrit par une loi normale  $\mathcal{N}(\mu_{DS}, \sigma_{DS})$ , et sa fonction de distribution cumulative est représentée par la figure 3.13a en scénario LOS et 3.13b en NLOS.

FIGURE 3.11 – CDF du facteur  $K$ FIGURE 3.12 – ACF du facteur  $K$ 

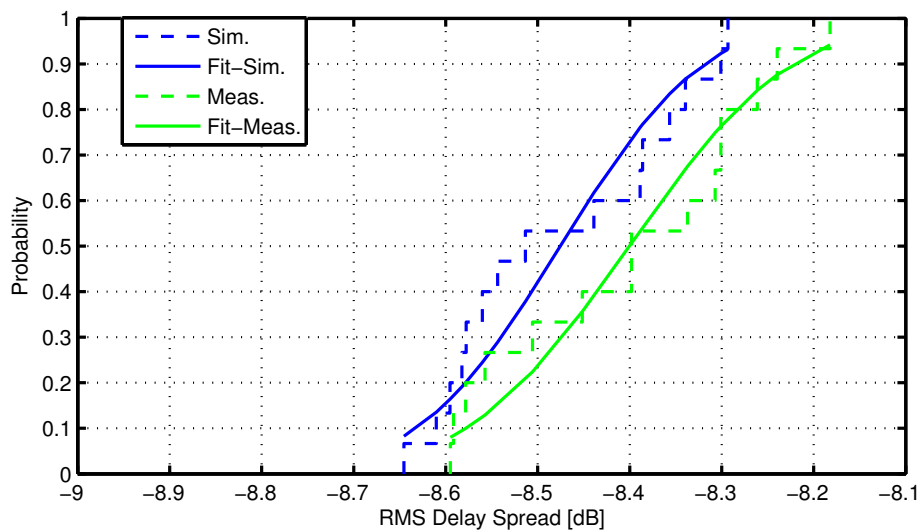
Les valeurs de l'étalement des retards sont exprimées en  $dB$ , telles que  $DS = \log_{10}(DS/1s)$ , afin de faciliter la comparaison avec les modèles 5G de METIS. La valeur moyenne que nous avons obtenue pour le scénario LOS est égale à  $-8.69dB$  en simulation et  $-8.63dB$  en mesure, contre une valeur moyenne minimale en « indoor » de  $-8.28dB$ . En NLOS également, même si les valeurs ont augmenté à  $-8.47dB$  et  $-8.4dB$ , elles restent inférieures à celle en « indoor »  $-7.78dB$ .

Des mesures effectuées dans un tunnel minier ont également rapporté un étalement des retards inférieur à celui mesuré dans des environnements confinés conventionnels. La valeur moyenne obtenue est d'environ  $4\eta s$  en LOS et  $6\eta s$  en NLOS. Cela correspond à  $-8.4dB$  et





(a) LOS



(b) NLOS

FIGURE 3.13 – CDF de l'étalement des retards en (a) LOS et (b) NLOS

$-8.22dB$ , respectivement. Cependant, les auteurs ont remarqué que lorsque le récepteur se déplace vers une zone plus large du tunnel, les valeurs de l'étalement des retards augmentent. Cette observation a été également confirmée par l'étude effectuée dans un couloir de bâtiment qui s'élargit à partir d'une certaine distance. Dans ce cas, les valeurs du DS se rapprochent plus de celles mesurées en « indoor ».

Les dimensions transversales du tunnel jouent alors un rôle important dans la dispersion des retards des trajets multiples. Ainsi, nous proposons d'évaluer leur impact sur ce paramètre DS. Pour ce faire, nous considérons quatre configurations différentes pour chacune des dimensions. Pour étudier la largeur par exemple, nous lui attribuons successivement

les valeurs  $\{2w, 3w, 4w, 5w\}$ , tout en gardant la hauteur fixe à  $h$ .

La figure 3.14 représente la valeur du DS en fonction du rapport entre la dimension étudiée de chaque configuration et celle de notre tunnel de référence ( $w \times h$ ). Les courbes obtenues sont ajustées à une fonction linéaire, dont la pente est plus importante pour la largeur que pour la hauteur. Nous pouvons ainsi déduire que la dispersion temporelle dans un tunnel est plutôt corrélée à sa dimension horizontale. Ce comportement peut être expliqué par le fait que, pour des antennes polarisées verticalement, les coefficients de réflexion des murs verticaux sont supérieurs à ceux du plafond et du sol, et vice-versa pour la polarisation horizontale.

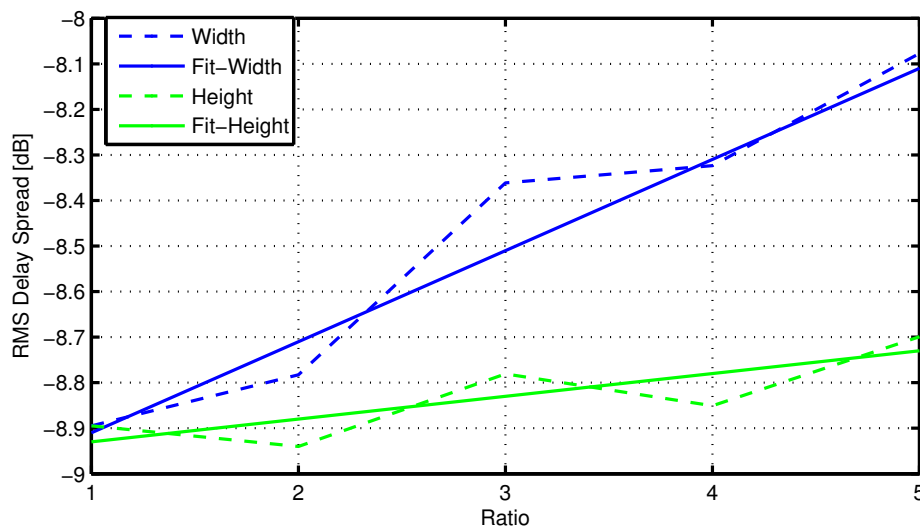
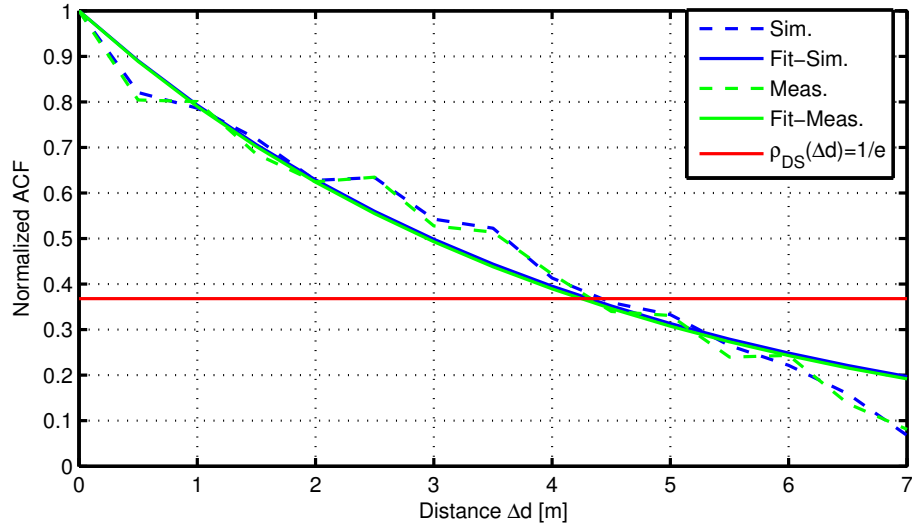


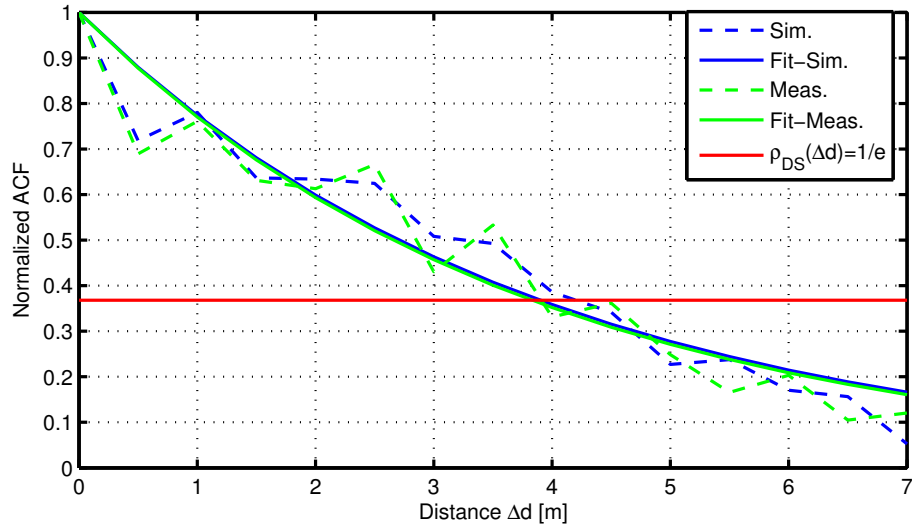
FIGURE 3.14 – Impact de la dimension du tunnel sur l'étalement des retards

Pour finir avec l'étalement des retards, nous évaluons son ACF dans chacun des scénarios de propagation, afin d'extraire la distance de décorrélation. Celle-ci prend dans un couloir la valeur de  $4.6m$ , tandis qu'en « indoor » elle atteint  $8m$  en LOS et  $5m$  en NLOS. Dans notre tunnel, nous pouvons déduire les valeurs déterministes/empiriques de  $4.31m/4.24m$  de la figure 3.15a, et  $3.9m/3.83m$  de la figure 3.15b, respectivement.

A présent, nous pouvons conclure que nos résultats déterministes s'accordent bien avec les mesures empiriques pour l'ensemble des paramètres étudiés. Ainsi, nous disposons de toutes les données nécessaires à la construction de la base de données qui servira à alimenter la phase statistique de notre modèle. Nous les résumons dans le tableau 3.4.



(a) LOS



(b) NLOS

FIGURE 3.15 – ACF de l'étalement des retards en (a) LOS et (b) NLOS

Afin d'évaluer la précision de notre approche hybride, nous comparons la réponse impulsionnelle du canal issue du simulateur à tracé de rayons  $h_{det}$ , avec celle mesurée dans l'environnement tunnel  $h_{emp}$ , ainsi que celle générée de manière stochastique à partir des paramètres du tableau ci-dessus  $h_{stoch}$ . Les trois « CIR » sont alors représentées par la figure 3.16 ci-dessous, où l'axe vertical correspond aux puissances des trajets  $P_l$  et l'axe horizontal à leurs retards  $\tau_l$ , tel que  $l \in \{0, \dots, L\}$ . La position du récepteur considérée ici est  $z = 9m$ .

Nous pouvons constater que les réponses impulsionnelles sont très différentes, de part leur dispersion temporelle mais aussi leur pas d'échantillonnage. En effet, la « CIR » détermi-

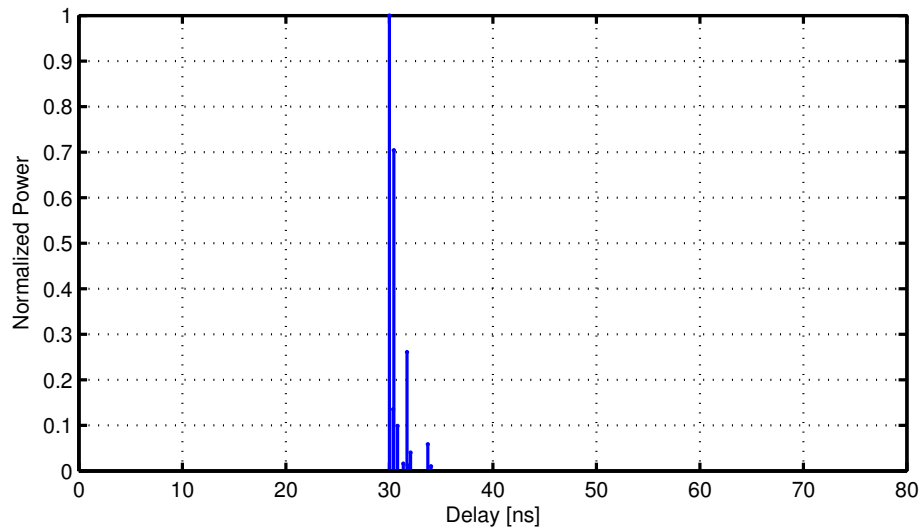
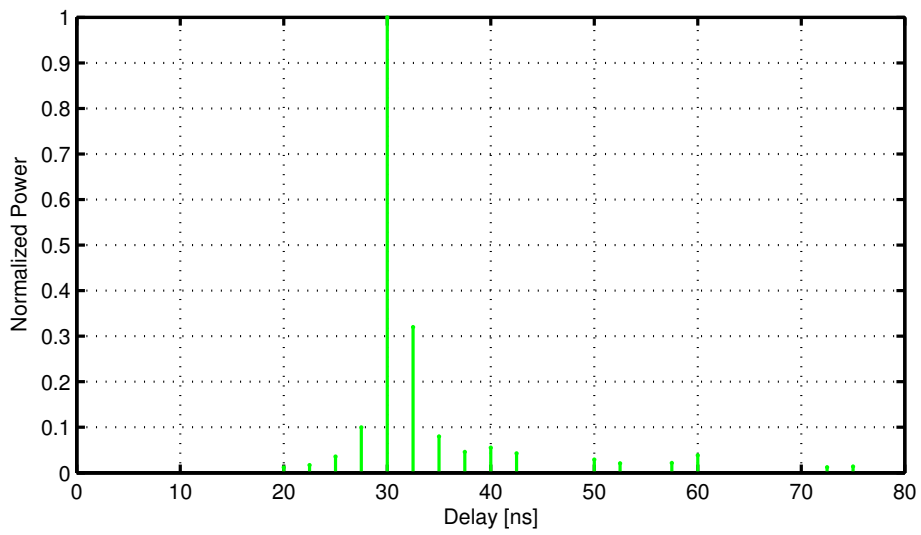
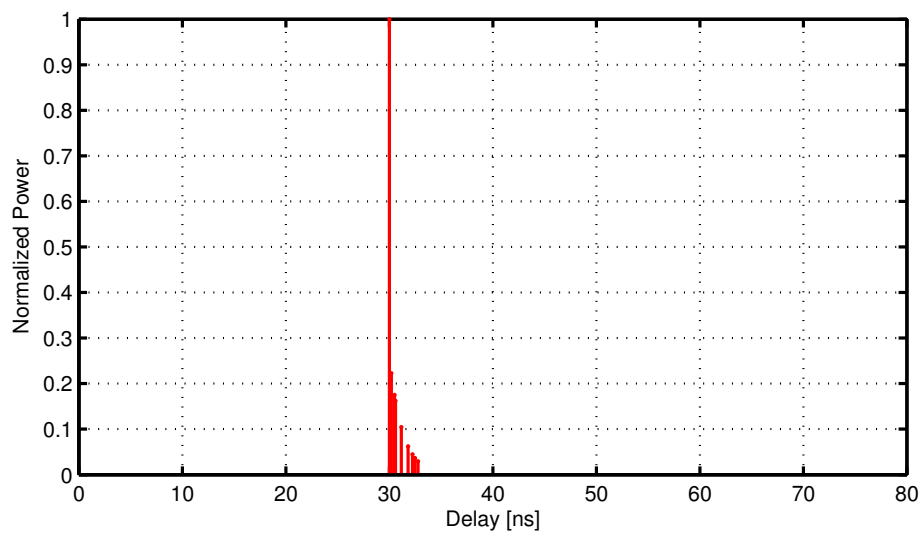
(a)  $h_{det}(\tau)$ (b)  $h_{emp}(\tau)$ (c)  $h_{stoch}(\tau)$ 

FIGURE 3.16 – CIR (a) déterministe, (b) empirique, et (c) stochastique avant traitement

TABLE 3.4 – Base de données du modèle hybride

		Scénario LOS	Scénario NLOS
Atténuation moyenne	PLE	1.4	2.2
Évanouissements lents	$\sigma_{SF}$ [dB]	2.33	4.15
	$d_{c\_SF}$ [m]	3.8	3
Facteur de Rice	$\mu_{KF}$ [dB]	20.49	
	$\sigma_{KF}$ [dB]	0.59	
	$d_{c\_KF}$ [m]	4.57	
Étalement des retards	$\mu_{DS}$ [dB]	-8.69	-8.47
	$\sigma_{DS}$ [dB]	0.18	0.12
	$d_{c\_DS}$ [m]	4.31	3.9

niste représente les trajets existants dans l'environnement avec leurs propres puissances et retards, alors que l'empirique a été obtenue par « IFFT » du paramètre  $s_{21}$ , elle est donc échantillonnée à  $\frac{1}{BW} = 2.5\eta s$ . La « CIR » stochastique a, quant à elle, été générée en se basant sur les résultats déterministes. Son allure est alors semblable à celle de  $h_{det}$ .

