

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC EN ABITIBI-TÉMISCAMINGUE

MODÉLISATION D'UN CANAL À 60 GHz EN UTILISANT LES RÉSEAUX DE NEURONES
PERCEPTRON MULTICOUCHES

MÉMOIRE

PRÉSENTÉ

COMME EXIGENCE PARTIELLE

DE LA MAÎTRISE EN INGÉNIERIE

PAR

CHAIMAA BENKIRANE

AOUT, 2013



BIBLIOTHÈQUE

Cégep de l'Abitibi-Témiscamingue
Université du Québec en Abitibi-Témiscamingue

Mise en garde

La bibliothèque du Cégep de l'Abitibi-Témiscamingue et de l'Université du Québec en Abitibi-Témiscamingue a obtenu l'autorisation de l'auteur de ce document afin de diffuser, dans un but non lucratif, une copie de son œuvre dans Depositum, site d'archives numériques, gratuit et accessible à tous.

L'auteur conserve néanmoins ses droits de propriété intellectuelle, dont son droit d'auteur, sur cette œuvre. Il est donc interdit de reproduire ou de publier en totalité ou en partie ce document sans l'autorisation de l'auteur.

Warning

The library of the Cégep de l'Abitibi-Témiscamingue and the Université du Québec en Abitibi-Témiscamingue obtained the permission of the author to use a copy of this document for non-profit purposes in order to put it in the open archives Depositum, which is free and accessible to all.

The author retains ownership of the copyright on this document. Neither the whole document, nor substantial extracts from it, may be printed or otherwise reproduced without the author's permission.

Dédicace

*À celui qui m'a indiqué la bonne voie en me rappelant que
la volonté fait toujours les grands hommes...*

À mon Père.

*À celle qui a attendu avec patience les fruits de sa bonne
éducation...*

À ma mère.

Aucun mot ne pourra exprimer mes sentiments envers vous.

À mes chers deux frères.

*Pour tout l'amour et le soutien que vous m'avez offert, je
vous dis MERCI.*

À toute ma famille

À tous mes Amis

À tous ceux qui m'aiment

À tous ceux que j'aime ...

Je dédie ce modeste travail

Chaimaa

Remerciements

En préambule à ce mémoire, il m'est agréable de m'acquitter d'une dette de reconnaissance auprès de toutes les personnes, qui m'ont apporté leur aide et qui ont contribué à l'élaboration de ce mémoire ainsi qu'à la réussite de ces deux formidables années universitaires.

Je tiens à exprimer ma profonde gratitude et tiens aussi à remercier tout le personnel du laboratoire de Recherche Télébec en communications souterraines (LRTCS) pour leur soutien et pour leur générosité considérable quant à l'offre de l'information.

Je tiens à exprimer mes profondes gratitude à M. Nahi Kandil , mon Directeur de Recherche au LRTCS, Professeur à l'Université du Québec en Abitibi-Témiscamingue (UQAT) et responsable du programme de la Maîtrise en Ingénierie, de m'avoir accueilli dans son groupe de recherche très dynamique et qui a veillé au bon déroulement de mon projet, pour ses conseils pertinents et pour sa disponibilité.

Mes remerciements s'adressent également à Monsieur Nadir Hakem, Professeur à l'Université du Québec en Abitibi-Témiscamingue, et qui, en tant que Codirecteur de recherche, s'est toujours montré à l'écoute et très disponible tout au long de la réalisation de ce projet, ainsi pour l'inspiration, l'aide et le temps qu'il a bien voulu me consacrer.

Que le corps professionnel et administratif de l'UQAT trouve ici mes vifs remerciements.

Que messieurs les membres de jury trouvent ici l'expression de mes reconnaissances pour avoir accepté de juger mon travail.

Que tous ceux et celles qui ont contribué de près ou de loin à l'accomplissement de ce travail trouvent l'expression de mes remerciements les plus chaleureux.

Résumé

Ce Travail s'inscrit dans le cadre d'un projet à l'intérieur d'une mine souterraine envisagé par le laboratoire LRTCS (Laboratoire de Recherche Télébec en Communications souterraines) à Val d'Or. Il concerne plus précisément la modélisation du canal à la fréquence 60 GHz dans la Mine CANMET située au Nord Ouest du Québec, dont les Mesures ont été obtenues par un autre étudiant de maîtrise.

La modélisation d'un canal consiste à tenter de mieux connaître les propriétés des signaux émis/reçus dans cet environnement minier comportant des parois rocheuses de rugosité importante. Étant un environnement complexe, le déploiement des systèmes de communication nécessite une parfaite connaissance du milieu de propagation.

La modélisation d'un canal est devenue un sujet d'actualité dans le domaine de la recherche, et elle a été traitée dans plusieurs travaux en se basant sur des modèles traditionnels permettant de déterminer le comportement du canal de propagation selon des modèles analytiques, empiriques ou stochastiques.

Nous proposons dans notre projet, la modélisation d'un canal à 60 GHz dans un milieu confiné en se basant sur la méthode des Réseaux de neurones perceptron multicouches. Ce travail est basé sur des mesures menées en milieu confiné pour entraîner et créer l'architecture du réseau de neurones MLP.

À partir de ce Modèle extrait des mesures expérimentales, plusieurs simulations ont été effectuées et permettent de montrer la capacité de modéliser le canal à 60 GHz avec ce type de réseau de neurones dans un environnement minier avec une parfaite précision.

Table des matières

Dédicace.....	ii
Remerciements.....	iii
Résumé.....	iv
Liste des tableaux.....	viii
Liste des figures.....	ix
Liste des Acronymes.....	xi
Chapitre 1: Introduction générale	1
1.1 Problématique de la Recherche.....	2
1.2 Objectif de la Recherche.....	2
1.3 Méthodologie de la Recherche.....	3
1.4 Plan de l'étude	3
Chapitre 2 : Technologie 60 GHz	5
2.1 Introduction.....	5
2.2 Régulation et normalisation	6
2.2.1 IEEE 802.15.3c.....	7
2.2.2 ECMA 387.....	9
2.2.3 Wireless HD.....	10
2.2.4 WiGig Alliance	11
2.3 Les Caractéristiques de la Technologie 60 GHz.....	11
2.4 Comparaison entre les Technologies 60 GHz, UWB et 802.11n.....	12
2.5 Applications potentielles.....	13
2.6 Conclusion	15
Chapitre 3: Canal de propagation.....	16
3.1 Introduction.....	16

3.2	Définition	16
3.3	Propagation en espace libre.....	17
3.4	Propagation par trajets multiples dans un environnement confiné minier	19
3.4.1	Évanouissements.....	22
3.5	Différentes familles de modèles de Propagation.....	24
3.5.1	Modélisation déterministe.....	25
3.5.2	Modélisation stochastique.....	26
3.5.3	Différents modèles existants	27
3.5.4	Travaux antérieurs sur la modélisation d'un canal de propagation à 60 GHz.....	32
3.6	Description de l'environnement souterrain minier	34
3.7	Conclusion	35
Chapitre 4: Réseaux de neurones.....		36
4.1	Introduction.....	36
4.2	Neurone biologique.....	36
4.2.1	Structure.....	36
4.2.2	Fonctionnement.....	37
4.3	Bref Historique.....	38
4.4	Généralités	39
4.4.1	Neurone formel	39
4.4.2	Réseaux de neurones artificiels.....	42
4.4.3	Différentes configurations de réseaux.....	44
4.4.4	Avantages et Applications	46
4.4.5	Apprentissage des réseaux de Neurones	47
4.5	Réseaux de Neurones perceptron multicouches.....	49
4.5.1	Méthode d'apprentissage du réseau MLP.....	51
4.6	Conclusion	57

Chapitre 5 : Résultats et Analyse.....	58
5.1 Introduction.....	58
5.2 Modélisation du canal minier.....	58
5.2.1 Modélisation de la fonction du transfert du canal.....	58
5.2.2 Modélisation dans le domaine temporelle.....	64
5.3 Conclusion	80
Chapitre 6 : Conclusion générale et perspective.....	81
Annexe.....	85
Bibliographies.....	89