Afin que la comparaison soit représentative, nous avons d'abord échantillonné la réponse déterministe et stochastique avec le même pas de  $2.5\eta s$ . Leur retard maximal est d'environ  $35\eta s$  alors qu'en mesure il approche les  $75\eta s$ . Cela revient à la propagation de l'onde dans la zone non modélisée par le simulateur à tracé de rayons, et qui donne lieu à ces trajets retardés. Nous avons alors appliqué un fenêtrage temporelle de  $35\eta s$  sur chacune des « CIR » afin de garder que les trajets du tunnel. Ensuite, nous avons éliminé les échos observés dans la réponse empirique avant le trajet direct, et qui sont dû au bruit de mesure. Nous obtenons ainsi des courbes relativement identiques, représentées par la figure 3.17.

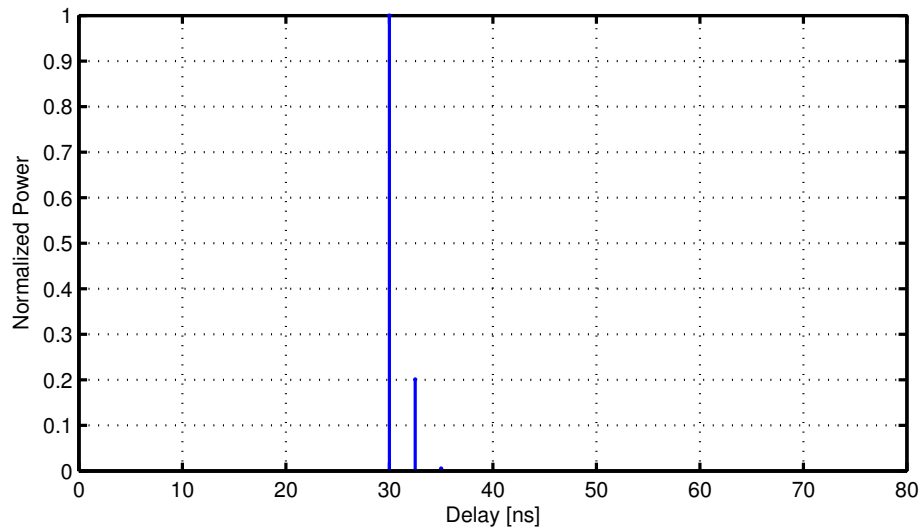
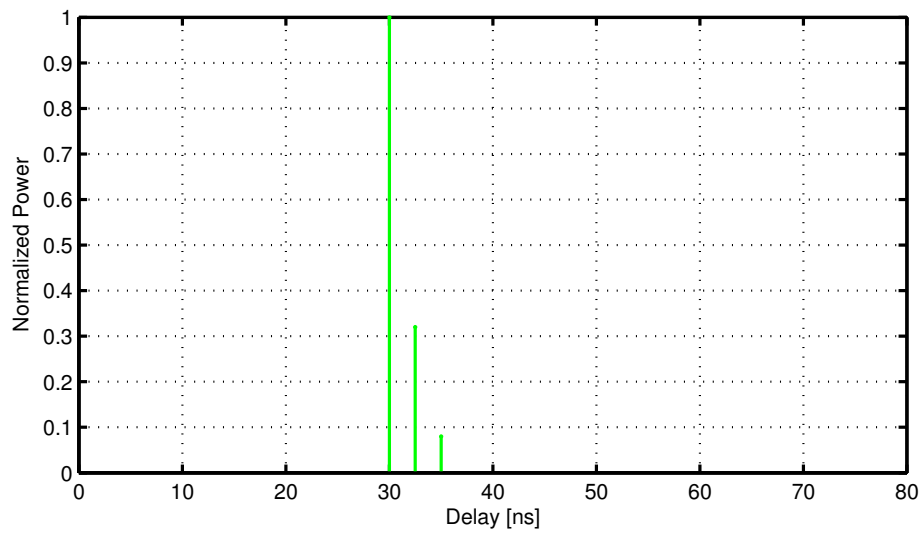
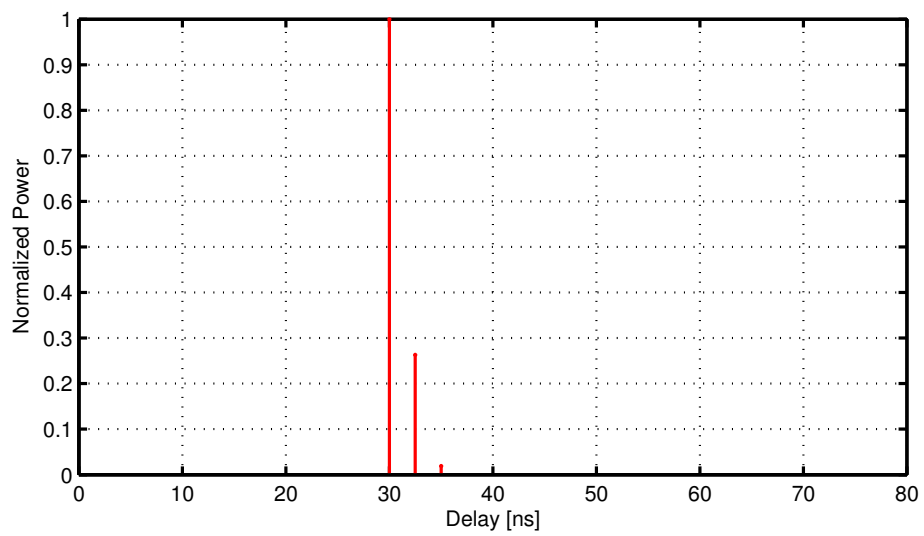
(a)  $h_{det}(\tau)$ (b)  $h_{emp}(\tau)$ (c)  $h_{stoch}(\tau)$ 

FIGURE 3.17 – CIR (a) déterministe, (b) empirique, et (c) stochastique après traitement

## 3.6 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté une approche hybride pour la modélisation du canal de propagation en environnement tunnel. En analysant les résultats issus d'un simulateur à tracé de rayons, nous avons pu caractériser le comportement des paramètres du canal, et d'en extraire les lois statistiques qui les régissent. LA génération des coefficients de la réponse impulsionnelle du canal se fait ensuite d'une manière stochastique, permettant ainsi de réduire le temps de calcul du modèle tout en gardant la précision offerte par l'approche déterministe.

Nous avons constaté à partir des résultats de simulation et de mesure que le modèle proposé reproduit correctement la réponse impulsionnelle du canal dans le tunnel. Celle-ci nous permettra dans le prochain chapitre d'intégrer l'effet du canal dans une chaîne de localisation basée sur un système de transmission OFDM.

# Chapitre 4

## Implémentation d'une chaîne de localisation utilisant le modèle de canal proposé

### 4.1 Introduction

Le deuxième aspect de notre étude porte sur la proposition d'un système de localisation 5G déployé à l'intérieur d'un tunnel ferroviaire. L'objectif de ce chapitre est alors d'évaluer l'impact de cet environnement sur la précision de la localisation, en particulier sur l'estimation de la distance entre l'émetteur et le récepteur. Pour ce faire, nous implémentons une chaîne de localisation basée sur un système de transmission multi-porteuses, où les distorsions subies par le signal émis à cause de l'environnement sont introduites grâce au modèle de canal développé dans le chapitre précédent.

Dans un premier temps, nous rappelons alors brièvement les principes d'émission et de réception OFDM, puis nous décrivons l'algorithme de détection du premier trajet, adopté par le récepteur pour calculer sa position. Ensuite, nous présentons les résultats numériques et expérimentaux de l'estimation de distance, en mettant en évidence les différentes



sources d'erreur rencontrées dans chacun des scénarios de propagation LOS et NLOS. Enfin, nous proposons un partitionnement de l'environnement en fonction de la position du récepteur, où chacune des zones identifiées est caractérisée par un modèle d'erreur.

## 4.2 Description du système de localisation

Le système de transmission adopté pour notre application de localisation est basé sur les signaux OFDM. En se propageant dans un canal à trajets multiples, ces signaux multi-porteuses subissent différents types de distorsion pouvant compromettre la précision de notre système. La connaissance préalable de ces conditions de propagation s'avère alors nécessaire pour le récepteur.

En effet, l'information sur l'état du canal (CSI pour Channel State Information), estimée grâce aux séquences pilotes, sera exploitée dans le processus de localisation. Elle permettra ainsi de précisément extraire la métrique nécessaire au calcul de la distance entre les antennes. Du fait de la largeur de bande offerte par les systèmes 5G dans la bande considérée de  $3.6GHz$ , la métrique temporelle sera alors privilégiée.

L'architecture générale du système proposé est illustrée par la figure 4.1. Chacun des trois blocs d'émission, de réception, et d'estimation de distance sera explicité dans les sections qui suivent.

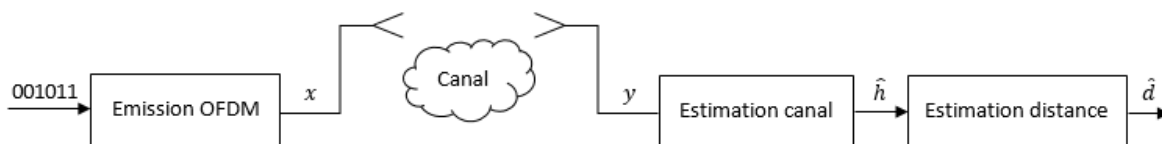


FIGURE 4.1 – Architecture générale du système de localisation

### 4.2.1 Bloc d'émission

Un signal OFDM est constitué d'un ensemble de symboles modulés en parallèle sur un grand nombre de porteuses. La construction de ces symboles passe par trois étapes, décrites par le schéma de la figure 4.2, et détaillées comme suit :

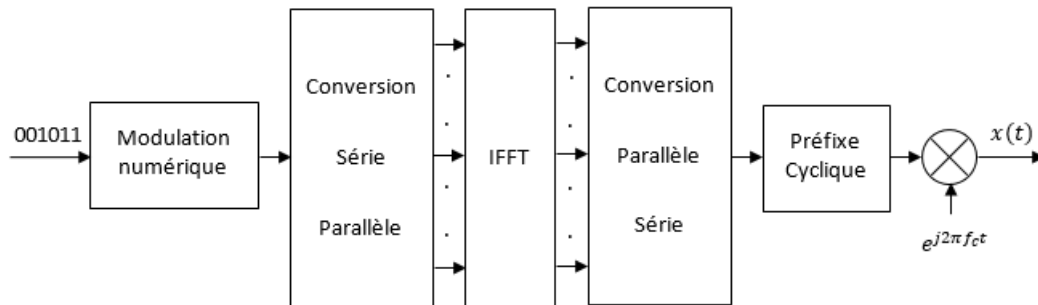


FIGURE 4.2 – Bloc d'émission OFDM

#### Modulation numérique

Les données binaires générées à l'émission sont d'abord divisées en  $q$  séquences. Chaque séquence subit une modulation numérique à  $M$  états, tel que  $M = 2^q$ . Cette opération, appelée « mapping », permet de passer des bits  $b_i$  aux symboles numériques  $s_n$ .

Pour un schéma de modulation à quadrature de phase (QPSK pour Quadrature Phase Shift Keying), les quatre valeurs que pourrait avoir un symbole  $s_n = I_n + jQ_n$ , sont données par le tableau 4.1.

TABLE 4.1 – Définition des symboles QPSK

Bits		Symboles	
$b_1$	$b_0$	$I_n$	$Q_n$
0	0	$1/\sqrt{2}$	$1/\sqrt{2}$
0	1	$-1/\sqrt{2}$	$1/\sqrt{2}$
1	1	$-1/\sqrt{2}$	$-1/\sqrt{2}$
1	0	$1/\sqrt{2}$	$-1/\sqrt{2}$

## Modulation OFDM

Ces symboles numériques arrivant en série sont d'abord convertis en parallèle. La sortie de ce convertisseur consiste en  $N_c$  symboles, où  $N_c$  désigne le nombre des sous-porteuses. Chaque symbole  $s[n]$  est ensuite modulé sur une sous-porteuse de fréquence  $f_n$ , en y appliquant une transformée de Fourier inverse (IFFT pour Inverse Fast Fourier Transform). Le symbole OFDM résultant est alors la somme des sorties de tous les blocs IFFT. Son expression est donnée par :

$$x(t) = \sum_{n=0}^{N_c-1} s[n] e^{j2\pi nt/T_s} \quad ; \quad 0 \leq t < T_s \quad (4.1)$$

où  $T_s = \frac{1}{\Delta f}$  est la durée du symbole, et  $\Delta f$  l'espacement fréquentiel entre deux sous-porteuses adjacentes.

En échantillonnant  $x(t)$  à la cadence  $\frac{T_s}{N_c}$ , le signal discret  $x[n] = x\left(n\frac{T_s}{N_c}\right)$  est obtenu par :

$$x[n] = \sum_{k=0}^{N_c-1} s[k] e^{j2\pi kn/N_c} \quad ; \quad n = 0, \dots, N_c - 1 \quad (4.2)$$

## Préfixe cyclique

La transmission d'un signal OFDM dans un canal à trajets multiples peut engendrer des interférences inter-symboles (ISI pour Inter-Symbol Interferences) ayant pour effet d'altérer l'orthogonalité des sous-porteuses. Afin de pallier à ce problème, un intervalle de garde, nommé préfixe cyclique (CP pour Cyclic Prefix), est inséré au début de chaque symbole OFDM en recopiant les derniers  $T_g$  échantillons de celui-ci. La durée du symbole OFDM est alors étendue à  $T_{symp} = T_g + T_s$ , comme le montre la figure 4.3.

A la sortie de ce bloc d'émission, le signal OFDM est transposé sur une fréquence porteuse  $f_c$  afin d'être transmis dans le canal. Son spectre fréquentiel est représenté par la figure 4.4 ci-dessous.

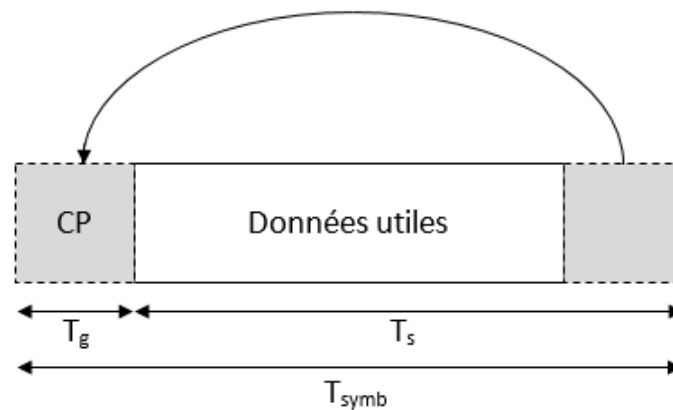


FIGURE 4.3 – Symbole OFDM avec préfixe cyclique

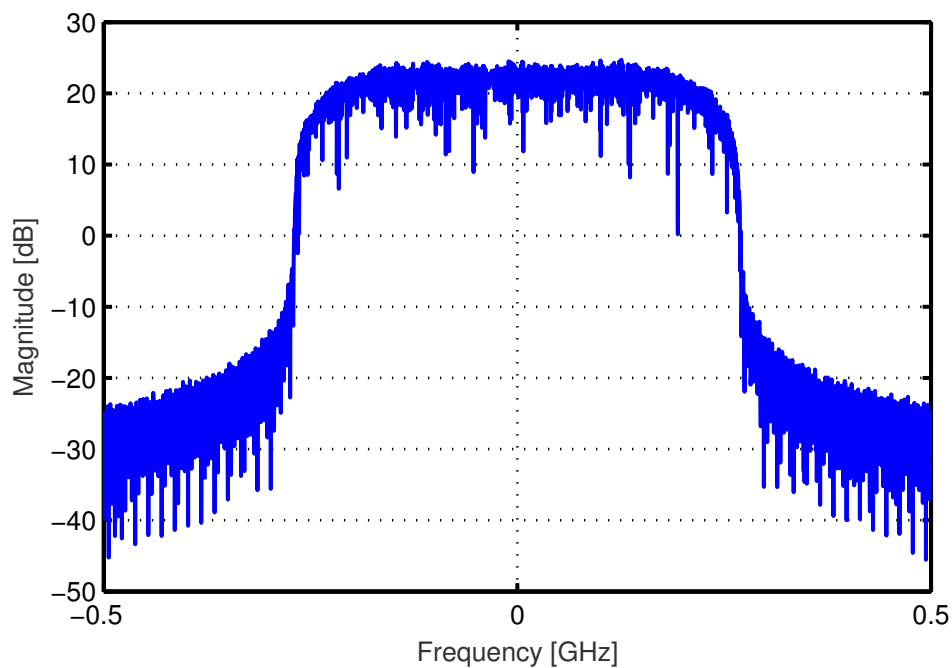
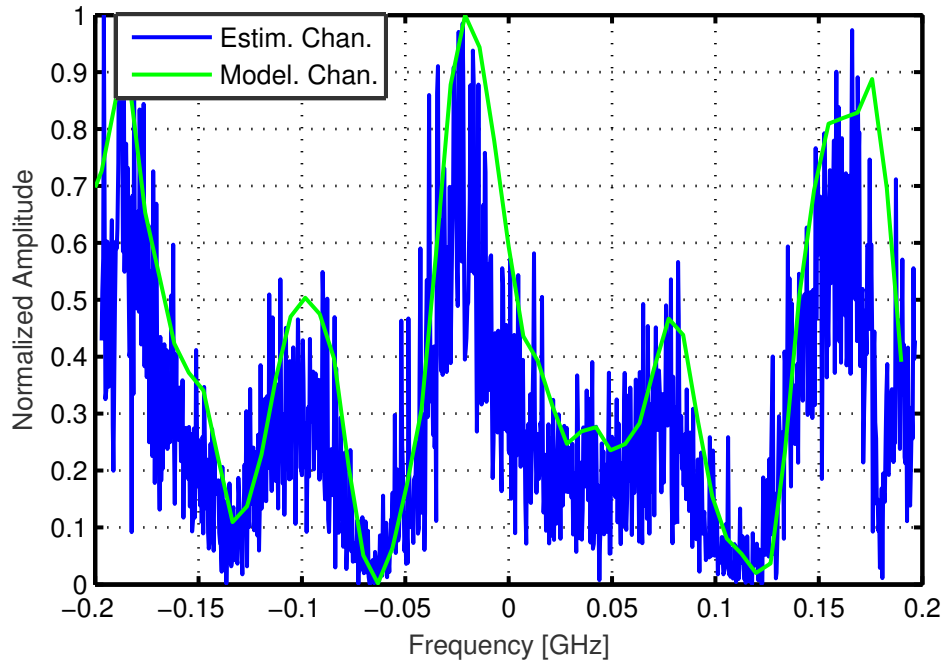


FIGURE 4.4 – Spectre du signal émis

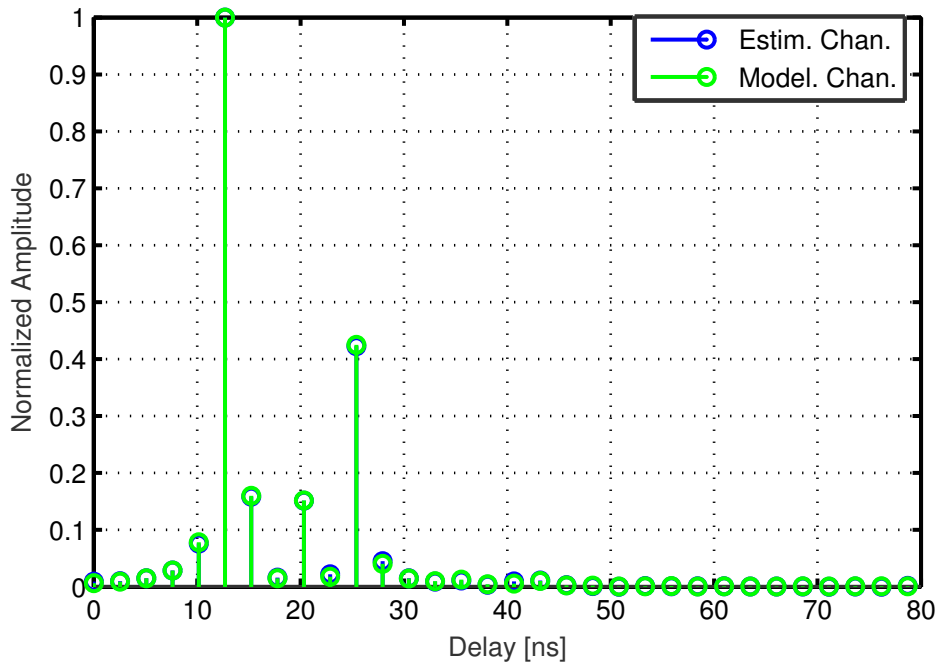
### 4.2.2 Estimation du canal

A la réception du signal émis, le récepteur effectue un traitement inverse de celui illustré par la figure 4.2 afin de récupérer les données transmises. Cependant, dans le contexte de la localisation, nous ne nous intéressons qu'à l'étape d'estimation du canal. L'algorithme utilisé s'appuie sur l'utilisation des pilotes. Ce sont des symboles insérés à l'émission dans le signal OFDM et dont les positions sont connues à la réception. Ainsi, l'estimation de la réponse fréquentielle du canal par le récepteur peut être simplement effectuée avec le critère des moindres carrés (LS pour Least Square), ou pour une meilleure performance

avec le critère de l'erreur quadratique moyenne minimum (MMSE pour Minimum Mean Squared Error). Cette étape a été détaillée dans [10], et les résultats obtenus, par exemple, pour une position de récepteur correspondant à  $d = 4m$  et pour un rapport signal sur bruit de  $10dB$ , sont illustrés par la figure 4.5.



(a) Domaine fréquentiel



(b) Domaine temporel

FIGURE 4.5 – Réponse du canal estimée et modélisée à  $d = 4m$

### 4.2.3 Estimation de distance

Afin de calculer sa position, le récepteur estime d'abord sa distance par rapport à l'émetteur, en se basant sur les paramètres de la réponse impulsionnelle extraite du signal reçu.

Pour un système de localisation basé sur la métrique temporelle, cette distance est exprimée en fonction du retard du trajet direct (DP pour Direct Path) par :

$$\hat{d} = c \cdot \hat{\tau}_{DP} \quad (4.3)$$

Dans un récepteur à détection d'énergie, l'estimateur du trajet direct le plus simple à implémenter est celui à maximum d'énergie. Il consiste à détecter le trajet le plus fort (SP pour Strongest Path) du profil de puissance du canal. Cependant, lorsque le trajet direct est fortement atténué, un algorithme de recherche arrière doit être utilisé afin de remonter au premier trajet (FP pour First Path) arrivant au récepteur. Afin d'illustrer cette problématique, les trois retards caractérisant le profil du canal sont représentés par la figure 4.6. Celui correspondant au premier trajet détecté donne alors l'erreur d'estimation la plus faible.

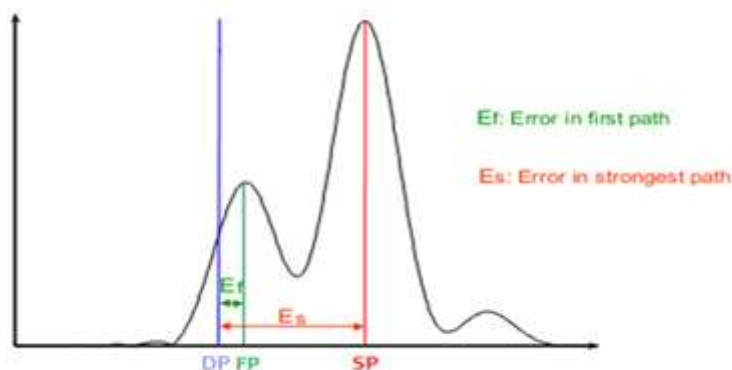


FIGURE 4.6 – Trajets importants pour l'estimation de distance

### Détection des pics

La première étape dans le processus de recherche du premier trajet est la détection de tous les trajets multiples du canal. Ceux-ci représentent les maxima locaux du profil de puissance  $PDP$ , répondant aux critères suivants :

$$PDP(\tau_l - \Delta\tau) < PDP(\tau_l) < PDP(\tau_l + \Delta\tau) \quad (4.4)$$

$$PDP(\tau_l) > \frac{1}{\Delta} \int_{\tau_l - \Delta/2}^{\tau_l + \Delta/2} PDP(t) dt \quad (4.5)$$

$$PDP(\tau_l) > \xi_n \quad (4.6)$$

où  $\Delta\tau = 1/BW$  désigne la résolution temporelle,  $\Delta$  la longueur de la fenêtre d'intégration des retards, et  $\xi_n$  le seuil du bruit.

### Intervalle des retards

Les  $L$  trajets répondant à ces critères, et donc résolus par le récepteur, ne sont pas tous utiles pour l'estimation de  $\tau_{FP}$ . En effet, le premier trajet ne peut pas arriver avant le trajet direct ni après le trajet le plus fort, la recherche peut alors être limitée à l'intervalle réduit défini par :

$$\tau_{DP} \leq \tau_{FP} \leq \tau_{SP} \quad (4.7)$$

Soit  $L_p \leq L$  le nombre de trajets existants dans cet intervalle de recherche. Ainsi, nous avons :

$$\tau_{L_p} = \tau_{SP} \quad (4.8)$$

tel que :

$$\tau_{SP} = \arg \max_{\tau_1 \leq \tau \leq \tau_L} PDP(\tau) \quad (4.9)$$

### Seuil des puissances

Enfin, pour qu'un trajet  $l$ ;  $l \in \{1, \dots, L_p\}$  puisse être considéré comme estimateur du trajet direct, il doit répondre à un critère additionnel défini par :

$$PDP(\tau_l) \geq \xi_d \quad (4.10)$$

Le seuil de détection  $\xi_d$  est lié à l'erreur maximale tolérée par le système. Sa valeur normalisée optimale, déterminée par simulation, est alors celle pour laquelle l'erreur d'estimation de distance  $\varepsilon(d) = |\hat{d} - d|$  est minimale pour toute position du récepteur. Ainsi, nous avons :

$$\xi_d = \min_d \xi_d(d) \quad (4.11)$$

tel que :

$$\xi_d(d) = \arg \min_{\xi_n \leq \xi_d \leq 1} \varepsilon(d) \quad (4.12)$$

### Calcul du premier trajet

Tenant compte des conditions imposées lors des trois précédentes étapes, l'algorithme de calcul du premier trajet est décrit comme suit :

- Initialiser  $l$  à  $L_p$
- Décrémenter  $l$  tel que  $l = l - 1$
- Déterminer  $\tau_l$ , tel que :  $\tau_l = \arg \max_{\tau_1 \leq \tau \leq \tau_{l+1}} [PDP(\tau) - PDP(\tau_{l+1})]$
- Si  $PDP(\tau_l) \geq \xi_d$ , retourner à l'étape 2. Sinon passer à l'étape 5
- Le retard du premier trajet  $\tau_{FP}$  correspond à  $\tau_l$

La distance entre l'émetteur et le récepteur est ainsi estimée par :

$$\hat{d} = c \cdot \tau_{FP} \quad (4.13)$$



### 4.3 Evaluation du système de localisation

Après avoir présenté notre chaîne de localisation, illustrée par la figure 4.1, nous procédons maintenant à l'évaluation de ses performances. Le système de transmission OFDM, sur lequel repose notre étude, a été validé par des simulations numériques et des mesures expérimentales dans le cadre d'un autre travail de recherche effectué au sein du laboratoire L2E. Nous ne présentons alors dans cette section que les résultats liés à l'aspect de localisation, entre autres, la détection du premier trajet et l'estimation de l'erreur de distance.

#### 4.3.1 Paramètres de simulation

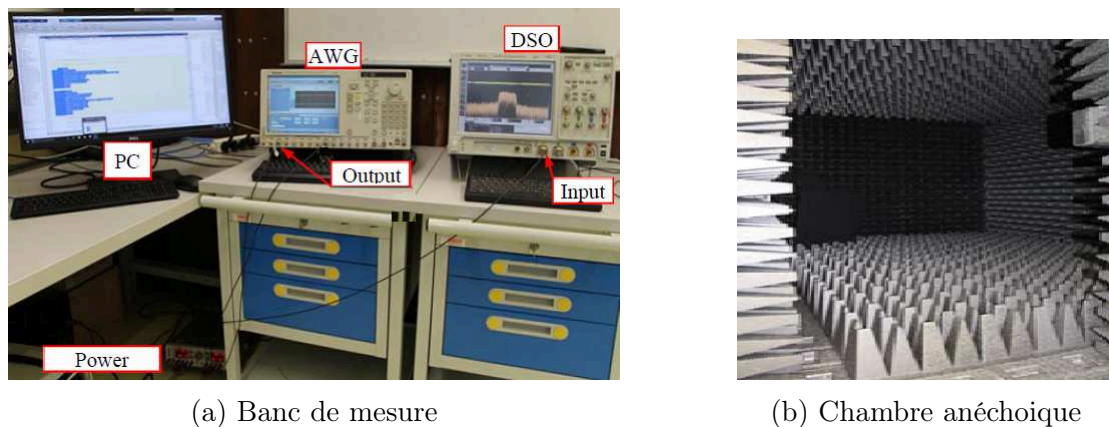
Le but étant d'évaluer l'impact de l'environnement tunnel sur la précision d'estimation de distance, un ensemble de 100 réponses impulsionnelles du canal a été alors généré grâce au modèle de propagation proposé dans le chapitre 3. Comme les dimensions du tunnel étudié étaient limitées par l'environnement de mesure, nous considérons dans ce chapitre un scénario plus réaliste, dont les paramètres sont résumés dans le tableau 4.2. Les positions des antennes ayant changé, les nouvelles coordonnées y figurent également.

TABLE 4.2 – Paramètres de simulation

	<b>Paramètre</b>	<b>Valeur</b>
<b>Tunnel</b>	$w$	$4.60m$
	$h$	$3.80m$
<b>Émetteur</b>	$x_0$	$0$
	$y_0$	$0.90m$
	$z_0$	$0$
<b>Récepteur</b>	$x$	$0$
	$y$	$0.90m$
	$z$	$[2 - 30]m$
<b>Système</b>	$f_c$	$3.6GHz$
	$BW$	$400MHz$

### 4.3.2 Système de mesure

Comme mentionné précédemment, un banc de mesure a été implémenté au sein du laboratoire d'Electronique et Electromagnétisme de Sorbonne Université, afin de valider le système de transmission OFDM, présenté dans la section 4.2. Il consiste en un générateur de signaux arbitraire (AWG pour Arbitrary Wave Generator) et un oscilloscope numérique (DSO pour Digital Storage Oscilloscope), reliés chacun à une antenne omnidirectionnelle. La génération et le traitement des données s'effectuent au niveau d'une machine de contrôle, et l'environnement de test est représenté par une chambre anéchoïque de Faraday (AFC pour Anechoic Faraday Chamber), permettant ainsi de contrôler les différents scénarios de propagation. L'ensemble de ces éléments est illustré par la figure 4.7.



(a) Banc de mesure

(b) Chambre anéchoïque

FIGURE 4.7 – Système de mesure de la chaîne OFDM

### 4.3.3 Analyse des résultats

Les performances du système proposé seront alors analysées en termes d'erreur d'estimation de distance dans chacun des deux scénarios de propagation LOS et NLOS. Pour ce faire, nous commençons par valider l'algorithme de détection du premier trajet, décrit dans la section 4.2.

Pour une position du récepteur correspondant à  $d = 10m$ , les trajets du profil du canal, issus de chacune des trois étapes de cet algorithme, sont illustrés par la figure 4.8. Les pics en bleu représentent tous les trajets résolus par le récepteur, et dont la détection dépend

principalement du seuil de bruit  $\xi_n$ , fixé ici à 0.01 (soit 20dB en-dessous de la puissance maximale), et de la résolution temporelle  $\Delta\tau$ , inversement proportionnelle à la largeur de bande  $BW$ . Pour la position considérée, ces trajets sont compris entre  $\tau_1 = 25\eta s$  et  $\tau_L = 57.5\eta s$ , tel que  $L = 10$ .