Liste des tableaux

<i>Tableau 1 Puissances à l'émission allouée par continents [7-8]</i>	<i>7</i>
<i>Tableau 2 Principales spécifications techniques de la norme IEEE.802.15c [9].....</i>	<i>9</i>
<i>Tableau 3 Bande Passante et la puissance allouée pour UWB, WLAN et 60 GHz</i>	<i>13</i>
<i>Tableau 4 Comparaison l'erreur quadratique entre le modèle MLP et TDL</i>	<i>78</i>

Liste des figures

<i>Figure 1 Régulation de fréquence dans le monde pour la bande 60GHz [7]</i>	6
<i>Figure 2 Plan de fréquence [11]</i>	8
<i>Figure 3 Canal de Propagation et canal de Transmission</i>	16
<i>Figure 4 Exemple de propagation en espace libre</i>	18
<i>Figure 5 Principaux Mécanismes de propagation</i>	20
<i>Figure 6 Processus d'évanouissement du Signal</i>	23
<i>Figure 7 Fluctuations à petite et à grande échelle de la réponse du canal</i>	24
<i>Figure 8 Classification des approches de modélisation de canaux</i>	25
<i>Figure 9 Profil typique de retard de puissance qui conduit à combiner deux parcours de réponse et la modélisation S-V</i>	31
<i>Figure 10 Photo d'une galerie Minière</i>	34
<i>Figure 11 Neurone biologique et ses principaux composants</i>	37
<i>Figure 12 Propagation de l'influx nerveux</i>	38
<i>Figure 13 Neurone formel</i>	40
<i>Figure 14 Fonction Heaviside</i>	41
<i>Figure 15 Fonction sigmoïde</i>	42
<i>Figure 16 Autres fonctions d'activations</i>	42
<i>Figure 17 Schéma générale d'un réseau de Neurones</i>	43
<i>Figure 18 Réseau de Neurones multicouches</i>	44
<i>Figure 19 Réseau à connexions locales</i>	45
<i>Figure 20 Réseau à connexions récurrentes</i>	45
<i>Figure 21 Réseau à connexion complète</i>	46
<i>Figure 22 Apprentissage supervisée</i>	48
<i>Figure 23 Apprentissage non supervisée</i>	49
<i>Figure 24 Graphe d'architecture d'un Perceptron multicouches avec deux couches cachées</i> ...	50
<i>Figure 25 Graphe de flux des signaux du neurone de sortie j</i>	52
<i>Figure 26 Graphe de flux des signaux du neurone caché j</i>	55
<i>Figure 27 Architecture du réseau MLP pour l'atténuation du canal de transmission</i>	59

<i>Figure 28 Atténuation du canal estimée par le réseau MLP avec 50% de mesures pour l'entraînement.....</i>	<i>61</i>
<i>Figure 29 Zoom de la partie dans la distance 1</i>	<i>62</i>
<i>Figure 30 Atténuation du canal de transmission estimée par le réseau MLP avec 10 % des mesures pour entraînement.....</i>	<i>63</i>
<i>Figure 31 Architecture du Réseau MLP pour un trajet en fonction du retard donné pour chaque distance.</i>	<i>64</i>
<i>Figure 32 Réponse impulsionnelle estimée par le réseau MLP</i>	<i>65</i>
<i>Figure 33 Réponse impulsionnelle estimée par le réseau MLP en mode linéaire</i>	<i>66</i>
<i>Figure 34 Réponse impulsionnelle estimée par le réseau MLP à la distance 1m</i>	<i>67</i>
<i>Figure 35 Réponse impulsionnelle estimée par le réseau MLP à la distance 2m</i>	<i>68</i>
<i>Figure 36 Réponse impulsionnelle estimée par le réseau MLP à la distance 3m</i>	<i>69</i>
<i>Figure 37 Réponse impulsionnelle estimée par le réseau MLP à la distance 4m</i>	<i>70</i>
<i>Figure 38 Réponse impulsionnelle estimée par le réseau MLP à la distance 5m</i>	<i>71</i>
<i>Figure 39 Réponse impulsionnelle estimée par modèle Tapped delay line à la distance 1m.....</i>	<i>73</i>
<i>Figure 40 Réponse impulsionnelle estimée par modèle Tapped delay line à la distance 2m.....</i>	<i>74</i>
<i>Figure 41 Réponse impulsionnelle estimée par modèle Tapped delay line à la distance 3m.....</i>	<i>75</i>
<i>Figure 42 Réponse impulsionnelle estimée par modèle Tapped delay line à la distance 4m.....</i>	<i>76</i>
<i>Figure 43 Réponse impulsionnelle estimée par modèle tapped delay line à la distance 5m.....</i>	<i>77</i>
<i>Figure 44 Comparaison de l'erreur entre les réseaux de neurones MLP et le modèle tapped delay line pour toutes les distances.....</i>	<i>79</i>

Liste des Acronymes

Par souci de lisibilité, les acronymes seront parcimonieusement utilisés dans ce manuscrit. Toutefois, pour les termes très fréquents, leur utilisation sera privilégiée. La signification d'un sigle ou d'un acronyme ne sera rappelée qu'à sa première apparition dans le manuscrit. De plus, nous utiliserons toujours l'acronyme le plus couramment employé par la communauté scientifique ce qui implique que la plupart des sigles ou acronymes correspondent à des termes anglais. Par la suite, nous donnons la signification des acronymes en langue anglaise.

ACMA	Australian Communications and Media Authority
AV	Audio/Video
BW	Bandwidth
C	Capacity
CEPT	European Conference of Postal and Telecommunications
DBPSK	Differentiel BPSK
ECMA	European Computer Manufacturer's Association
ETRI	Electronics and Telecommunications Research Institute
FCC	Federal Communications Comission
FFT	Fast Fourier Transform
GEDC	Georgia Electronic Design Center
GMSK	Gaussian minimum-shift keying
GHz	Gigahertz
HDMI	High-Definition Multimedia Interface
HRP	High-Rate PHY
HSI	High Speed Interface
IBM	International Business Machines
IEEE	Institute of Electrical and Electronics Engineers
LOS	Line Of Sight
LRP	Low-Rate PHY
MCS	Modulation and Coding Scheme
MIMO	Multiple Input Multiple Output
MLP	Multilayer Perceptron
MSE	Mean Square Error
MWFSG	Millimeter Wave band Frequency Study Group
NL	Non Linéaire
NLOS	Non Line Of Sight
PAL	Phase Alternating Line
PL	Path Loss
OFDM	Orthogonal frequency-division multiplexing
OOK	On-off keying
QAM	Quadrature amplitude modulation
QPSK	Quadrature phase shift keying

RNA	Réseaux de Neurones Artificiels
RS	Reed Salomon
SC	Single Carrier
SCBT	Single Carrier Blocked Transmission
SNR	Signal to noise Ratio
TDL	Tapped delay Line
USA	United States Of America
UWB	Ultra WideBand
VNA	Vector Network Analyser
WiGig	Wireless Gigabit
WirelessHD	Wireless High Definition
WPAN	Wireless Personal Area Network

Chapitre 1: Introduction générale

Les applications sans fil s'incrument dans notre vie quotidienne et deviennent parfois un besoin essentiel, que ce soit au niveau social, professionnel, scientifique, médical ou militaire. Ainsi, les télécommunications sans fil ont connu un grand intérêt depuis plus d'une décennie, car elles permettent une simplification des infrastructures par rapport aux télécommunications filaires, une mobilité des terminaux sans contraintes de câblage, et enfin un usage plus simple à l'utilisateur.

Durant ces dernières années, la bande de fréquence de 60 GHz a trouvé un grand intérêt pour le futur des télécommunications et spécialement pour la transmission à très haut débit, ce qui a fait l'objet actuel de travaux et de développements importants. En effet, cette bande de 7 GHz utilise des fréquences qui varient entre 59 GHz et 66 GHz sans licence, et destinée à supporter les applications de réseaux sans fil requérant des débits de transfert de données très élevés. Cette dernière peut être utilisée dans les systèmes de communication dans un environnement minier.