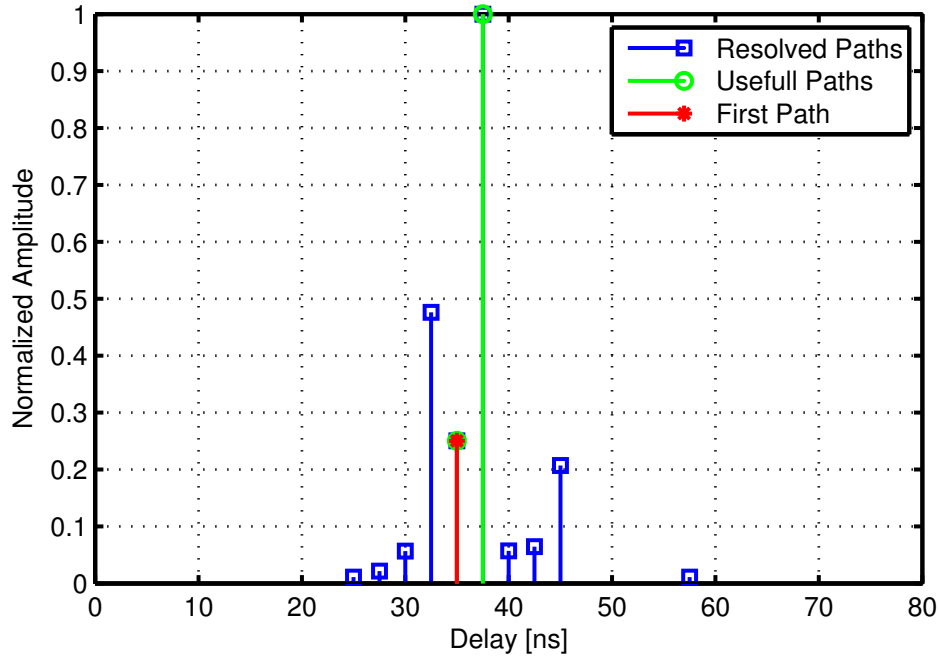


FIGURE 4.8 – Trajets importants pour l'estimation de distance

Dans un cas idéal de propagation en espace libre, le retard du trajet direct est égal à  $\tau_{DP} = 33.33\eta s$ . Ainsi, en identifiant le trajet le plus fort correspondant à  $\tau_{SP} = 37.5\eta s$ , nous limitons la recherche du retard du premier trajet à l'intervalle  $[33.33 - 37.5]\eta s$ . Les trajets qui y sont contenus sont représentés par les pics en vert, d'où  $L_p = 2$ .

A présent, la détection du premier trajet dépend du seuil de puissance  $\xi_d$  fixé par le récepteur. Si sa valeur est inférieure à 0.25, le retard  $\tau_{FP} = 35\eta s$  correspond à celui du pic en rouge. L'erreur de distance est dans ce cas égale à 0.5m. En revanche, si la valeur du seuil est supérieure à 0.25, le premier trajet risque de ne pas être détecté, et la distance estimée correspondra dans ce cas à celle calculée par le retard du trajet le plus fort, augmentant ainsi l'erreur à 1.25m. Comme reporté dans la section 4.2, la valeur optimale de  $\xi_d$  est déterminée empiriquement en minimisant l'erreur d'estimation de distance  $\varepsilon(d)$ . Pour chaque position  $d$ , cette erreur est calculée pour des valeurs de seuil

allant de 0.01 à 1 avec un pas de 0.01, et les courbes qui leur sont associées sont tracées sur la figure 4.9. Certaines positions pour lesquelles la valeur de l'erreur est indépendante du

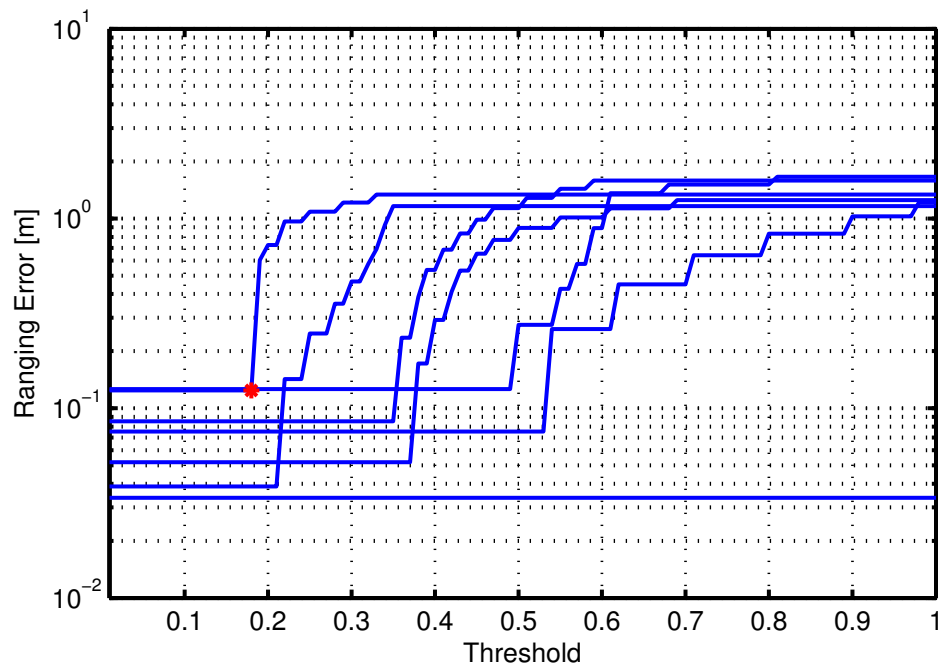
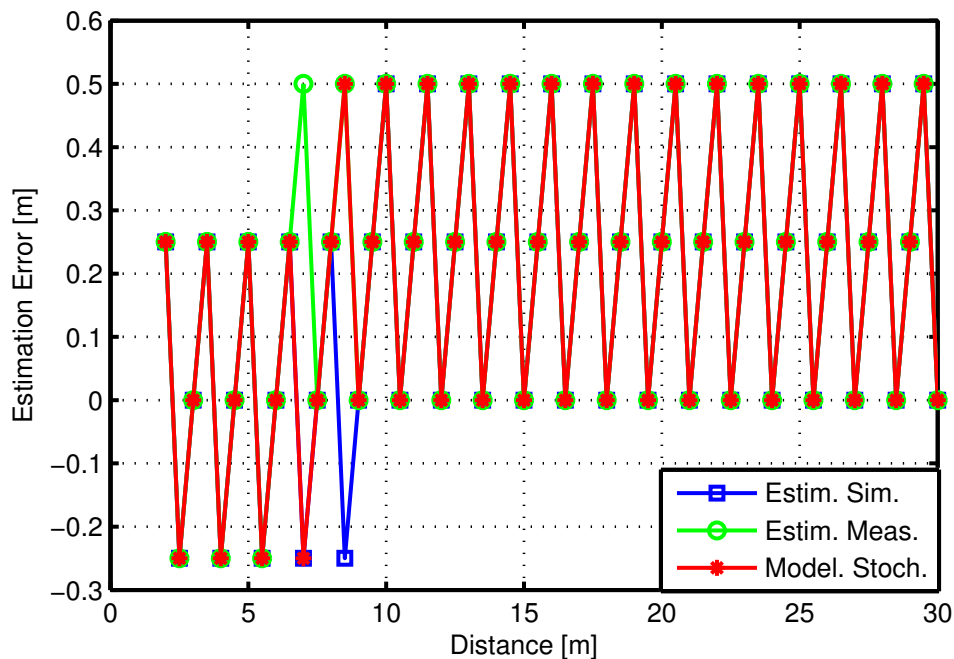


FIGURE 4.9 – Erreur d'estimation de distance en fonction du seuil de détection

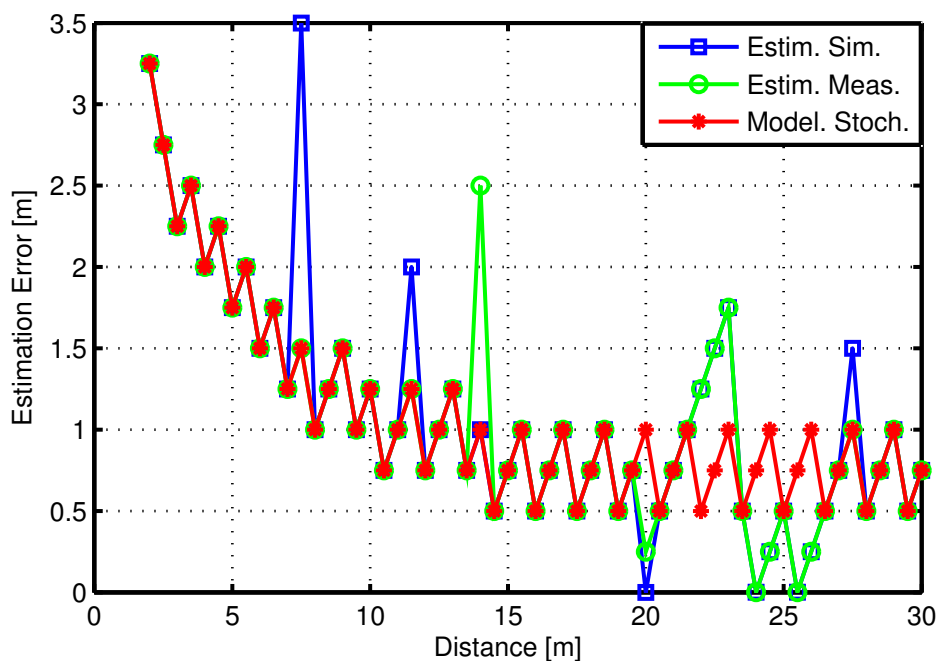
seuil, telle que celle de la dernière courbe en bas, correspondent au cas idéal où le premier trajet FP est aussi le trajet le plus fort SP. Celles-ci n'ont pas été toutes représentées afin d'alléger la figure. La valeur du seuil retenue pour l'estimation de distance est alors  $\xi_d = 0.18$ .

Ceci dit, nous appliquons maintenant cet algorithme à l'ensemble de la trajectoire du récepteur, et pour chacun des scénarios de propagation LOS et NLOS. Ensuite nous comparons l'erreur d'estimation de distance  $\varepsilon$ , issue de la CIR estimée par simulation  $\hat{h}_{sim}$ , celle estimée par mesure  $\hat{h}_{meas}$ , et celle générée par notre modèle  $h_{stoch}$ . Les résultats obtenus sont illustrés par la figure 4.10 ci-dessous.

En scénario LOS, nous observons que l'erreur suit deux comportements différents en fonction de la position du récepteur. A faibles distances, sa moyenne est nulle et elle a une valeur maximale de  $0.25m$ , puis en s'éloignant de l'émetteur elle augmente à  $0.5m$  avec une moyenne de  $0.25m$ . Ce comportement est expliqué par l'atténuation du trajet direct à partir d'une certaine distance. La valeur de cette distance est légèrement différente d'une courbe à une autre, mais les trois courbes s'accordent parfaitement après les dix premiers



(a) LOS



(b) NLOS

FIGURE 4.10 – Erreur d'estimation de distance en (a) LOS et (b) NLOS

mètres. Cependant, il convient de mentionner que la valeur du seuil de détection fixée auparavant à 0.18, a été déterminée en se basant sur la réponse impulsionnelle modélisée  $h_{stoch}$ , et que celle-ci a été recalculée de la même manière pour chacune des autres réponses  $\hat{h}_{sim}$  et  $\hat{h}_{meas}$ . Les valeurs obtenues cette fois-ci sont faibles à cause de la présence du bruit. Elles correspondent respectivement à 0.11 et 0.09.

En revanche, lorsque le trajet direct est obstrué, ce qui correspond au scénario NLOS dans la figure 4.10b, l'erreur d'estimation de distance augmente considérablement et atteint une valeur maximale de  $3.5m$ . Par ailleurs, en s'éloignant de l'émetteur, cette erreur décroît d'une manière exponentielle puis tend vers une valeur moyenne de  $0.75m$ , s'approchant ainsi de celle du cas LOS.

Compte tenu des résultats obtenus et de la différence de comportement de l'erreur d'estimation de distance, il convient de définir pour chacun des deux scénarios considérés les distances critiques séparant les deux zones de stationnarité observées dans la figure 4.10. Cette distinction, nous permettra ainsi de proposer un modèle d'erreur approprié à chaque zone.

## 4.4 Modélisation de l'erreur du système

### 4.4.1 Scénario LOS

Comme reporté dans le chapitre 2, la puissance reçue dans une situation de visibilité entre l'émetteur et le récepteur correspond à la somme de deux composantes, à savoir la composante relative au trajet direct et la composante aléatoire issue des trajets réfléchis. Dans un système de localisation, dont la précision est fortement liée à la présence du trajet direct, l'atténuation de celui-ci donnera lieu à une estimation de distance erronée et par conséquent à un calcul de position incorrect. Il s'avère alors nécessaire d'analyser la variation de puissance de la composante directe, et de la comparer à celle de la composante réfléchie, afin d'en tirer la distance critique, à partir de laquelle le trajet direct ne pourra plus être détecté par le récepteur.

La figure 4.11 représente la décroissance de puissance de chacune de ces deux composantes en fonction de la distance. A première vue, nous pouvons remarquer qu'à faibles distances la contribution du trajet direct dans la puissance totale reçue par le mobile est majeure, et qu'en effet les deux courbes qui leur correspondent sont superposées dans cette zone.

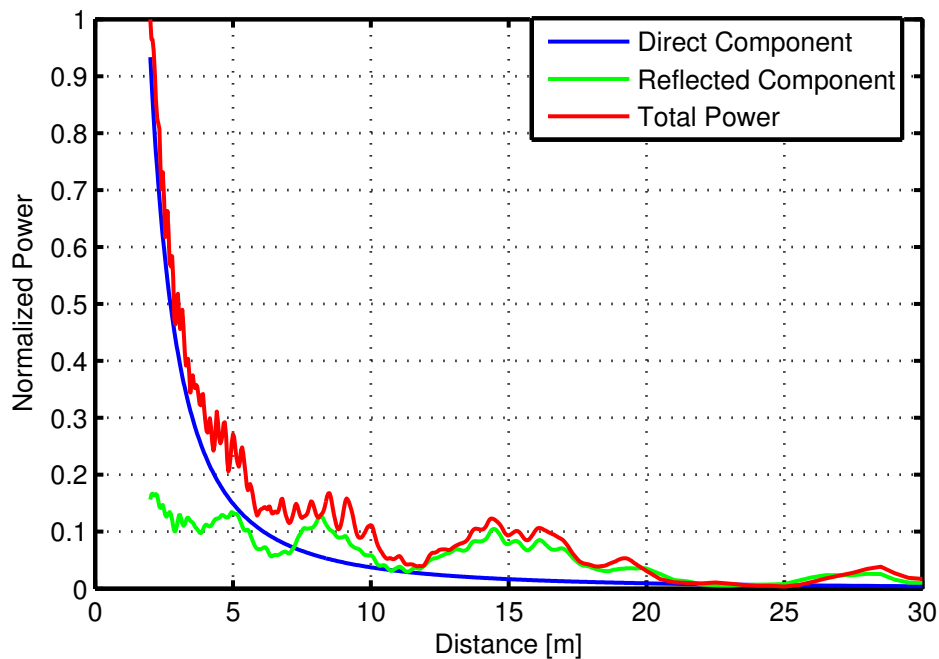


FIGURE 4.11 – Variations de puissance de la composante directe, réfléchie, et totale

En revanche, en s'éloignant de l'émetteur, la puissance du trajet direct  $P_d$  s'approche de celle de la composante réfléchie  $P_r$ , puis s'affaiblit et tend vers une valeur nulle à partir de  $20m$ . Une autre observation qui peut être faite sur cette figure, est que la puissance de la composante réfléchie est relativement stable tout au long de la trajectoire du récepteur. Cela découle de l'effet de guidage d'onde dans le tunnel à cause des multiples réflexions.