L'environnement minier étant un environnement très complexe, nécessitant des systèmes de communications afin de surveiller, contrôler et communiquer avec les mineurs. Chaque année de nombreux effondrements, incendies ou autres accidents survenant dans les mines font plusieurs victimes, ceci est causé par les systèmes filaires utilisés tels que le câble coaxial ou autres qui sont devenus des moyens inefficaces en cas d'urgence, d'où vient l'idée des systèmes de communication sans fil dans les galeries minières.

Un réseau de communications sans fil dans la mine peut servir à communiquer entre les mineurs, entre les mineurs et le système de communication déployé en surface et à commander à distance des équipements tels que des véhicules et/ou des équipements de forage.

1.1 Problématique de la Recherche

L'environnement confiné minier est un milieu comportant de fortes et chaotiques rugosités sur les parois rocheuses d'un tunnel minier, la variabilité de nature géologique de la roche, la présence sporadique de flac d'eau au sol, la présence de différents systèmes tuyauterie pour le transport de l'aire et de l'eau, Tous ses aspects ont une grande influence sur la propagation des ondes radio qui subit de nombreux phénomènes lors de la communication radio tels que la réflexion, la réfraction, la diffraction et la diffusion à cause de la composition des murs, du plafond et du sol. Des évanouissements ou des interférences inter-symboles peuvent être causés par l'effet multi-trajet, ainsi que la perte due aux obstacles ou aux multi-trajets, ou la distance entre l'émetteur et le récepteur. . De plus la propagation des ondes RF est d'autant plus complexe lorsqu'elle est soumise à l'effet de Doppler dû au déplacement de l'émetteur et/ou du récepteur et/ou le décor les entourant.

Sans la connaissance du comportement du signal RF, il devient difficile de trouver des équipements adéquats qui assurent de bonnes performances dans cet environnement d'obtenir la transmission des informations avec une haute fiabilité. Donc, il est absolument nécessaire d'avoir toutes des informations précises sur le comportement du canal minier. Par conséquent, la modélisation du canal dans un tel environnement est une étape très importante.

1.2 Objectif de la Recherche

Modéliser un canal c'est trouver une représentation mathématique, de diagramme et d'algorithmes utilisés pour représenter les caractéristiques de la propagation d'un signal radio pour un environnement.

On parle d'un environnement minier, en effet le milieu minier est un environnement particulier avec ses parois rocheuses très chaotiques, la nature de la roche variable, son architecture irrégulière et ses nombreux obstacles.

Dans le cadre de ce travail de recherche, l'objectif consiste à modéliser un canal à 60 GHz en utilisant les réseaux de neurones MLP, en partant de données

recueillies de manière expérimentale au sein d'une ancienne mine d'Or située à Val-d'Or.

Le modèle vise l'estimation l'atténuation du canal de transmission et la réponse impulsionnelle du signal reçu dans la bande de fréquence 60 GHz en utilisant les réseaux de neurones MLP et de comparé celui avec un modèle de propagation usuel.

1.3 Méthodologie de la Recherche

La modélisation du canal proposée dans ce travail est basé sue les mesures obtenues par un autre étudiant à la maîtrise. Les mesures représentent la fonction de transfert du signal 60 GHz dans un milieu souterrain, obtenues à partir du VNA et qui se composent d'une amplitude et d'une phase. Dans un premier temps, nous modéliserons l'enveloppe de la fonction de transfert associée à ces mesures. Nous avons retenu le modèle de réseaux de neurones MLP pour une modélisation précise de ce canal.

Nous proposons ensuite une modélisation avec la même méthode neuronale dans le domaine temporel de la réponse impulsionnelle associée à chacun des fonctions de transfert du canal. Enfin, nous avons comparé les performances du modèle proposé en se comparant à un modèle couramment usuel pour montrer la précession de notre modèle.

1.4 Plan de l'étude

Le reste de ce mémoire se compose de cinq chapitres, Le deuxième chapitre rappelle les concepts de base sur la technologie 60 GHZ.

Dans le chapitre suivant, nous présentons les différents aspects du canal de propagation, les principaux phénomènes caractérisant un canal de propagation et les types de modélisations existants.

Le quatrième chapitre, il est conçu pour répondre à la problématique du sujet de recherche par la description de la méthode envisagée ainsi que la théorie des réseaux de neurones MLP.

Dans le cinquième chapitre, nous présentons le réseau de neurones créé dans ce projet, ainsi que l'analyse des résultats obtenus.

En dernier lieu, nous concluons ce travail et proposons des perspectives.

Chapitre 2 : Technologie 60 GHz

2.1 Introduction

Les systèmes de communications à ondes millimétriques ont apparu depuis une dizaine d'années comme une solution prometteuse pour de nouveaux types de réseaux sans fil [12] [13]. Les origines de la communication sans fil des ondes porteuses non modulées à 60 GHz peuvent remonter à Jagadis Chandria Bose [1]. En 1895, Bose a commandé une cloche à distance et a explosé une poudre à canon sur une distance d'un mile à l'aide d'une onde porteuse de 60 GHz. Malheureusement, la technologie des semi-conducteurs n'était pas disponible à cette époque afin de développer et d'explorer les communications sans fil avec les ondes porteuses 60 GHz. Ce n'est qu'après l'introduction des semi-conducteurs à ondes millimétriques que l'intérêt à la bande 60 GHz a été ravivé [2-6].

Une nouvelle impulsion a été fournie par la Commission fédérale des communications (FCC) en 2001, quand elle a alloué les fréquences entre 57 GHz et 66 GHz pour les communications sans licence. Et depuis ce temps, un certain nombre d'activités de normalisation ont été lancées, le potentiel de nombreuses applications a été envisagé, de nouvelles antennes et conceptions de circuits RF ont été proposées et de nouvelles techniques de traitement de signal en bande de base ont été mises en place.

Au cours des dernières décennies, la technologie des systèmes à 60 GHz a été utilisée dans une grande variété d'applications, notamment pour la mise en place de réseaux d'accès [14]. Dans le spectre des ondes millimétriques, trois bandes particulières ont été repérées, pour différents types d'applications : 30 GHz, 40 GHz et 60 GHz. Cependant, la bande autour de 60 GHz présente des avantages majeurs, surtout concernant les réglementations et l'allocation des fréquences.

Ce chapitre est consacré à la présentation le contexte de l'étude de la technologie 60 GHz. On commence par décrire une généralité sur les différentes

normes et standards développés pour cette dernière. Ensuite, on fera comparaison sommaire avec d'autres technologies de communication sans fil. On présentera enfin quelques caractéristiques intrinsèques et les applications potentielles de la bande 60 GHz.

2.2 Régulation et normalisation

Les organismes de régulation autorisant l'utilisation de la bande 60 GHz sans licence sont les suivants:

- Federal Communications Commission (FCC) pour les USA.
- Conférence Européenne des Postes et Télécommunications (CEPT) pour l'Europe.
- Millimeter Wave band Frequency Study Group (MWFSG) pour la Corée du Sud.
- Australian Communications and Media Authority (ACMA) pour l'Australie. [these importante].

L'allocation de la bande 60 GHz en Europe, Australie, USA, Canada, Japon et Corée du Sud est présentée dans la figure 1.

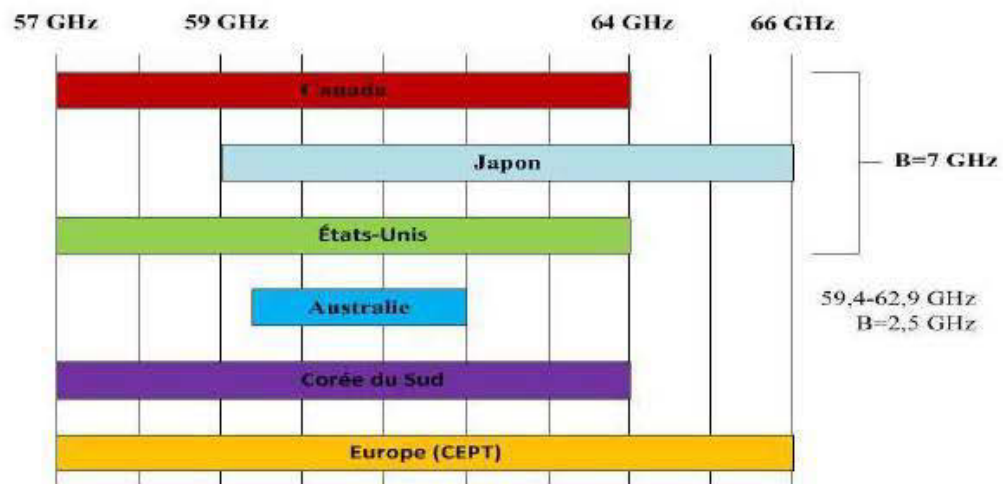


Figure 1 Régulation de fréquence dans le monde pour la bande 60GHz [7]

Le Tableau 1 donne la puissance rayonnée et le gain caractérisant l'antenne à l'émission pour chacun de ces continents.

Régions	Bande de fréquence (GHz)	Puissance d'émission (dBm)	PIRE (dBm)	Gain Max des Antennes (dBi)
USA et Canada	7(57-64)	27	43	33
Europe	9(57-66)	13	57	30
Australie	3.5(59.4-62,9)	10	51,7	41,8
Japon	7(59-66)	10	58	47
Corée du Sud	7(57-64)	10	27	17

Tableau 1 Puissances à l'émission allouée par continents [7-8]

Afin de répondre à une demande d'applications WPAN à 60 GHz, plusieurs groupes de et consortiums de normalisation ont été mis en place :

- IEEE (Institute of Electrical and Electronics Engineers) 802.15.3c.
- ECMA (European Computer Manufacturer's Association).
- WirelessHD.
- WiGig.

Nous présentons par la suite les différents groupes de normalisation, ainsi que leurs standards proposés.

2.2.1 IEEE 802.15.3c

Le groupe IEEE 802.15.3c a été formé en mars 2005. Ce groupe a ajouté une couche PHY au standard des réseaux personnels sans fil 802.15.3. Le standard IEEE 802.15.3c est le premier standard IEEE qui travaille pour les transmissions sans fil multi gigabit et pour les systèmes de communication millimétriques, ce dernier fonctionne dans la bande 57 GHz-66 GHz. Les investisseurs majeurs du groupe sont IBM, Motorola, Samsung et Panasonic [9].

La bande de fréquence de 60 GHz est ainsi découpée en 4 canaux de 2,16 GHz de largeur de bande, ceci est représenté dans la figure 2

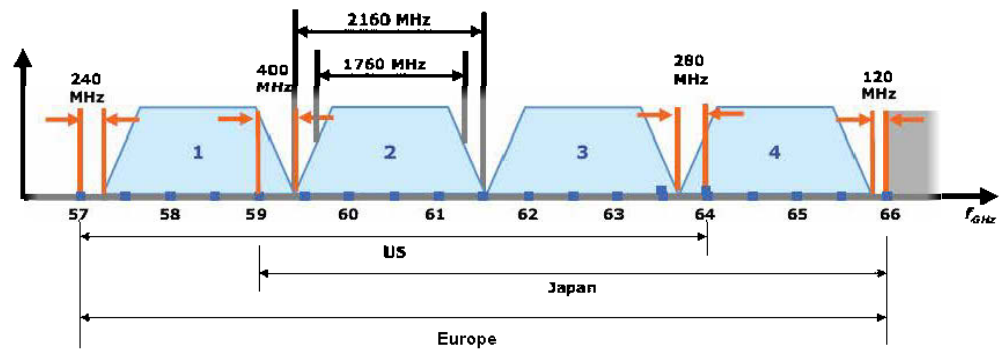


Figure 2 Plan de fréquence [11]

On définit trois modes de transmission dans le standard : le mode d'une seule porteuse (SC) qui utilise une modulation mon-porteuse, et le mode d'interface à haute vitesse (HSI) et audio-vidéo (AV) qui utilisent des modulations multi-porteuses. Ces Modes visent à soutenir un débit de données minimum de 2 Gbps sur quelques mètres avec des débits de données facultatives de plus de 3 Gb/s [9].

- Le mode SC utilise différents types de modulation et de codage qui supporte des débits allant de 25,3 Mb/s à 5,1 Gb/s. Les modulations utilisées dans ce mode sont présentées dans le tableau 2. Le mode SC s'applique dans le cas d'une liaison point à point en LOS et d'une distance inférieure à 1 mètre.
- Le mode HSI est adapté aux transmissions en visibilité non directe, ces transmissions sont basées sur l'OFDM avec un échantillonnage fréquentiel de 2592 MHz et une taille de FFT de 512 et qui peut supporter des débits jusqu'à 5,67 Gb/s. On définit les différents types de modulation utilisés dans le tableau 2. Afin d'affronter les effets multi-trajets, il est nécessaire de regrouper les deux techniques OFDM et beamforming dans le cas de la visibilité non directe.
- Le dernier Mode est le mode AV permet d'optimisé le transfert de données non compressées. Il est composé de deux modes PHY qui sont HRP et LRP, sa transmission est basée sur l'OFDM. Le mode LRP est basé sur la modulation BPSK avec un codage de répétition, autorisant des débits supérieur à 10 Mb/s, mais juste pour les liaisons omnidirectionnelles. . Le HRP utilise la technique de

beamforming et peut atteindre des débits très élevés qui peuvent être supérieurs à 10 Mb/s.

Les types de modulations, les débits et les bandes passantes du canal pour ce mode sont décrits dans le tableau- ci-dessous:

	SC PHY	HSI PHY	AV PHY
Modulations	$\pi/2$ BPSK GMSK $\pi/2$ QPSK $\pi/2$ 8PSK $\pi/2$ 16PSK	QMSK 16QAM 64QAM	QPSK 16QAM
Débit	25,3 Mb/s à 5,1 Gb/s	31,5 Mb/s à 5,67 Gb/s	0,95 Gb/s à 3,8 Gb/s (HRP) 2,5 Mb/s à 10,2 Mb/s (LRP)
BP par Canal	1,76 GHz (HRP)	1,76 GHz (HRP)	1,76 GHz (HRP) 98 MHz (LRP)

Tableau 2 Principales spécifications techniques de la norme IEEE.802.15c [9]

2.2.2 ECMA 387

L'ECMA-387 standard a défini en 2008, deux couches PHY et MAC ainsi qu'une interface multimédia haute définition (HDMI) et un protocole d'adaptation de couches (PAL) dans la bande 60 GHz. Le standard traite à la fois les applications de données audio / vidéo en streaming non compressés, et donc travaille comme la norme IEEE 802.15.3c, et ainsi convient à la plupart des applications.

La différence par rapport à la norme 802.15.3c est l'autorisation d'associer deux canaux, la capacité de réutilisation spatiale avec des antennes directionnelles et le renforcement de la coexistence et de l'interopérabilité entre différents types d'appareils.

Les principaux investisseurs de ce standard sont ETRI (Electronics and Telecommunications Research Institute), GEDC (Georgia Electronic Design Center), Philips, Panasonic et Samsung.

Il existe trois types de systèmes correspondant à ce standard qui sont type A B et C. Ces

derniers travaillent avec leurs propres schémas de communication et peuvent aussi coexister et interopérer avec d'autres Types [15]. Ce qui nous offre une solution qui permet de fournir l'interopérabilité entre n'importe quel type de systèmes.

- Le Système de Type A est un système de haute performance, deux types de couches PHY sont définies : Les Modulations Single Carrier Blocked Transmission (SCBT) et l'OFDM. Ce type définit un mode obligatoire basé sur du SCBT avec une modulation $\pi/2$ BPSK supportant 0,4 Gb/set permet de faciliter l'interopérabilité entre les systèmes de Type A. Ces derniers visent des applications telles que la diffusion de vidéo HD et la transmission de paquets sur une distance de 10 mètres dans un environnement intérieur multi-trajets LOS/NLOS [15].
- Le Type B se base sur une transmission mono porteuse simplifiée avec un mode commun basé sur une modulation BPSK différentielle (DBPSK). Ce Type vise les applications de transmission de vidéos et de données sur une liaison point à point LOS sur des distances de 1 à 3 mètres [15].
- La couche PHY de Type C est le type le plus simplifié du standard ECMA utilisant une modulation ASK. Il supporte des liaisons LOS très courtes avec une structure simplifiée du circuit. Le mode commun utilise une modulation OOK afin de contrôler les systèmes et assurer l'interopérabilité avec les systèmes de Type A et B [15].