En scénario LOS, la distance critique  $d_c^{los}$  est alors définie par l'intersection entre les deux courbes bleue et verte, telle que  $P_d(d_c^{los}) = P_r(d_c^{los})$ . Elle correspond ainsi à  $7m$ , ce qui est conforme au point de basculement du comportement de l'erreur d'estimation de distance dans la figure 4.10a.

Nous proposons alors de modéliser cette erreur dans chacune des zones  $d \leq d_c^{los}$  et  $d > d_c^{los}$ . Les fonctions de densité de probabilité (PDF pour Probability Density Function) qui leur correspondent sont illustrées par la figure 4.12 ci-dessous.

Avant d'analyser les résultats obtenus, nous rappelons que dans le scénario d'espace libre où seul le trajet direct existe, la résolution temporelle du système est le seul paramètre à impacter l'erreur d'estimation de distance. Celle-ci étant uniformément distribuée dans l'intervalle  $[-\frac{\Delta\tau}{2}, \frac{\Delta\tau}{2}]$ , elle devra avoir une moyenne nulle et un écart type égal à  $\frac{c\Delta\tau}{\sqrt{12}}$ .

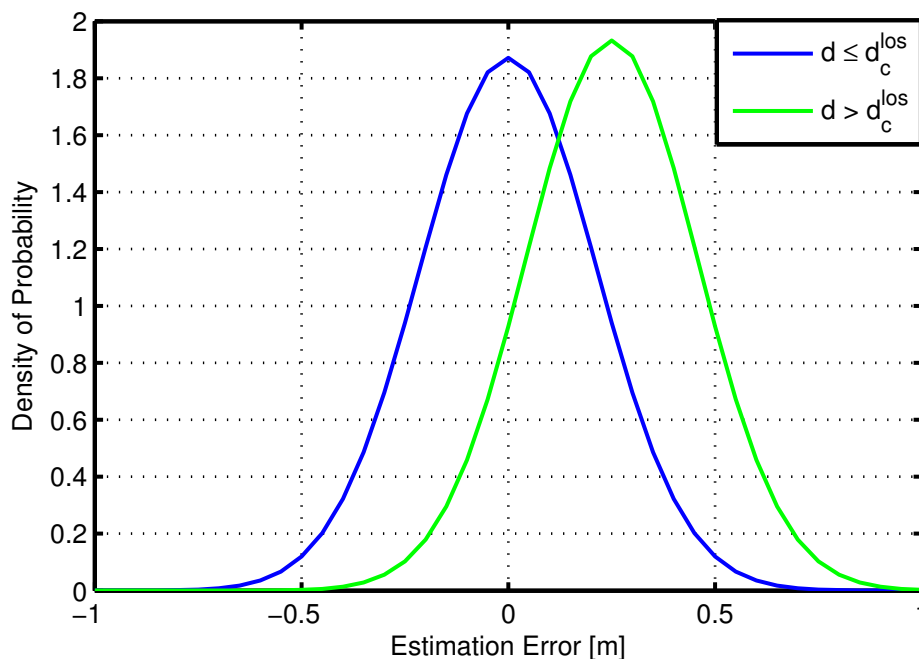


FIGURE 4.12 – PDF de l'erreur d'estimation de distance en scénario LOS

TABLE 4.3 – Paramètres statistiques de l'erreur d'estimation de distance en LOS

Zone	$d \leq d_c^{\text{los}}$	$d > d_c^{\text{los}}$
Moyenne [m]	0	0.25
Écart type [m]	0.2	0.2

Dans le tableau 4.3, nous résumons l'ensemble des paramètres statistiques des deux courbes de la figure 4.12. Dans la première zone du scénario LOS, où la contribution des trajets multiples est négligeable devant celle du trajet direct, l'erreur d'estimation de distance garde toujours le même comportement que dans l'espace libre, ainsi sa moyenne est nulle et son écart type est égal à  $0.21m$ . Tandis que dans la deuxième zone, la composante réfléchiée devient significative, et introduit ainsi un biais au niveau de la moyenne de l'erreur. Sa densité de probabilité, représentée par la courbe verte, n'est alors qu'une translation de celle de la première zone vers une valeur de  $0.25m$ .



### 4.4.2 Scénario NLOS

En scénario NLOS, deux comportements différents ont été également observés dans la variation de l'erreur d'estimation de distance. Celle-ci prend, en effet, sa valeur maximale à proximité de l'émetteur, puis décroît jusqu'à atteindre une valeur moyenne de  $0.75m$ , obtenue à partir d'une distance de  $13.5m$  (figure 4.10b).

Le trajet direct étant cette fois-ci obstrué, seule la composante réfléchie existe, dont la puissance est relativement invariante par rapport à la distance. Afin d'expliquer cette différence de comportement au niveau de l'erreur d'estimation de distance, il est ainsi pertinent d'analyser le retard du premier trajet arrivant au récepteur. Dû à la structure géométrique du tunnel et à la position des antennes, ce trajet correspond à celui ayant subi une seule réflexion horizontale, et ayant parcouru la distance  $r_{1,0}$ . D'après le modèle du chapitre 3, son expression est donnée par :

$$r_{1,0} = \sqrt{(x_1 - x)^2 + (y_0 - y)^2 + z^2} \quad (4.14)$$

où  $x_1$  désigne l'abscisse de l'image de la source par rapport au mur, telle que :

$$x_1 = w - x_0 \quad (4.15)$$

Dans la figure 4.13, nous traçons alors le retard relatif de ce trajet par rapport à celui qu'aurait fait le trajet direct s'il existait. Ce paramètre décroît de la même manière que sur la figure 4.10b pour les premières positions du récepteur, puis tend vers  $1\eta s$  en augmentant la distance. Or, un retard inférieur à la résolution temporelle n'est pas perceptible par le récepteur. Ainsi, la distance critique dans le cas NLOS est obtenue par l'intersection entre la courbe bleue et la droite correspondant à  $2.5\eta s$ , et correspond à la valeur de  $13.5m$ .

A l'instar du scénario LOS, nous modélisons l'erreur d'estimation de distance à travers une comparaison entre ses densités de probabilité dans chacune des deux zones identifiées. Les courbes qui leur correspondent sont tracées sur la figure 4.14, et leurs paramètres

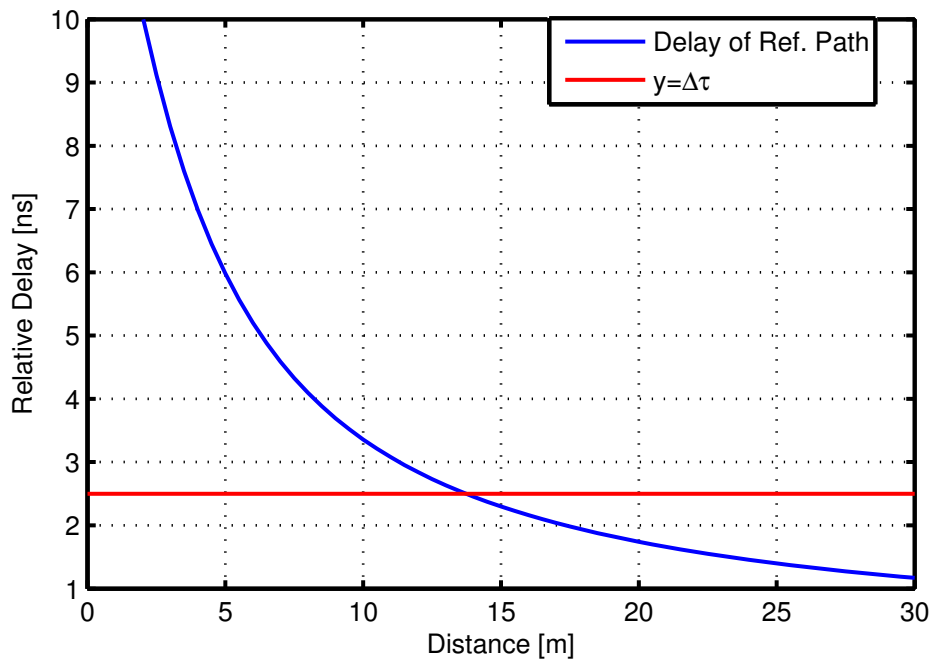


FIGURE 4.13 – Retard relatif du premier trajet réfléchi par rapport au trajet direct

statistiques sont résumés dans le tableau 4.4. En commençant par analyser la courbe verte représentant la deuxième zone de propagation et en la comparant à celle du cas LOS, nous remarquons que sa moyenne a augmenté à  $0.75m$ , tandis que son écart type a gardé la même valeur de  $0.2m$ .

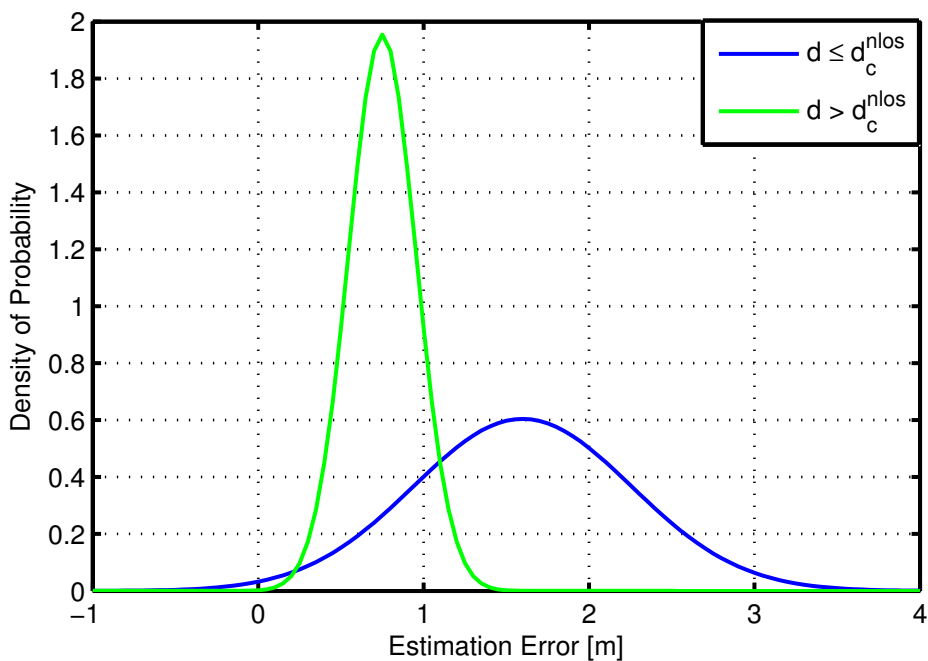


FIGURE 4.14 – PDF de l'erreur d'estimation de distance en scénario NLOS

TABLE 4.4 – Paramètres statistiques de l'erreur d'estimation de distance en NLOS

<b>Zone</b>	$\mathbf{d} \leq \mathbf{d}_c^{\text{nlos}}$	$\mathbf{d} > \mathbf{d}_c^{\text{nlos}}$
<b>Moyenne [m]</b>	1.6	0.75
<b>Écart type [m]</b>	0.66	0.2

L'obstruction du trajet direct dans cette zone est alors traduite par un saut de moyenne par rapport à la situation de référence de l'espace libre. La valeur obtenue de  $0.75m$  est liée à la résolution de  $2.5\eta s$ .

En revanche, dans la première zone correspondant à  $d \leq d_c^{\text{nlos}}$ , l'erreur d'estimation de distance subit un saut simultané en moyenne et en écart type, rendant son comportement difficile à modéliser, et sa correction impossible.

## 4.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons implémenté une chaîne de localisation basée sur un système de transmission OFDM, et utilisant le modèle de canal proposé dans le chapitre 3. Après une description détaillée de chacun des blocs qui y appartiennent, nous avons évalué les performances d'estimation de distance dans les deux scénarios de propagation LOS et NLOS par simulations numériques et mesures expérimentales. Nous avons ainsi pu observer deux comportements différents de cette l'erreur en fonction de la position du récepteur dans le tunnel.

Dans le premier scénario, cette différence découle du fait, qu'au delà d'une distance critique de  $7m$ , la puissance de la composante réfléchie devient plus importante que celle de la composante directe à cause de l'effet de guidage d'onde. Tandis qu'en absence du trajet direct, l'erreur décroît d'une manière exponentielle puis se stabilise en s'éloignant de l'émetteur. La distance critique dans ce cas est égale à  $13.5m$ , et elle correspond à celle où le retard du premier trajet réfléchi tend vers la valeur théorique qu'aurait pris le trajet direct en espace libre.

A la fin de ce chapitre, un modèle statistique a été proposé pour chacune des zones identifiées. Cependant, en situation NLOS et à courtes distances, l'erreur devient difficile à modéliser, et les techniques basées sur les statistiques ne peuvent plus être appliquées au niveau du récepteur pour corriger cette erreur.

Il s'avère ainsi nécessaire de proposer d'autres techniques d'amélioration des performances, notamment dans cette zone, d'autant plus que l'erreur y prend ses valeurs maximales. Un mécanisme de contrôle d'intégrité peut alors être implémenté au niveau du récepteur afin d'identifier d'abord les mesures aberrantes émanant de cette zone, puis de les corriger ou les exclure en fonction des exigences de l'application en termes de précision et de fiabilité.

# Chapitre 5

## Mécanisme de contrôle d'intégrité et identification du canal LOS

### 5.1 Introduction

Dans le chapitre précédent, nous avons vu que l'erreur d'estimation de distance en scénario LOS est impactée par la résolution temporelle du système ainsi que par le seuil de détection du trajet direct. Cependant, elle est facile à modéliser et peut être simplement corrigée par des techniques statistiques en identifiant un saut de moyenne ou d'écart type.

Toutefois, un des défis majeurs pour les systèmes de localisation est l'obstruction de la visibilité directe. Dans ce cas, un biais positif s'ajoute à l'estimation du retard, dégradant ainsi les performances globales du système.

En analysant le comportement de l'erreur d'estimation de distance en fonction de la position du récepteur, nous avons pu déduire que cette dégradation est négligeable à grandes distances, et qu'une identification des conditions de propagation, et par conséquent des sources d'erreur, est nécessaire afin d'atténuer l'effet des mesures NLOS, principalement à des distances inférieures à  $14m$  .

## 5.2 Architecture du récepteur

L'algorithme d'identification proposé dans ce chapitre exploite la diversité spatiale d'un système multi-antennes. La configuration considérée ici est celle d'une antenne à l'émission et deux antennes à la réception (SIMO pour Single Input Multiple Output). Les deux réponses impulsionnelles du canal  $h_1$  et  $h_2$  sont traitées par un mécanisme de contrôle d'intégrité afin d'identifier l'état du canal et d'adopter la stratégie adéquate pour l'estimation de la position du récepteur.

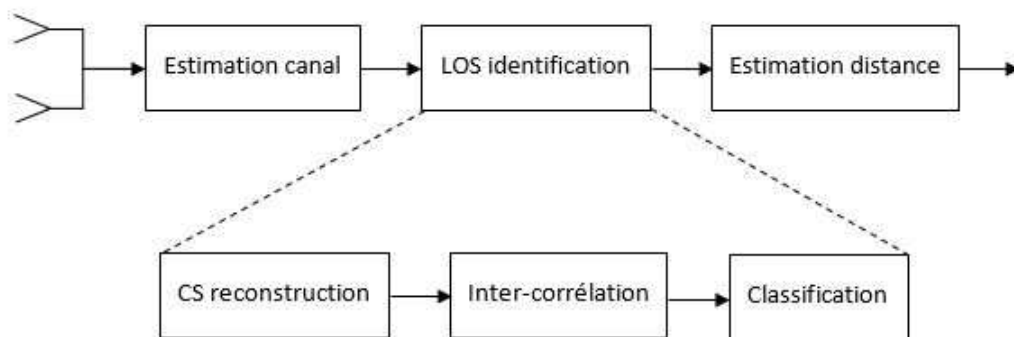


FIGURE 5.1 – Architecture proposée du récepteur

Son principe général est illustré par la figure 5.1. L'étape d'identification repose sur l'évaluation de la différence entre les distances  $R_1$  et  $R_2$  parcourues respectivement par les signaux  $y_1$  et  $y_2$ . En considérant des antennes linéaires uniformes (ULA pour Uniform Linear Antenna) à la réception, la différence entre ces deux distances est égale à :

$$R_2 - R_1 = d_{Rx} \sin \theta \quad (5.1)$$

où  $d_{Rx}$  désigne la séparation entre les deux éléments de l'antenne réceptrice, et qui doit être supérieure à  $\lambda/2$  afin d'éviter les effets du couplage [PJHvH02], et  $\theta$  la direction d'arrivée du signal reçu. Ainsi, nous avons :

$$\tau_{tdoa} = \frac{|R_2 - R_1|}{c} \leq \frac{d_{Rx}}{c}, \quad (5.2)$$

où  $\tau_{tdoa}$  représente le retard entre les deux signaux reçus et  $c$  la célérité de la lumière.

La technique la plus répandue dans la littérature pour l'estimation du décalage entre deux signaux est basée sur leur fonction d'inter-corrélation. La valeur du retard  $\tau_{tdoa}$  correspond dans ce cas à celle maximisant le coefficient  $\rho_{1,2}$ , défini par :

$$\rho_{1,2}(\tau) = \int_{-\infty}^{+\infty} h_1(t)h_2^*(t - \tau) \cdot dt \quad (5.3)$$

Nous avons alors :

$$\tau_{tdoa} = \arg \max_{\tau} \rho_{1,2}(\tau) \quad (5.4)$$

De l'inégalité (5.2), nous pouvons déduire que l'estimation de ce retard nécessite une très fine résolution temporelle. Pour une distance entre les antennes de réception de  $d_{Rx} = \lambda$  par exemple, une résolution inférieure à  $1/f_c$  est ainsi requise. Or, pour le système considéré, la largeur de la bande est limitée à  $BW = 400MHz$ . Parmi les solutions qu'on retrouve dans la littérature pour résoudre ce genre de problèmes, est la reconstruction des signaux sur une très large bande. Cette opération sera ainsi effectuée avant la corrélation[LT99].

### 5.2.1 Reconstruction des signaux

Dans des conditions optimales, où la largeur de la bande du système  $BW_{opt}$  peut nous offrir la résolution temporelle requise, les pics de la fonction d'inter-corrélation seront parfaitement résolus, et celui ayant le maximum d'énergie correspondra au retard  $\tau_{tdoa}$ .

Nous pouvons ainsi formuler le problème comme suit : Reconstruire  $N_s$  valeurs du signal à partir d'un nombre limité de mesures  $M_s$ , où  $N_s$  représente le nombre d'échantillons dans la bande optimale  $BW_{opt}$ , et  $M_s$  celui dans la bande limitée du système actuel  $BW$ . Cela revient à résoudre l'équation :

$$Y = \Phi \cdot X, \quad (5.5)$$

où  $X$  désigne le signal à reconstruire,  $Y$  ses valeurs mesurées, et  $\Phi$  la matrice de mesure de taille  $M_s \times N_s$ , tel que  $M_s \ll N_s$ .

Une technique très utilisée dans les applications de traitement du signal, et qui s'est avérée appropriée à résoudre ce type de problèmes sous-déterminés, est l'acquisition comprimée (CS pour Compressed Sensing). Elle permet de parfaitement reconstruire un signal parcimonieux de longueur  $N_s$  à partir d'un nombre limité d'échantillons d'ordre  $k \cdot \log N_s$ , où  $k$  désigne son degré de parcimonie.

Afin de satisfaire cette condition de parcimonie,  $X$  peut être représenté dans une base différente de celle où les mesures ont été prises. Ainsi, le système décrit par l'équation (5.5) peut être formulé comme suit [CW08] :

$$Y = \Theta \cdot S, \quad (5.6)$$

où  $S$  est la représentation parcimonieuse de  $X$  dans la base  $\Psi$ , et  $\Theta$  la matrice d'acquisition définie par  $\Theta = \Phi \cdot \Psi$ .

Dans [CDS98], les auteurs ont proposé de réécrire le problème (5.6) sous la forme d'un problème linéaire convexe, tel que :

$$\min_{S \in \mathbb{R}^{N_s}} \|S\|_{l_1} \quad s.t \quad Y = \Theta \cdot S \quad ; \quad \|S\|_{l_1} = \sum_{i=1}^{N_s} |s_i| \quad (5.7)$$

Le signal  $S$  est alors la solution qui minimise la norme  $l_1$ , et il est précisément obtenu en utilisant les méthodes de programmation linéaire (LP pour linear programming). Cependant, cette approche est extrêmement coûteuse en termes de temps de calcul, et sa complexité est de l'ordre de  $\mathcal{O}(M_s^2 N_s^{3/2})$ . Une autre solution consiste à utiliser des algorithmes gloutons (GA pour greedy algorithms) [Tro04]. Ils ont été développés afin d'approximer cette solution  $S$  à faible coût. Leur complexité est de l'ordre de  $\mathcal{O}(k M_s N_s)$ , ils sont ainsi utilisés pour les applications temps réel. Néanmoins, leur performances en terme de qualité de reconstruction décroît considérablement si le signal n'est pas suffisamment parcimonieux. Nous avons ainsi choisi de reconstruire les CIR au lieu des signaux OFDM.



### 5.2.2 Corrélation des réponses impulsionnelles

Afin d'estimer le retard  $\tau_{tdoa}$  entre les deux signaux reçus, nous effectuons une intercorrélacion entre les deux réponses impulsionnelles reconstruites par le CS. Dans le domaine fréquentiel, le coefficient de corrélation  $\rho$  est alors défini par :

$$\rho(H^{(1)}, H^{(2)}) = H^{(1)*} \cdot H^{(2)} \quad (5.8)$$

où  $H^{(1)}$  et  $H^{(2)}$  représentent les réponses fréquentielles du canal, obtenues par transformée de Fourier de  $h_1$  et  $h_2$ .

Dans ce qui suit, nous dérivons son expression pour chacun des scénarios de propagation en se basant sur le modèle déterministe à tracé de rayons du chapitre 3. En LOS, nous obtenons :

$$\begin{aligned} \rho_{LOS}(H^{(1)}, H^{(2)}) &= \sum_{l=1}^L \gamma_l \exp \left[ -jk \left( r_l^{(2)} - r_l^{(1)} \right) \right. \\ &+ \frac{2j}{|\sqrt{\epsilon_r^* - 1}|^2} \left( l \cdot \Im \{ \sqrt{\epsilon_r^* - 1} \} \left( \cos \theta_{\perp}^{(2)} - \cos \theta_{\perp}^{(1)} \right) \right. \\ &\left. \left. + l \left( \epsilon_r \cdot \Im \{ \sqrt{\epsilon_r^* - 1} \} - \frac{\sigma}{2\pi f \epsilon_0} \cdot \Re \{ \sqrt{\epsilon_r^* - 1} \} \right) \left( \cos \theta_{\parallel}^{(2)} - \cos \theta_{\parallel}^{(1)} \right) \right) \right] \end{aligned} \quad (5.9)$$

où  $\gamma_l$  est un coefficient réel donné, pour  $l \in \{1, \dots, L\}$ , par :

$$\begin{aligned} \gamma_l &= \frac{1}{r_{l,l}^{(1)} r_{l,l}^{(2)}} \cdot \exp \left[ \frac{-2}{|\sqrt{\epsilon_r^* - 1}|^2} \right. \\ &\left( l \cdot \Re \{ \sqrt{\epsilon_r^* - 1} \} \left( \cos \theta_{\perp}^{(2)} - \cos \theta_{\perp}^{(1)} \right) + l \right. \\ &\left. \left. \left( \epsilon_r \cdot \Re \{ \sqrt{\epsilon_r^* - 1} \} - \frac{\sigma}{2\pi f \epsilon_0} \cdot \Im \{ \sqrt{\epsilon_r^* - 1} \} \right) \left( \cos \theta_{\parallel}^{(2)} - \cos \theta_{\parallel}^{(1)} \right) \right) \right] \end{aligned} \quad (5.10)$$

A partir de l'expression des coefficients du canal donnée dans le chapitre 3, nous pouvons déduire que le  $L^{\text{ème}}$  indice de l'équation 5.10 correspond à celui du trajet direct. Ainsi, en ignorant sa contribution, le coefficient de corrélation en scénario NLOS est donné par :

$$\begin{aligned}
\rho_{NLOS}(H^{(1)}, H^{(2)}) &= \sum_{l=1}^{L-1} \gamma_l \exp \left[ -jk \left( r_l^{(2)} - r_l^{(1)} \right) \right. \\
&+ \frac{2j}{|\sqrt{\epsilon_r^* - 1}|^2} \left( l \cdot \Im \{ \sqrt{\epsilon_r^* - 1} \} \left( \cos \theta_{\perp}^{(2)} - \cos \theta_{\perp}^{(1)} \right) + l \right. \\
&\left. \left. \left( \epsilon_r \cdot \Im \{ \sqrt{\epsilon_r^* - 1} \} - \frac{\sigma}{2\pi f \epsilon_0} \cdot \Re \{ \sqrt{\epsilon_r^* - 1} \} \right) \left( \cos \theta_{\parallel}^{(2)} - \cos \theta_{\parallel}^{(1)} \right) \right) \right]
\end{aligned} \tag{5.11}$$

Comme référence, nous dérivons également l'expression théorique en espace libre FS :

$$\rho_{FS}(H^{(1)}, H^{(2)}) = \frac{1}{r_0^{(1)} r_0^{(2)}} \exp \left[ -jk \left( r_0^{(2)} - r_0^{(1)} \right) \right] \tag{5.12}$$

En comparant ces trois expressions, nous observons que :

- les parties réelles et imaginaires des équations (5.9) et (5.11) représentent une somme de sinusoides,
- chacune des périodes de ces sinusoides  $\Delta\tau_l = (r_l^{(2)} - r_l^{(1)})/c$  correspond au retard temporel entre le  $l^{\text{ème}}$  trajet de  $H^{(1)}$  et celui de  $H^{(2)}$ ,
- la plus petite période  $\Delta\tau_L = (r_0^{(2)} - r_0^{(1)})/c$ , qui apparaît dans les équations (5.9) et (5.12), représente le retard entre les deux trajets directs de  $H^{(1)}$  et  $H^{(2)}$ . Nous pouvons ainsi l'utiliser comme critère de discrimination des mesures NLOS.

### 5.2.3 Classification des canaux

Dans le domaine temporel, les observations effectuées dans la section précédente signifient que dans un scénario LOS, la corrélation entre les deux CIRs donnera lieu à un pic maximal à  $\Delta\tau_L = (r_0^{(2)} - r_0^{(1)})/c$ . Par conséquent, nous avons  $\tau_{tdoa} = \Delta\tau_L$ .

En revanche, lorsque le trajet direct n'existe pas entre l'émetteur et le récepteur, ce pic correspondra au retard entre les trajets réfléchis de  $H^{(1)}$  et ceux de  $H^{(2)}$ . Ainsi,  $\tau_{tdoa} = \Delta\tau_l$  tel que  $l < L$ .

Pour la configuration considérée du système et pour des antennes en visibilité directe alignées au milieu du tunnel, le retard  $\Delta\tau_L$  est égal à  $d_{Rx}/c$ . Ainsi, nous avons  $\tau_{tdoa} = \Delta\tau_{max}$ . En revanche, en situation d'obstruction du trajet direct, ce retard prend des valeurs plus petites et nous aurons  $\tau_{tdoa} < \Delta\tau_{max}$ .

La dernière étape de notre approche consiste alors à comparer le retard  $\tau_{tdoa}$  estimé par corrélation, à la distance séparant les antennes de réception  $d_{Rx}$ . Ainsi, nous avons :

$$\begin{aligned} LOS : \quad & \tau_{tdoa} = \frac{d_{Rx}}{c} \\ NLOS : \quad & \tau_{tdoa} < \frac{d_{Rx}}{c} \end{aligned} \tag{5.13}$$

### 5.3 Résultats numériques

Dans cette section nous évaluons l'approche proposée par des simulations numériques, en considérant le même environnement tunnel que celui du chapitre 4.

En conclusion de ce chapitre, nous avons vu que l'algorithme d'estimation de distance donne de mauvaises performances en absence du trajet direct et à courtes distances jusqu'à 14m environ. L'objectif de notre approche est ainsi d'identifier le scénario de propagation correspondant à chaque mesure, puis d'améliorer les performances dans la zone identifiée comme NLOS.

Comme expliqué au début de ce chapitre, notre approche consiste à évaluer la TDOA entre les signaux reçus par les antennes du récepteur. Nous nous sommes basé sur la technique de l'inter-corrélation généralisée (GCC pour General Cross Correlation). Sa limite réside dans la largeur de ses pics lorsque la fréquence d'échantillonnage est faible, et pour cela nous avons appliqué l'algorithme de reconstruction des signaux afin d'augmenter la largeur de la bande, et affiner ainsi la résolution temporelle.

Dans ce qui suit, nous considérons que le nombre d'échantillons du signal à reconstruire est égal à  $N_s = 1028$ , et que celui des mesures disponibles est limité à  $M_s = 62$ . Plusieurs techniques de « compressed sensing » existent. Le choix de la technique adéquate

dépend des besoins de l'application visée. Dans notre cas d'étude, nous avons besoin d'une bonne qualité de reconstruction avec une faible complexité. Ainsi, nous comparons les performances de deux techniques connues de la littérature, à savoir la PDIPA (pour Primal Dual Interior Point) dans la catégorie de la programmation linéaire (LP) [CR05], et l'OMP (pour Orthogonal Matching Pursuit) dans la catégorie des algorithmes gloutons [TG07].

La figure 5.2 représente la probabilité de reconstruction des deux algorithmes en fonction du rapport de parcimonie défini par  $\rho_s = k/M_s$ . L'algorithme PDIPA, en courbe bleue, donne une probabilité de 1 pour  $\rho_s$  allant de 0 à 0.3, alors que la courbe rouge correspondant à l'OMP commence à décroître dès la valeur  $\rho_s = 0.12$ . Ainsi, la technique basée sur la programmation linéaire est la plus performante en termes de précision. Cependant, pour des signaux à faible rapport de parcimonie ( $\rho_s \leq 0.12$ ), les deux algorithmes donnent les mêmes performances.

Dans notre application, le degré de parcimonie dépend du nombre de trajets de la CIR. Étant dans une zone à courtes distances, ce nombre ne dépasse pas 5 (chapitre 3), ce qui correspond à un rapport de  $\rho_s = 0.08$ . En outre, pour le système défini par  $(k, M_s, N_s) = (5, 62, 1028)$ , le temps de calcul de l'algorithme PDIPA est de  $0.22s$ , contre  $0.006s$  pour

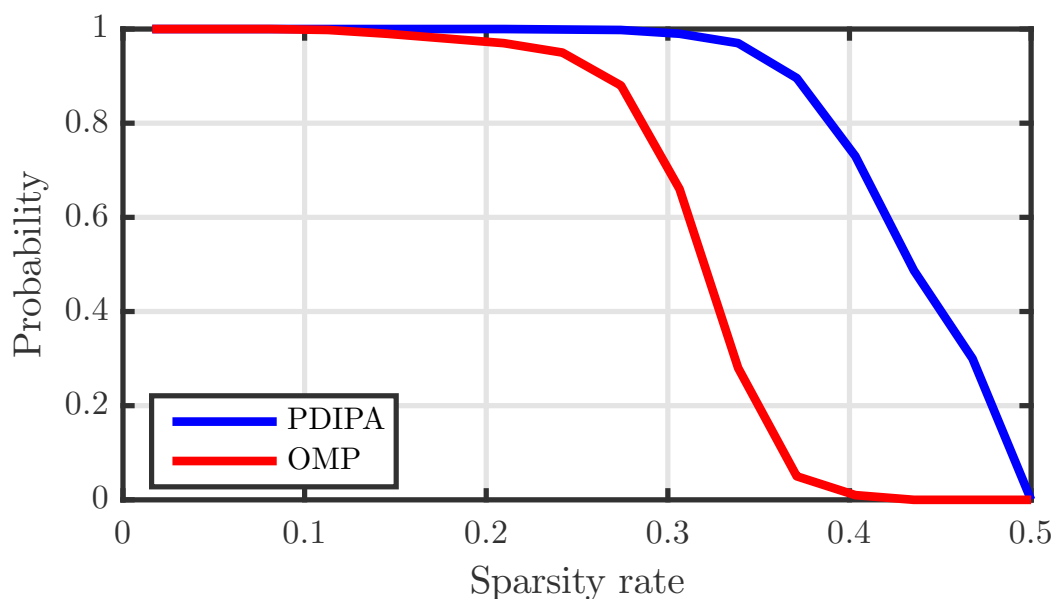


FIGURE 5.2 – Probabilités de reconstruction des algorithmes PDIPA et OMP

l'OMP. Ainsi, nous adoptons ce dernier pour la reconstruction de nos CIRs.