2.2.3 Wireless HD

WirelessHD a défini en 2007 des transmissions dans un premier jet de norme. . Le consortium vise à établir la transmission de données audio et vidéo (vidéos haute définition compressées et non compressées). Ce standard se compose de 2 modes de transmission basés sur les modes HRP et LRP du mode A/V du standard IEEE 802.15.3c [16-17].

Les investisseurs majeurs présents du marché de l'électronique (LG Electronics,

Samsung, Panasonic, Sony, Intel, NEC, Toshiba, SiBeam, Matsushita, Broadcom).

2.2.4 WiGig Alliance

En mai 2009, une nouvelle alliance, WiGig Alliance, a apparu dans le but de regrouper les différents standards de communications sans fil pour du très haut débit en vue de créer un écosystème véritablement mondial de produits pour un grand nombre d'applications. Les couches PHY et Mac sont basées sur le standard IEEE 802.11 pour offrir un nouveau support pour les réseaux IP à 60 GHz qui permettra aux périphériques de basculer de manière invisible entre les réseaux 802.11 opérant dans les bandes 2,4 GHz, 5 GHz et 60 GHz.

La plupart des Contributeurs dans ce standard sont présents dans les trois autres standards précédemment cités: Intel, Dell, Nokia, LG Electronics, Toshiba, Panasonic, NEC, Samsung, STMicroelectronics, NXP, Tensorcom, Texas Instruments, Broadcom... [18].

2.3 Les Caractéristiques de la Technologie 60 GHz

Les communications sans fil dans la bande 60 GHz présentent les spécificités suivantes :

- La forte capacité du canal de transmission est la caractéristique la plus importante pour la bande 60 GHz. Le Théorème de Shannon (Eq 2.1), montre que la capacité d'un canal de communication C augmente linéairement en fonction de sa largeur de bande BW , tandis qu'elle augmente suivant une loi logarithmique en fonction du rapport signal à bruit SNR .

$$C = BW \cdot \log_2 (1 + SNR) \quad (2.1)$$

Cette relation montre qu'il est bien plus intéressant, pour augmenter le débit d'un canal, d'élargir sa bande passante plutôt que de tenter d'améliorer son rapport signal à bruit. Ceci se vérifie d'autant plus dans les bandes millimétriques où les limitations technologiques impliqueraient un coût important dans la conception du

système pour améliorer son rendement global [19].

- La taille des antennes est directement proportionnelle à la longueur d'onde de la fréquence d'émission. Ainsi, quand la fréquence augmente, la longueur d'onde diminue. Cela signifie que 60 GHz, avec une longueur d'onde de 5 mm, offre la possibilité de construire des éléments d'antenne miniaturisés [20].

Cela comporte des avantages importants tels que la fabrication d'un grand nombre des éléments d'antenne dans une zone de petite unité. Ainsi la bande 60 GHz offre la possibilité d'intégrer un grand nombre de modules d'antenne dans les petits terminaux portatifs sans fil.

- L'exposition à l'atténuation induit par le corps humain et la présence des murs. Les ondes millimétriques 60 GHz sont fortement atténués lorsqu'elles passent à travers les murs ou les corps humains. Cela signifie que le niveau du signal diminue considérablement d'une chambre à l'autre et même au sein d'un même foyer ou bureau. Ainsi, de multiples points d'accès complexes seront nécessaires pour maintenir la connectivité et augmentant ainsi le coût de déploiement du réseau [20].

Cependant, l'aspect positif de cette caractéristique est l'augmentation de la réutilisation de fréquence, de la sécurité et de la résilience aux interférences.

2.4 Comparaison entre les Technologies 60 GHz, UWB et 802.11n

Le problème des chercheurs est de réutiliser les fréquences d'une bande, en particulier dans les réseaux sans fil tels que les réseaux locaux.

L'ultra large bande (UWB) et 60 GHz sont deux exemples prometteurs. L'inconvénient potentiel de l'UWB par rapport à la bande de 60 GHz est la faible transmission des niveaux de puissance. Une comparaison de trois types de communication populaire est illustrée dans le tableau 3, dans lequel la bande passante du canal et la puissance transmise maximale pour l'UWB, WLAN et 60 GHz sont présentées.

Les dispositifs UWB [22] attribuent en principe dans la bande de 3,1 GHz -

10,6 GHz, qui se chevauche avec de nombreux systèmes traditionnels de communication à bande étroite et à large bande tels que les réseaux locaux sans fil WLANs. Ainsi, afin d'éviter les interférences, la puissance maximale allouée est maintenue très bas (-43 dBm / MHz). D'un autre côté, la bande de 60 GHz [21], offre la meilleure alternative possible en termes d'allocation de bande passante de canal et la puissance d'émission allouée. Ceci, cependant, a un prix et certains obstacles doivent être surmontés avant que cette technologie d'être mise en place.

Depuis, il est nécessaire de distinguer entre les différentes normes pour une large exploitation du marché, les normes relatives à 60 GHz sont en mesure d'offrir des taux gigabit et des bandes de fonctionnements plus larges que les systèmes ULB, mais plus courtes que celle des systèmes WLANs.

Standard	Bande Passante	Puissance d'émission	Bande passante totale
UWB	1355 MHz	0.4 mW	7.5 GHz
WLAN	40 MHz	40 mW	100 MHz
60 GHz	2160 MHz	1000 mW	7 GHz

Tableau 3 Bande Passante et la puissance allouée pour UWB, WLAN et 60 GHz

2.5 Applications potentielles

Les caractéristiques de propagation dans la bande 60 GHz limitent quelques applications comme les systèmes "Mobile Broadband" (ordinateurs et cellulaires).

Les systèmes pour des communications extérieures très haut débit entre bâtiments en LOS sur une distance de 2 km sont les premières applications apparues dans cette bande. L'utilisation d'antennes avec des gains de 40-46 dBi est requise, afin d'atteindre des débits sur de telles distances.

Les réseaux personnels sans fil connus sous le nom WPAN (Wireless Personal Area Network) visent la communication de données en rapport direct entre l'individu et son entourage immédiat, ne dépassant pas quelques mètres. Ce type de réseau est généralement point à point et sert à relier des périphériques (imprimante,

téléphone portable, appareils, télécommande) ou assistants personnels (PDA) avec un ordinateur ou la set top box du domicile. Les technologies infrarouges, Zigbee ou la technologie Bluetooth répondent à ce genre d'applications, mais ne permettent pas d'obtenir des débits élevés et donc d'augmenter le transfert de fichiers de taille conséquente comme les fichiers vidéo et audio. C'est pour cette raison que la technologie 60 GHz est devenue très répandue, car elle satisfait ce type d'applications. La technologie concurrente UWB n'a pas réussi à imposer son standard, due à son débit maximum qui ne dépasse pas 480 Mb/s, et sa bande passante limitée. Donc, la technologie 60 GHz a répondu à ces exigences et permet de remplacer les technologies filaires telles que l'USB, l'IEEE 1394 et le Gigabit Ethernet [23].

Une autre application très intéressante est le câble HDMI (High-Definition Multimedia Interface), qui permet de diffuser les contenus multimédias non compressés. En effet, l'augmentation des contenus audio/vidéo oblige à utiliser des débits plus élevés. Des solutions HDMI ont été déjà mises en place qui fonctionnent à 2,5 GHz et 5 GHz, mais n'offrent pas une grande bande passante afin de réaliser des opérations de compression. Ce qui rend le traitement numérique très complexe avec une dégradation du contenu et de la qualité des contenus multimédias. Ce qui montre, que la technologie 60 GHz est la seule technologie qui permet de supporter de tels débits pour la diffusion vidéo HD comme le format HDTV 1080p qui est le format le plus utilisé dans nos jours [23].

D'autres applications potentielles envisagées pour la bande 60 GHz sont citées ci-dessous :

- l'accès sans fil fixe.
- réseaux locaux sans fil.
- Réseaux personnels.
- le streaming multimédia sans fil.
- la communication véhiculaire.

L'enjeu de la technologie 60 GHz est donc de proposer des produits performants, bas coût afin de s'imposer dans ces différentes applications et de

gagner le marché grand public, avec un débit cible supérieur à 2 Gb/s, pour clairement se différencier des autres technologies concurrentes.

2.6 Conclusion

L'utilisation des réseaux sans fil futurs doit être plus souple pour l'utilisateur, auto configurable, et l'interfaçage doit être transparent avec les autres types de réseaux (câblés ou non). La phase la plus essentielle pour le dimensionnement des systèmes de communications est l'étude du canal de propagation. Un état de l'art sur la connaissance du canal à 60 GHz a été présenté dans ce chapitre qui aborde cette bande dans différents pays, ainsi que les standards proposés et la compare avec d'autres systèmes déjà existants.

Les ondes millimétriques sont caractérisées par sa disponibilité de largeur de bandes, sa forte atténuation qui est intéressante pour la réduction des interférences, et par sa courte portée qui nous permet plus de sécurité. Ces caractéristiques permettent à la bande de fréquence 60 GHz d'être un candidat intéressant pour accompagner la demande de montée en débit et répondre au problème de l'occupation spectrale qui affecte les bandes de fréquences en dessous de 2 GHz.

Chapitre 3: Canal de propagation

3.1 Introduction

Le canal de transmission joue un rôle majeur dans un système de communications. L'étude de la propagation des signaux se fait généralement à partir de la modélisation du canal de propagation.

Dans ce présent chapitre, les principales notions de propagation d'un signal dans un canal dans un milieu interne (Indoor Area). On présentera tout d'abord le modèle de propagation en espace libre, puis les phénomènes de propagation qui provoquent les trajets multiples ainsi que les différents types d'évanouissement. On abordera ensuite les modélisations proposées dans les travaux scientifiques notamment pour la bande 60 GHz. Et enfin on définira l'environnement minier.

3.2 Définition

Un canal de propagation c'est un système de transmission radioélectrique qui permet de transformer un signal électrique émis $e(t)$ en un signal électrique reçu $s(t)$ en faisant passer le signal entre $e(t)$ et $s(t)$ à l'aide d'ondes électromagnétiques et en tenant compte des interactions entre ces dernières, comme la montre la figure 3.

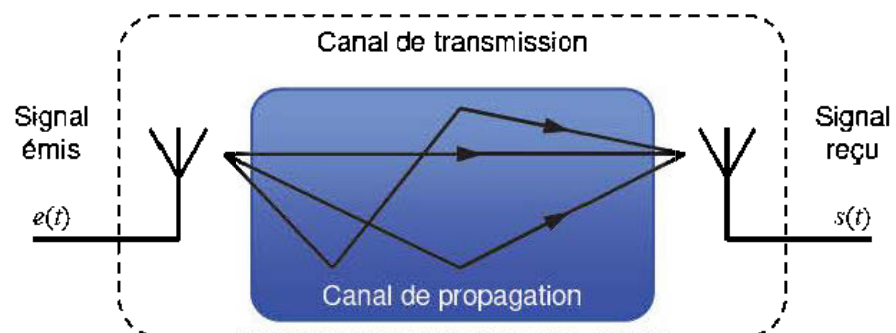


Figure 3 Canal de Propagation et canal de Transmission

A ce stade, il convient de faire la distinction entre le canal de propagation, qui représente les transformations des ondes électromagnétiques lors de leur

propagation, et le canal de transmission, qui inclut également le diagramme de rayonnement des antennes utilisées (cf. figure 3).

Parfois, le canal de transmission peut être similaire au canal de propagation lors des analyses de canaux à entrées et sorties multiples, ou Multiple Input Multiple Output (MIMO) [24].

3.3 Propagation en espace libre

On appelle espace libre un canal de transmission formé d'un milieu homogène sans frontières ou obstruction c.-à-d. aucun objet ni corps étranger ne perturbe l'émission directe d'un signal entre deux antennes, c'est le cas idéal [26] [27]. La densité de puissance W est présentée en fonction de G_E le gain de l'antenne d'émission et P_E la puissance du signal émis à une distance donnée d [25]:

$$W = \frac{G_E P_E}{4\pi d^2} \quad (3.1)$$

La puissance P_R du signal disponible aux bornes d'une antenne de réception de gain G_R est reliée à la densité de puissance W par la relation :

$$P_R = W \frac{G_R \lambda^2}{4\pi} \quad (3.2)$$

Où λ représente la longueur d'onde à la fréquence de travail.

Les équations (3.1) et (3.2) nous mènent à la formule de FRIIS, qui permet de calculer l'atténuation du signal en espace libre :

$$\frac{P_R}{P_T} = G_T G_R \left(\frac{c}{4\pi d} \right)^2 \quad (3.3)$$

Où l'on a utilisé la relation entre la longueur d'onde λ , la fréquence f et la vitesse de propagation c , avec $c = f \lambda$.

On note que cette relation n'est valable que lorsque la distance d est

suffisamment grande pour que l'antenne de réception soit considérée dans le champ lointain de l'antenne d'émission [14].

Un récepteur se situe dans le champ lointain lorsque la distance d est supérieure à la distance de Fraunhofer d_F , qui est reliée à la plus large dimension de l'antenne d'émission D et à la longueur d'onde du signal émis par la relation (3.4) :

$$d_F = \frac{2D^2}{\lambda} \quad (3.4)$$

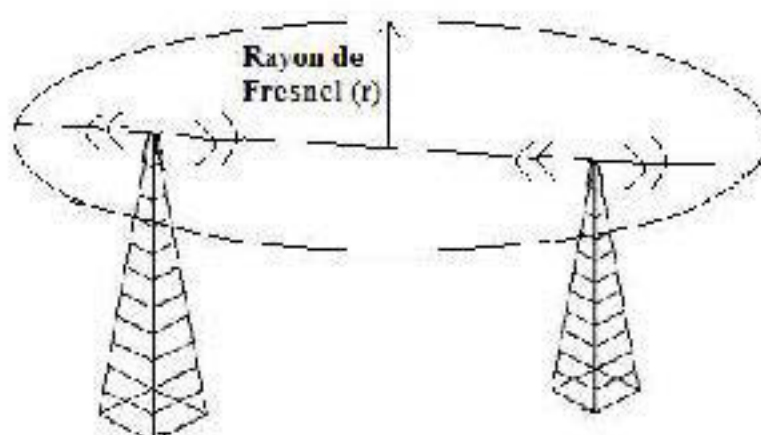


Figure 4 Exemple de propagation en espace libre

On appelle affaiblissement en espace libre la différence (en dB) entre la puissance effective de transmission et la puissance reçue :

$$F_L = 10 \log_{10} \left(\frac{P_T}{P_R} \right) = -10 \log_{10} \left[G_T G_R \left(\frac{\lambda}{4\pi d} \right)^2 \right] \quad (3.5)$$

La propagation en espace libre est un cas théorique de référence. Dans des conditions réelles de propagation, l'environnement du système de transmission interfère avec l'onde transmise selon différents mécanismes de propagation, qui sont présentés dans la section suivante.

3.4 Propagation par trajets multiples dans un environnement confiné minier

Comme on a pu voir, le modèle de propagation en espace libre est un cas idéal et ne peut pas être appliqué dans la réalité. En effet, la transmission d'un signal dans un tel environnement peut emprunter en plus d'un trajet direct, plusieurs trajets de propagation. Ces trajets sont en nombre variable et subissent différents effets, le signal obtenu à l'antenne de réception est alors la combinaison de tous ces ondes qui ont subi un affaiblissement et une rotation de phase différents, et qui arrivent au récepteur avec un retard lié à la longueur du trajet de propagation.

Dans l'environnement minier, on remarque que l'aspect physique des parois est très irrégulier. Ce qui souligne ce qu'on a vu précédemment, les réflexions de l'onde et ainsi multiplie le nombre de trajets.