La figure 5.3 représente le pic de corrélation issu des deux réponses impulsionnelles  $H^{(1)}$  et  $H^{(2)}$  avant et après l'application du « compressed sensing ». Elle montre clairement l'apport de cette technique pour l'estimation de la TDOA , puisqu'elle a amélioré la résolution temporelle de  $2.5ns$  à  $0.14ns$ . Le scénario considéré ici est l'espace libre.

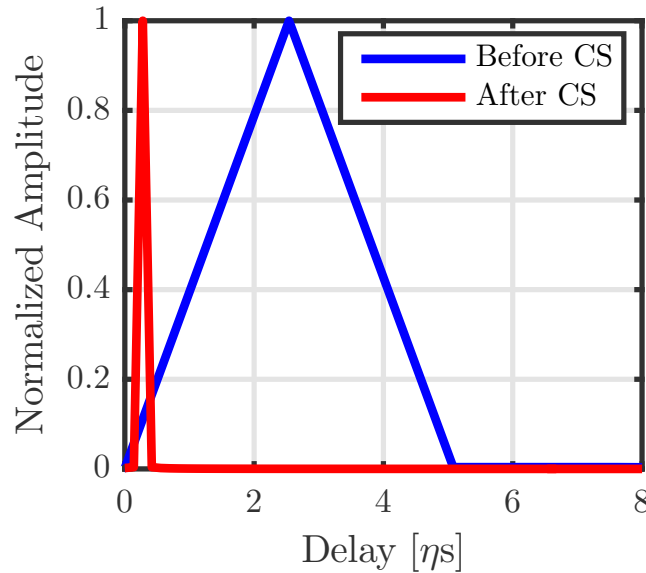


FIGURE 5.3 – Comparaison en scénario FS du pic de corrélation avant et après le CS

En pratique, l'inter-corrélation des versions reconstruites des réponses impulsionnelles en LOS et NLOS, donnera lieu, en plus de ce pic maximal, à des maxima locaux avec des retards très importants comparés à  $\tau_{tdoa}$  qui nous intéresse. Ceci arrive avec les signaux propagés dans un environnement multi-trajets. La solution qu'on retrouve dans la littérature pour éliminer ces retards parasites est le filtrage [LT99]. Dans la figure 5.4, nous traçons la fonction d'inter-corrélation des réponses impulsionnelles après filtrage. Elles sont comparées pour les trois scénarios LOS, NLOS, et FS, et les valeurs estimées des retards  $\tau_{tdoa}$  correspondent à  $0.28ns$  pour le FS et le LOS, et  $0.14ns$  pour le NLOS.

Afin d'évaluer la contribution de notre approche, nous comparons son pourcentage d'identification à d'autres techniques de la littérature. Celles-ci sont basées sur des tests statistiques relatifs aux propriétés du canal. Pour les deux choisies, il s'agit de la puissance reçue [GRS<sup>+</sup>17] et du kurtosis [GCWI07].

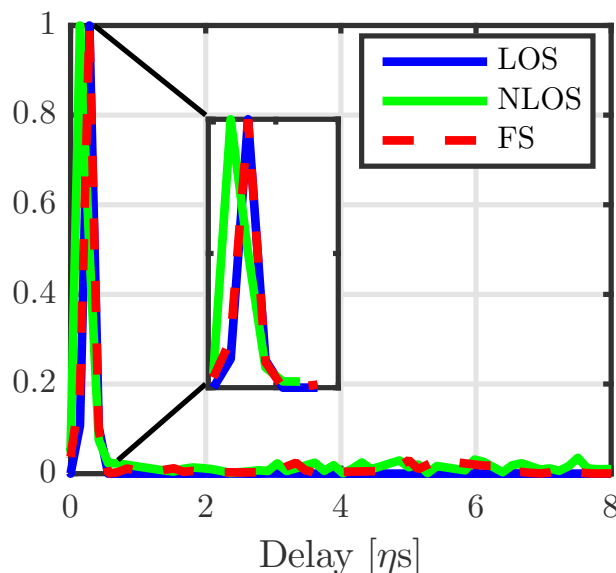


FIGURE 5.4 – Fonctions d’inter-corrélation des réponses impulsionnelles après reconstruction et filtrage

TABLE 5.1 – Pourcentages d’identification

Technique	Energy-based [GRS <sup>+</sup> 17]	Kurtosis-based [GCWI07]	TDOA-based
Pourcentage	67.7%	82.5%	98.4%

Nous observons que la première approche, basée sur l’énergie fournit un faible pourcentage d’identification. Ceci peut être expliqué par la forte atténuation du signal à certaines positions du tunnel, ce qui engendre une fausse identification du trajet direct.

Le choix de la deuxième technique de comparaison s’est porté sur le kurtosis, en se basant sur les résultats fournis par les auteurs de [XWM<sup>+</sup>15] et [GCWI07], et qui ont montré que celui-ci fournit une meilleure identification du LOS par rapport aux autres caractéristiques du canal. Cependant, à faibles distances, le chevauchement entre les densités de probabilité du LOS et du NLOS augmente, donnant lieu à de faibles précisions. Ceci explique la différence de pourcentage entre cette approche et celle basée sur la TDOA, et qui ne dépend pas des statistiques du canal.

Dans ce qui suit, seuls les résultats issus de la deuxième approche seront utilisés pour la comparaison avec notre technique à cause des faibles performances fournies par la première approche.

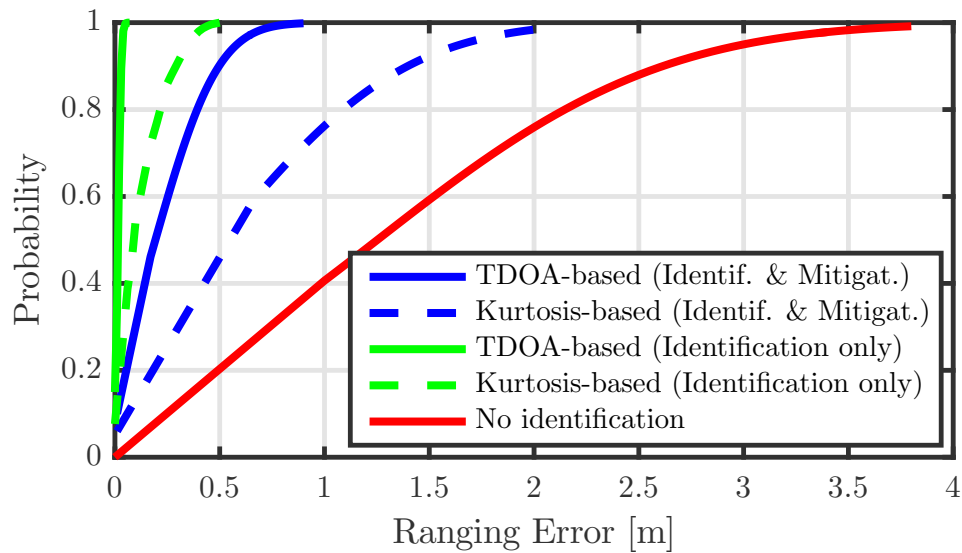


FIGURE 5.5 – Fonction de Distribution Cumulative de l'erreur d'estimation de distance

La figure 5.5 représente la fonction de distribution cumulative de l'erreur d'estimation de distance, pour les deux techniques d'identification. Les deux courbes vertes correspondent à une première stratégie où les mesures aberrantes identifiées en NLOS sont exclues. Alors qu'avec les courbes bleues, un algorithme de correction d'erreur a été appliqué après l'étape d'identification. Les mesures initiales acquises sans identification sont également tracées comme référence. Les résultats montrent que l'approche proposée améliore nettement la précision d'estimation de distance même en considérant les mesures NLOS corrigées. Celle-ci atteint une moyenne de 20cm contre 52cm pour l'approche basée sur le kurtosis. Ces résultats sont conformes aux conclusions faites précédemment sur le pourcentage d'identification.

Les paramètres statistiques relatives à notre approche dans chacun des trois cas « Identification only », « Identif. and Mitigate », et « No identification » sont résumés dans le tableau ci-dessous.

TABLE 5.2 – Paramètres statistiques de la CDF

Method	Identification only	Identif. and Mitigate	No identification
Mean [m]	0.015	0.193	1.252
Std [m]	0.012	0.237	1.063

## 5.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté une nouvelle approche pour faire face aux sources d'erreur liées à l'obstruction de la visibilité directe dans les systèmes de localisation, notamment à faibles distances.

Nous avons exploité la diversité spatiale d'un système à antennes multiples en réception afin d'identifier les conditions de propagation du canal. Cette technique repose sur l'évaluation de la TDOA entre les signaux reçus, et qui est estimée par l'inter-corrélation entre les deux réponses impulsionnelles du système. Cependant, elle est limitée par la largeur de la bande.

Ainsi, nous avons implémenté un algorithme de reconstruction basé sur le principe de l'acquisition comprimée. Celui-ci a une capacité à résoudre un problème sous-déterminé à condition que le signal à reconstruire soit parcimonieux. Grâce à cette technique nous avons pu améliorer la résolution temporelle de  $2.5\eta s$  à  $0.14\eta s$  et ainsi estimer la TDOA avec une grande précision. En comparant sa valeur à la distance séparant les antennes de réception, nous avons pu classifier les canaux en LOS et NLOS.

Les résultats de simulation ont montré qu'un pourcentage d'identification de 98% peut être atteint, alors que les approches statistiques fournissent au maximum 82%. Ceci a été confirmé en évaluant l'erreur d'estimation de distance après identification du canal par les deux techniques. Trois stratégies de localisation ont été implémentées, et les résultats qui leur correspondent ont tous été améliorés.



# Chapitre 6

## Conclusion générale

### 6.1 Synthèse des résultats

Dans le domaine des transports ferroviaires, il est devenu indispensable de disposer d'une information permanente sur la position des rames. Hormis son usage classique dans la navigation et la gestion du trafic, la connaissance de cette information permet également un meilleur dimensionnement des systèmes de communication, conduisant ainsi à des débits élevés et à des faibles consommations énergétiques. L'atteinte de ces performances est promise par les futurs systèmes de communication 5G, cependant, elle est conditionnée par l'environnement de propagation.

Dans des milieux « indoor » complexes, l'information de localisation contribuera alors à enrichir notre connaissance du canal. Toutefois, elle est susceptible de comporter un biais menant à une surestimation de la distance entre l'émetteur et le récepteur, et par conséquent à une dégradation de la qualité de transmission radio.

Ce travail de thèse traite alors deux problématiques majeures rencontrées par les systèmes de transport ferroviaires dans un environnement contraint de type tunnel. Il s'agit de la modélisation réaliste du canal de propagation, et de la précision et la fiabilité de l'information de localisation.

Nous avons alors présenté, dans un premier état de l'art, les nouveaux cas d'usage qu'a introduit la cinquième génération des réseaux mobiles, ainsi que les évolutions technologiques sur lesquelles elle repose pour atteindre les performances requises par ces applications. Celles-ci étant fortement impactées par l'environnement de propagation, une étude a été ensuite effectuée sur les phénomènes de propagation, les paramètres du canal, ainsi que les différentes approches de modélisation existant dans la littérature. Grâce à la réponse impulsionnelle issue de l'un de ces modèles, plusieurs métriques peuvent ainsi être extraites et utilisées dans l'estimation de distance entre l'émetteur et le récepteur. Un second état de l'art sur les systèmes de localisation a été alors présenté. A travers ce chapitre, nous avons pu définir les paramètres de notre système, à savoir, la bande de fréquence utilisée ( $[3.4 - 3.8]GHz$ ), la nature des signaux transmis (OFDM), ainsi que la métrique adoptée pour l'estimation de distance (TOA).

Nous avons ensuite présenté, dans un troisième chapitre, notre approche hybride de modélisation du canal de propagation. Son principe général repose sur la combinaison entre un modèle déterministe à tracé de rayons et un modèle statistique utilisé pour la génération des coefficients du canal. L'association entre ces deux familles de modèles a permis de bénéficier de leurs avantages respectifs, à savoir la précision et la rapidité. Après une description détaillée de l'ensemble des étapes de notre processus, une évaluation des performances a été ensuite effectuée par simulations numériques et mesures expérimentales, où l'environnement de test est un tunnel étroit au sous-sol d'un bâtiment. Les résultats obtenus ont permis d'une part de valider notre approche hybride pour la reproduction du comportement du canal, et d'autre part de confirmer que celui-ci a des propriétés différentes de celles généralement observées dans les environnements « indoor » classiques.

Dans un quatrième chapitre, nous avons exploité la réponse impulsionnelle du canal issue du modèle proposé, afin de prédire les performances d'estimation de distance dans une chaîne de localisation basée sur un système de transmission OFDM. Un algorithme de détection du premier trajet a été alors implémenté par le récepteur afin de calculer la métrique TOA et d'en déduire la distance émetteur-récepteur. Il consiste à comparer les puissances des trajets résolus par le récepteur à un seuil prédéfini, puis d'en identifier le

premier arrivé. Une évaluation des performances a révélé un changement de comportement dans l'erreur d'estimation de distance, et nous a permis de définir deux zones de stationnarité pour chacun des scénarios considérés LOS et NLOS. Enfin, une modélisation statistique de l'erreur a été effectuée pour chaque zone définie. En connaissant ces statistiques, nous pouvons ainsi définir un problème inverse permettant de remonter au scénario de propagation à partir de l'erreur de distance observée, et ainsi de proposer une technique de correction d'erreur appropriée. Or, en absence du trajet direct et à proximité de l'émetteur, il s'est avéré difficile de modéliser le comportement de cette erreur et par conséquent de la corriger. Ce chapitre nous a ainsi permis d'identifier la zone de l'environnement où l'information de localisation est susceptible d'être altérée, entraînant ainsi une dégradation des performances globales du système.

Nous proposons ainsi dans un cinquième chapitre une nouvelle technique basé sur un système de transmission SIMO. Elle consiste d'abord à identifier les conditions de propagation dans le canal puis d'appliquer la stratégie appropriée en corrigeant les mesures aberrantes ou en les excluant. Nous avons alors commencé par présenter l'architecture générale du récepteur, puis d'expliquer le principe de fonctionnement de chaque bloc le constituant. Grâce à l'utilisation d'un algorithme de « compressed sensing », nous avons pu reconstruire les réponses impulsionnelles du canal sur une très large bande, et ainsi d'améliorer la résolution temporelle du système. Ensuite, la TDOA entre ces deux réponses a été estimée par leur fonction d'inter-corrélation. Enfin, le critère de classification des canaux sélectionné est basé sur la distance séparant les deux antennes de réception. A la fin de ce chapitre, l'ensemble des étapes de cette technique ont été évaluées par simulations numériques. Les résultats obtenus ont démontré une forte amélioration des performances du système de localisation en termes de précision et de fiabilité.

## 6.2 Perspectives

Le modèle de propagation hybride proposé dans le cadre de cette thèse a été validé dans un environnement tunnel moins complexe que ceux qu'on retrouve dans le milieu ferroviaire. Il serait alors intéressant de tester sa robustesse dans d'autres environnements présentant plusieurs obstacles.

D'autre part, la fréquence de travail utilisée est celle qui a été privilégiée dans les spécifications de la 5G, néanmoins, il convient également de tester d'autres bandes fréquentielles, notamment dans le spectre millimétrique, où l'on subit d'autres types de distorsions tel que l'absorption.

La troisième perspective à court terme concerne la mobilité des antennes. Dans notre étude, nous l'avons représentée par une succession de positions statiques ainsi que la notion de cohérence spatiale entre les positions du récepteur, mais nous n'avons pas tenu compte de l'effet Doppler. En effet, l'impact de ce dernier sur l'estimation de distance reste négligeable lorsque la largeur de bande est importante, cependant cette hypothèse doit être vérifiée.

A long terme, nous envisageons d'implémenter les nouvelles formes d'onde, qui ont été proposées pour la 5G, dans notre système de localisation. Celles-ci permettront d'une part de pallier aux problèmes de synchronisation, et qui n'ont pas été abordés dans cette étude dû à l'utilisation d'un récepteur non-cohérent à détection d'énergie, et d'autre part à enrichir notre connaissance du canal en exploitant par exemple leurs propriétés de cyclostationnarité.