On distingue deux types de trajets : trajet direct ou Line of Sight (LOS) qui n'est pas toujours disponible et les trajets indirects ou non Line of Sight (NLOS) qui permettent d'établir la communication radio. Dans le cas de notre projet, on parle d'un milieu minier, ainsi par la suite la disposition des galeries les unes par rapport aux autres ne permettent pas toujours d'avoir des trajets LOS..

La figure 5 illustre le concept de propagation par trajets multiples, ainsi que les principaux phénomènes de propagation :

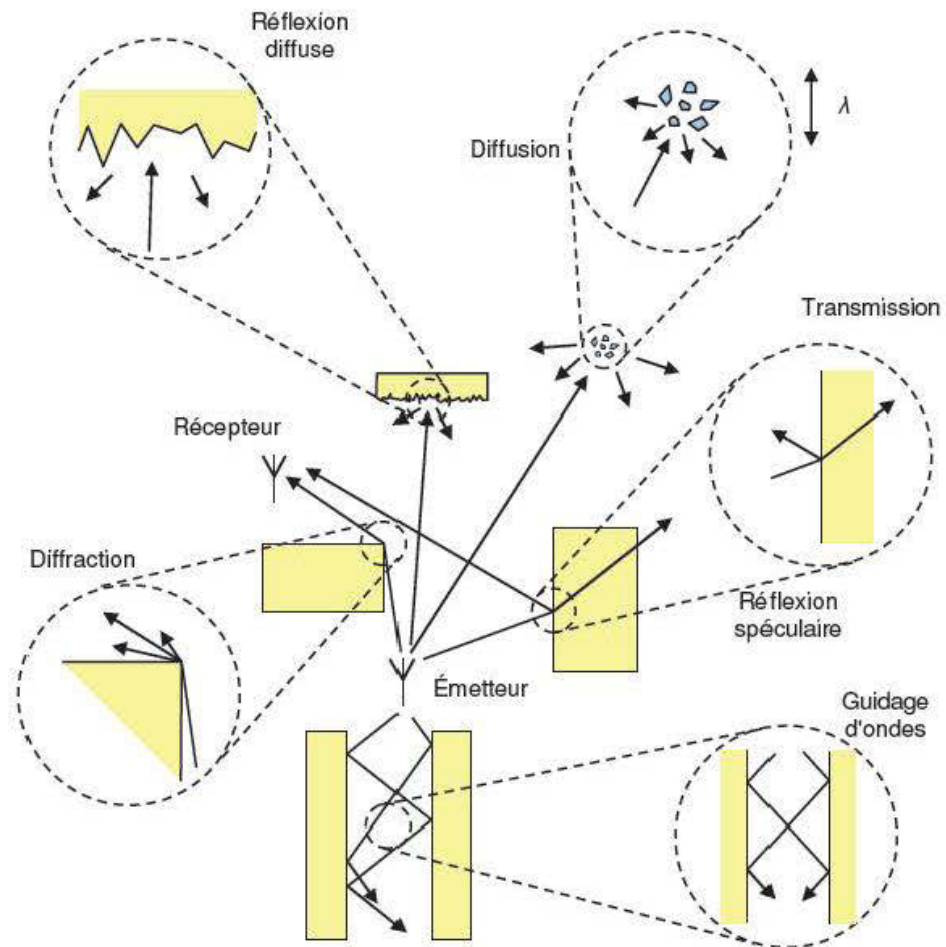


Figure 5 Principaux Mécanismes de propagation

On détaillera par la suite les différents phénomènes qu'un signal radio peut subir lors de sa propagation entre un émetteur et un récepteur. On parle de réflexion, transmission, diffraction, diffusion et guidage d'ondes:

- **Réflexion** : Ce type peut agir lorsque les obstacles sont de grandes dimensions par rapport à la longueur d'onde. On distingue deux types de réflexion qui sont :
 - **La réflexion spéculaire** : On parle de ce phénomène quand deux milieux différents sont séparés par une surface non rugueuse c.-à-d. les irrégularités sont de petites tailles par rapport à la longueur d'onde, ainsi dans ce cas, la direction et l'amplitude du rayon réfléchi sont

régies par les lois de Snell-Descartes et de Fresnel. Alors, lorsque la taille des défauts de la surface est inférieure de l'ordre de grandeur diffuse, on peut conclure que l'onde subit une réflexion spéculaire.

- **La réflexion diffuse** : Ce cas est appliqué quand la surface séparant les deux milieux de contact est trop irrégulière, signifie que ses défauts ont une taille supérieure à l'ordre de grandeur de la longueur d'onde. Alors. Le maximum d'énergie est dirigé selon le rayon réfléchi, mais une partie de l'énergie est diffusée dans des directions voisines.
- **Réfraction** : est un phénomène de changement de direction de l'onde c.-à-d. lorsque l'onde traverse une paroi, une roche, un mur ... dans le cas d'une mine. La réfraction apparaît quand il y a un changement de densité, d'impédance du milieu ou à l'interface entre deux milieux.
- **Transmission** : ce phénomène apparaît quand la réflexion n'est pas radio-opaque, alors l'onde incidente traverse le matériau dépendant d'un mécanisme de transmission et cette onde transmise subit un affaiblissement important pour la majorité des environnements.
- **Diffraction** : La diffraction intervient lors des obstacles de grandes dimensions par rapport à la longueur d'onde afin de les contourner. Ainsi, l'onde émise suit le contour de l'obstacle pour ensuite reprendre son chemin, que ce dernier aurait subi des modifications au niveau de sa direction et une atténuation de puissance. L'importance de ces modifications dépend de la nature et de la taille de l'obstacle.
- **Diffusion** : On parle de diffusion quand une onde électromagnétique rencontre un groupe énorme d'obstacles avec de petites dimensions par rapport à la longueur d'onde, ce qui correspond à la superposition d'un grand

nombre de diffractions aléatoires. Et ainsi, l'onde est redirigée dans toutes les directions avec une atténuation variable. Ce type ressemble à la réflexion diffuse sauf qu'ici le nombre d'ondes réfléchies est plus important.

On distingue deux types de diffusion :

- **Diffuseurs locaux** : c'est les obstacles qui se situent proche de l'émetteur ou du récepteur. Ces obstacles amènent a un grand étalement des échos et un étalement temporel faible s'ils se trouvent proches du récepteur et dans le cas contraire ils introduisent de faibles étalements temporels et angulaires [28].
 - **Diffuseurs lointains** : permettent de faire apparaître des trajets spéculaires qui sont caractérisés par un fort étalement temporel lorsque les obstacles sont loin de l'émetteur et du récepteur [28].
- **Guidage d'ondes** : ce phénomène peut être observé, quand le milieu où se fait la propagation de l'onde dispose de surfaces lisses et parallèles. Le signal est successivement réfléchi tout en suivant le déroulement des parois.

D'après cette synthèse sur la propagation par trajets multiples, nous avons constaté que l'onde émise subit plusieurs effets de changement de trajectoire et de niveau de puissance lorsqu'elle rencontre des obstacles. On va présenter par la suite l'effet produisant par ces phénomènes et que rencontre le signal lors de sa propagation nommée évanouissement ou aussi " fading ".

3.4.1 Évanouissements

À cause des différents phénomènes de propagation des ondes radioélectriques dans du milieu de propagation, des variations ou évanouissements significatifs des caractéristiques du signal à différentes échelles seront provoqués. La figure 6 montre le processus d'évanouissement du signal, ainsi, on distingue principalement deux types d'évanouissement : l'évanouissement à petite échelle et l'évanouissement à grande échelle.