Une deuxième perspective concernant la problématique d'identification du canal, consiste à combiner l'approche TDOA à celle de l'intelligence artificielle. En effet, grâce au modèle hybride proposé, nous pouvons générer un grand nombre de réalisations du canal, remplaçant ainsi les campagnes de mesure extensives nécessaires à la phase d'apprentissage, puis d'analyser leurs propriétés afin d'extraire le critère pertinent à la phase de classification.

# Bibliographie

- [3GP10] 3GPP. 3rd Generation Partnership Project Release 9, 2010.
- [5G 17] 5G Americas. 5G Spectrum Recommendations, 2017.
- [5GC16] 5GCM. 5G Channel Model for bands up to 100 GHz, 2016.
- [Abu18] Ahmed Abudabbousa. *OFDM based Time Difference Of Arrival Estimation*. PhD thesis, Sorbonne Université, 2018.
- [BBDA08] Mathieu Boutin, Ahmed Benzakour, Charles L. Despins, and Sofiène Affes. Radio wave characterization and modeling in underground mine tunnels. *IEEE Trans. Antennas Propag.*, 56(2) :540–549, 2008.
- [BCY98] William P Bahnfleth, Cynthia A Cogil, and Grenville K Yuill. Three-Dimensional Modeling of Conditioned and Unconditioned Basement Thermal Performance. *Proc. Therm. Perform. Exter. Envel. Build. VII*, 0 :501–522, 1998.
- [BGVGT<sup>+</sup>17] Ramon F. Brena, Juan Pablo García-Vázquez, Carlos E. Galván-Tejada, David Muñoz-Rodríguez, Cesar Vargas-Rosales, and James Fangmeyer. Evolution of Indoor Positioning Technologies : A Survey. *J. Sensors*, pages 1–21, , mar 2017.
- [CDS98] Scott Shaobing Chen, David L. Donoho, and Michael A. Saunders. Atomic Decomposition by Basis Pursuit. *SIAM J. Sci. Comput.*, 20(1) :33–61, jan 1998.

- [CFT08] Abdellah Chehri, Paul Fortier, and Pierre Martin Tardif. Large-Scale Fading and Time Dispersion Parameters of UWB Channel in Underground Mines. *Int. J. Antennas Propag.*, 2008 :1–10, 2008.
- [CGSL16] Xuerong Cui, Thomas Aaron Gulliver, Houbing Song, and Juan Li. Real-Time Positioning Based on Millimeter Wave Device to Device Communications. *IEEE Access*, 4 :5520–5530, 2016.
- [Cho17] Nidhi Chouhan. Detection Techniques and Spectrum Sensing in Cognitive Radio. *Int. J. Electron. Electr. Comput. Syst.*, 6(9) :316–326, 2017.
- [CR05] Emmanuel Candes and Justin Romberg.  $l_1$ -magic : Recovery of sparse signals via convex programming, 2005.
- [CW08] Emmanuel J. Candes and Michael B. Wakin. An introduction to compressive sampling : A sensing/sampling paradigm that goes against the common knowledge in data acquisition. *IEEE Signal Process. Mag.*, 25(2) :21–30, mar 2008.
- [CZ05] Li Cong and Weihua Zhuang. Nonline-of-sight error mitigation in mobile location. *IEEE Trans. Wirel. Commun.*, 4(2) :560–573, 2005.
- [End10] Joachim H.G. Ender. On compressive sensing applied to radar. *Signal Processing*, 90(5) :1402–1414, may 2010.
- [ETS98] ETSI. Umts 30.03 (Tr 101 112 V3.2.0 (1998-04)), 1998.
- [FIG<sup>+</sup>09] Ulric Ferner, Student Member Ieee, Andrea Giorgetti, Member Ieee, Moe Z Win, and Fellow Ieee. Ranging With Ultrawide Bandwidth Signals in Multipath Environments. *Proc. IEEE*, 97(2) :404–426, 2009.
- [FKP] Robert Felbecker, Wilhelm Keusgen, and Michael Peter. Ray-Tracing Simulations of the 60 GHz Incabin Radio Channel 2 . Ray-Tracing Tool and 3D Model. pages 2–5.
- [GART13] Camillo Gentile, Nayef Alsindi, Ronald Raulefs, and Carole Teolis. Ranging and Localisation in Harsh Multipath Environments. In *Geolocation Tech. Princ. Appl.*, pages 17–57. Springer, New York, 2013.

- [GCWI07] İsmail Güvenç, Chia-Chin Chong, Fujio Watanabe, and Hiroshi Inamura. Nlos identification and weighted least-squares localization for uwb systems using multipath channel statistics. *EURASIP J. Adv. Signal Process.*, 2008(1) :271984, Aug 2007.
- [GKRG17] Mevlut Turker Garip, Paul Hyungmin Kim, Peter Reiher, and Mario Gerla. INTERLOC : An interference-aware RSSI-based localization and sybil attack detection mechanism for vanets. In *14th IEEE Annu. Consum. Commun. Netw. Conf.*, pages 1–6, Las Vegas, jan 2017. IEEE.
- [GpLD11] Concepcion Garcia-pardo, Martine Lienard, and Pierre Degauque. Time Domain Analysis of Propagation Channels in Tunnels. *AICT 2011The Seventh Adv. Int. Conf. Telecommun.*, (c) :1–5, 2011.
- [GRS<sup>+</sup>17] Karthikeyan Gururaj, Anojh Kumaran Rajendra, Yang Song, Choi Look Law, and Guofa Cai. Real-time identification of NLOS range measurements for enhanced UWB localization. In *Int. Conf. Indoor Position. Indoor Navig.*, pages 1–7, Sapporo, sep 2017. IEEE.
- [GS02] Fabio Graziosi and Fortunato Santucci. A general correlation model for shadow fading in mobile radio systems. *IEEE Commun. Lett.*, 6(3) :102–104, 2002.
- [HKJ14] Andrej Hrovat, Gorazd Kandus, and Tomavz Javornik. A Survey of radio propagation modeling for tunnels. *IEEE Commun. Surv. Tutorials*, 16(2) :658–669, 2014.
- [Hob18] Steve Hobbs. Valuing 5G Spectrum : Valuing the 3 . 5 GHz and C-Band Frequency Range. (February) :1–8, 2018.
- [HP08] Mohammad Heidari and Kaveh Pahlavan. Identification of the absence of direct path in ToA-based indoor localization systems. *Int. J. Wirel. Inf. Networks*, 15(3-4) :117–127, dec 2008.
- [Hro16] Andrej Hrovat. NLOS Channel Detection with Multilayer Perceptron in Low-Rate Personal Area Networks for Indoor Localization Accuracy ... (May), 2016.

- [IKN<sup>+</sup>16] Christian Ibars, Utsav Kumar, Huaning Niu, Hyejung Jung, and Sameer Pawar. A comparison of waveform candidates for 5G millimeter wave systems. *Conf. Rec. - Asilomar Conf. Signals, Syst. Comput.*, 2016-Febru :1747–1751, 2016.
- [IR09] ITU-R. Guidelines for evaluation of radio interface technologies for IM-Tadvanced, 2009.
- [IWR10] Josep Colom Ikuno, Martin Wrulich, and Markus Rupp. System level simulation of LTE networks - Google Search. (i), 2010.
- [JZNR13] George R Maccartney Jr, Junhong Zhang, Shuai Nie, and Theodore S Rappaport. Path Loss Models for 5G Millimeter Wave Propagation Channels in Urban Microcells. 2013.
- [LETM14] Erik G. Larsson, Ove Edfors, Fredrik Tufvesson, and Thomas L. Marzetta. Massive MIMO for next generation wireless systems. *IEEE Commun. Mag.*, 52(2) :186–195, feb 2014.
- [LLHR03] Abdelmonaem Lakhzouri, Elena Simona Lohan, Ridha Hamila, and Markku Rentors. Extended Kalman filter channel estimation for line-of-sight detection in WCDMA mobile positioning. *EURASIP J. Appl. Signal Processing*, 2003(13) :1268–1278, dec 2003.
- [LLL<sup>+</sup>17] Shuang De Li, Yuan Jian Liu, Le Ke Lin, Zhong Sheng, Xiang Chen Sun, Zhi Peng Chen, and Xiao Jun Zhang. Channel Measurements and Modeling at 6 GHz in the Tunnel Environments for 5G Wireless Systems. *Int. J. Antennas Propag.*, 2017, 2017.
- [LT99] Xiaoming Lai and H. Torp. Interpolation methods for time-delay estimation using cross-correlation method for blood velocity measurement. *IEEE Trans. Ultrason. Ferroelectr. Freq. Control*, 46(2) :277–290, March 1999.
- [LTCG13] Stephen G. Larew, Timothy A. Thomas, Mark Cudak, and Amitava Ghosh. Air interface design and ray tracing study for 5G millimeter wave communications. *2013 IEEE Globecom Work. GC Wkshps 2013*, pages 117–122, 2013.



- [LUO13] Meiling LUO. *Indoor radio propagation modeling for system performance prediction*. PhD thesis, 2013.
- [LZL<sup>+</sup>17] Xiaolin Liang, Hao Zhang, Tingting Lyu, Han Xiao, and T. Aaron Gulliver. A novel time of arrival estimation algorithm using an energy detector receiver in MMW systems. *EURASIP J. Adv. Signal Process.*, pages 83, , dec 2017.
- [MGPLD09] J. M. Molina-Garcia-Pardo, M. Lienard, and P. Degauque. Propagation in tunnels : Experimental investigations and channel modeling in a wide frequency band for MIMO applications. *Eurasip J. Wirel. Commun. Netw.*, 2009, 2009.
- [MKJH10] Juha Meinilä, Pekka Kyösti, Tommi Jämsä, and Lassi Hentilä. WINNER II Channel Models, 2010.
- [PJHvH02] V. Pohl, V. Jungnickel, T. Haustein, and C. von Helmolt. Antenna spacing in MIMO indoor channels. In *IEEE 55th Veh. Technol. Conf.*, volume 2, pages 749–753, Birmingham, 2002. IEEE.
- [PP06] Pascal Pagani and Patrice Pajusco. Modélisation statistique du canal de propagation Ultra Large Bande par l ’ analyse de mesures expérimentales Sommaire s. pages 1–20, 2006.
- [PS17] Anup Paul and Takuro Sato. Localization in Wireless Sensor Networks : A Survey on Algorithms, Measurement Techniques, Applications and Challenges. *J. Sens. Actuator Networks*, 6(4) :24, oct 2017.
- [RKKJ15] Leszek Raschkowski, Pekka Kyösti, Katsutoshi Kusume, and Tommi Jämsä. METIS D1.4 : METIS Channel Models, 2015.
- [SA15] Trifun Savić and Radoje Albijanić. CS reconstruction of the speech and musical signals. In *Proc. 4th Mediterr. Conf. Embed. Comput.*, pages 299–302, Budva, jun 2015. IEEE.
- [SCJ<sup>+</sup>10] Mariana Spangenberg, Vincent Calmettes, Olivier Julien, Jean Yves Tourneret, and Grégoire Duchâteau. Detection of variance changes and mean

- value jumps in measurement noise for multipath mitigation in urban navigation. *Navig. J. Inst. Navig.*, 57(1) :35–52, mar 2010.
- [SEB<sup>+</sup>16] Camelia Skiribou, Raja Ellassali, Fouzia Elbahhar Boukour, Aziz Benlarbi-Delaï, Khalid Elbaamrani, and Nouredine Idboufker. Ranging error estimation in indoor environment at 10 GHz. In *2016 Int. Conf. Indoor Position. Indoor Navig. IPIN 2016*. IEEE, oct 2016.
- [SFCA<sup>+</sup>15] Vladimir Savic, Javier Ferrer-Coll, Per Angskog, Jose Chilo, Peter Stenumgaard, and Erik G. Larsson. Measurement Analysis and Channel Modeling for TOA-Based Ranging in Tunnels. *IEEE Trans. Wirel. Commun.*, 14(1) :456–467, jan 2015.
- [SG05] Z. Sahinoglu and I. Guvenc. Threshold-Based TOA Estimation for Impulse Radio UWB Systems. In *2005 IEEE Int. Conf. Ultra-Wideband*, pages 420–425. IEEE, 2005.
- [Sin16] Awadhesh Kumar Singh. Range-based Primary User Localization in Cognitive Radio Networks. *Procedia Comput. Sci.*, 93 :199–206, jan 2016.
- [SPDR17] Mihajlo Stefanovic, Stefan R. Panic, Rausley A.A. De Souza, and Juan Reig. Recent Advances in RF Propagation Modeling for 5G Systems. *Int. J. Antennas Propag.*, 2017, 2017.
- [STR<sup>+</sup>15] Shu Sun, Timothy A. Thomas, Theodore S. Rappaport, Huan Nguyen, Istvan Z. Kovacs, and Ignacio Rodriguez. Path loss, shadow fading, and line-of-sight probability models for 5G urban macro-cellular scenarios. *2015 IEEE Globecom Work. GC Wkshps 2015 - Proc.*, (Ci), 2015.
- [Tch06] Friedman Tchoffo Talom. *Modélisation déterministe du canal de propagation Indoor dans un contexte Ultra Wide Band*. PhD thesis, 2006.
- [TG07] Joel A. Tropp and Anna C. Gilbert. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit. *IEEE Trans. Inf. Theory*, 53(12) :4655–4666, Dec 2007.
- [Tro04] Joel A. Tropp. Greed is good : algorithmic results for sparse approximation. *IEEE Trans. Inf. Theory*, 50(10) :2231–2242, Oct 2004.

- [WGW01] MP Wylie-Green and SS Wang. Robust range estimation in the presence of the non-line-of-sight error, 2001.
- [Wrc17] The Wrc. The WRC series Considerations for the 3.5 GHz IMT range : getting ready for use GSMA WRC SERIES-CONSIDERATIONS FOR THE 3.5 GHZ IMT RANGE : GETTING READY FOR USE. (May), 2017.
- [XGJ16] Hongxiang Xie, Feifei Gao, and Shi Jin. An Overview of Low-Rank Channel Estimation for Massive MIMO Systems. *IEEE Access*, 4 :7313–7321, 2016.
- [XWM<sup>+</sup>15] Zhuoling Xiao, Hongkai Wen, Andrew Markham, Niki Trigoni, Phil Blunsom, and Jeff Frolik. Non-Line-of-Sight Identification and Mitigation Using Received Signal Strength. *IEEE Trans. Wirel. Commun.*, 14(3) :1689–1702, mar 2015.
- [XZ11] Wenjie Xu and Seyed A. Zekavat. High performance non-line-of-sight identification using MIMO-OFDM space frequency correlation statistics. In *IEEE 22nd Int. Symp. Pers. Indoor Mob. Radio Commun.*, pages 1299–1303, Toronto, sep 2011. IEEE.
- [YZC18] Xiaofeng Yang, Feng Zhao, and Tiejun Chen. NLOS Identification for UWB Localization Based on Import Vector Machine. *AEU - Int. J. Electron. Commun. (2018)*, , feb 2018.
- [ZA08] Sun Zhi and I F Akyildiz. Channel Modeling of Wireless Networks in Tunnels. *Glob. Telecommun. Conf. 2008. IEEE GLOBECOM 2008. IEEE*, pages 1–5, 2008.
- [ZGL17] Faheem Zafari, Athanasios Gkelias, and Kin Leung. A Survey of Indoor Localization Systems and Technologies, 2017.
- [Zha03] Y. P. Zhang. Novel model for propagation loss prediction in tunnels. *IEEE Trans. Veh. Technol.*, 52(5) :1308–1314, 2003.
- [Zho17] Chenming Zhou. Ray Tracing and Modal Methods for Modeling Radio Propagation in Tunnels with Rough Walls. *IEEE Trans. Ant. Propag.*, 65(5) :2624–2634, may 2017.

- [ZSYT16] Huiling Zuo, Hengguo Song, Tianpeng Yuan, and Xiaofeng Tao. Channel modeling and estimation in high-speed mobile environment. *IEEE Veh. Technol. Conf.*, 2016-July, 2016.
- [ZZZ<sup>+</sup>15] Xin Zhou, Zhangdui Zhong, Bei Zhang, Ruisi He, Ke Guan, Qi Wang, and David Matolak. Experimental Characterization and Correlation Analysis of Indoor Channels at 15 GHz. *Int. J. Antennas Propag.*, 2015, 2015.