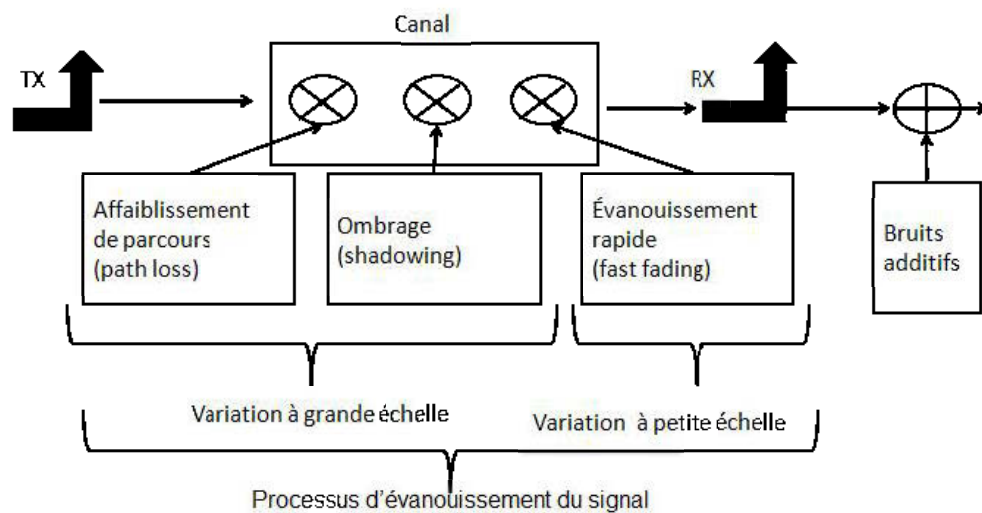


Figure 6 Processus d'évanouissement du Signal

➤ Évanouissement à grande échelle

On définit les évanouissements à grande échelle par les fluctuations de la puissance du signal mesuré lors d'un déplacement à grande distance (cf. figure 7) [30]. Ces variations de puissance dépendent de la distance entre les deux antennes ainsi que leur position l'une par rapport à l'autre dans l'environnement.

Les deux phénomènes à l'origine des variations à grande échelle sont l'affaiblissement de parcours (path loss) et l'effet de masquage (ombrage, shadowing) [30].

L'affaiblissement de parcours Affaiblissement avec la distance parcourue (path loss) entre l'émetteur et le récepteur.

L'ombrage (évanouissement lent) est dû à cause du relief, à distance égale entre l'émetteur et le récepteur, le signal peut rencontrer différents objets, présent dans l'environnement qui viendrait réduire ou atténué la perception du signal au niveau du récepteur. C'est ce qui est désigné par effet d'ombrage.

➤ Évanouissement à petite échelle

Ce phénomène apparaît sur un intervalle de temps où un déplacement spatial suffisamment petit cf. figure 7) et ainsi l'intensité instantanée du signal peut varier rapidement provoquant cet effet d'évanouissement. Cela est dû par l'apparition de plusieurs répliques du signal transmis venant des différents chemins que peuvent emprunter les ondes radio, présentant une atténuation et un retard de phase différents, interférant de manière constructive ou destructive. Ces chemins, de longueurs variables, sont dus aux réflexions causées par les objets présents dans l'environnement. On parle de la propagation à trajets multiples.

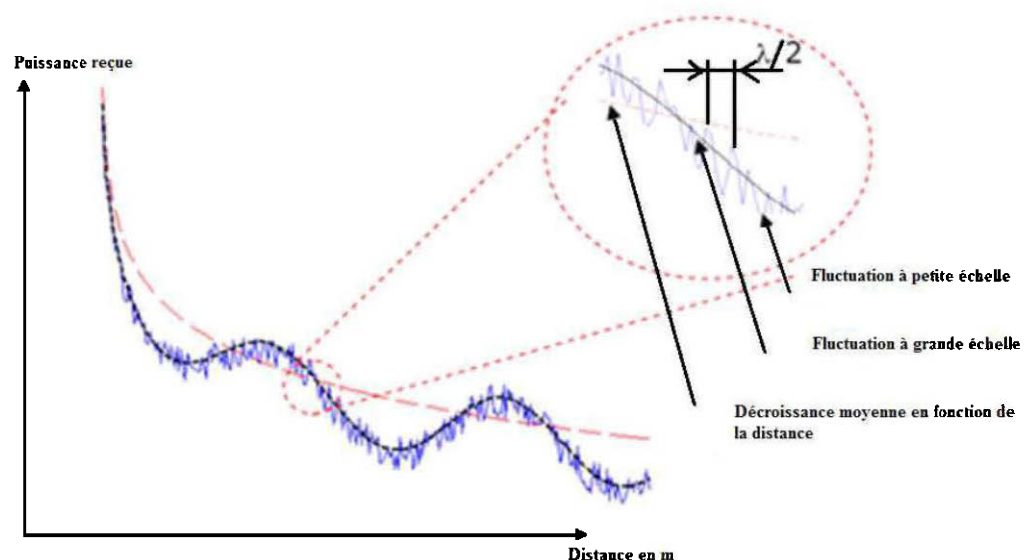


Figure 7 Fluctuations à petite et à grande échelle de la réponse du canal

3.5 Différentes familles de modèles de Propagation

Les exigences relatives à la modélisation de différents types de canaux de propagation sans fil ont donné lieu à un grand nombre de différentes approches de modélisation. Le phénomène complexe par lequel un signal transmis se propage à travers le canal sans fil et arrive au niveau du récepteur, typiquement via différents chemins, est appelé trajets multiples. Pendant ce processus, le signal subit différents mécanismes de propagation tels que la réflexion sur le mur, de diffusion autour des

meubles et/ou diffraction autour des coins de bâtiments. Par conséquent, de nombreux types de simplifications et approximations peuvent être utilisés pour modéliser les communications sans fil canaux, en fonction de leur utilisation.

En général, les modèles de canaux de propagation peuvent être divisés en deux grandes catégories, à savoir déterministes et stochastiques (voir la figure 8). Ces catégories diffèrent en fonction de leur utilisation et le type de données sous-jacent utilisé dans les dérivants.

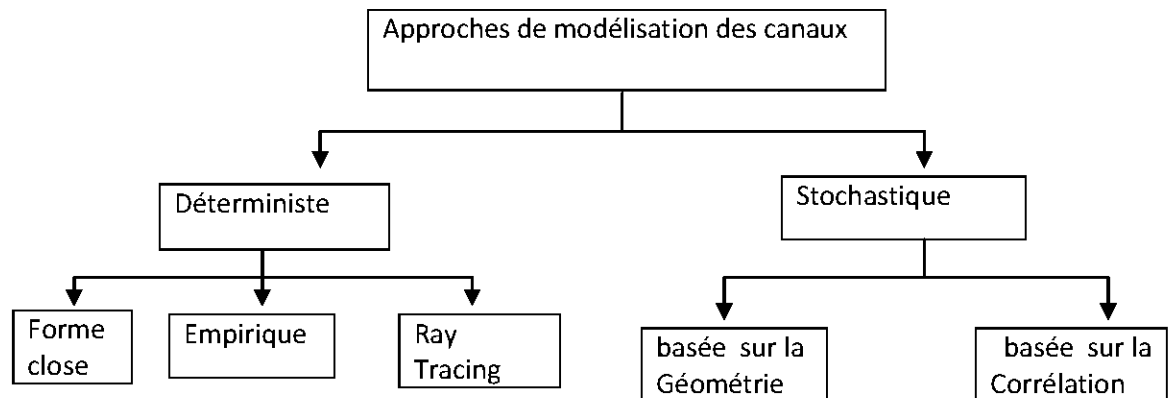


Figure 8 Classification des approches de modélisation de canaux

Modéliser un canal peut être appliqué en général soit pour :

- Optimiser l'emplacement de la station de base (BS) en fournissant une base de données pour les concepteurs des réseaux sans fil afin d'utiliser l'information sur le modèle de canal extrait de la base de données.
- Connaître les difficultés des systèmes sans fil pour la conception ou les tests de ces derniers.

3.5.1 Modélisation déterministe

Des approches modèles déterministes peuvent être subdivisées en trois sous-groupes: forme fermée, l'approche empirique (basée sur les mesures) et l'approche de tracé de rayon. Cependant, l'approche de « closed forme » est trop conservatrice pour représenter le scénario réaliste de l'environnement à l'étude. D'autre part,

l'approche empirique extrait les paramètres de canal à partir des données recueillies dans les mesures de canal réalisées dans un environnement spécifique à l'étude. Par conséquent, l'approche empirique est très précise, en dépit de sa simplicité mathématique. Mais une telle précision se fait au détriment d'une grande complexité en raison de la grande quantité des données de mesure nécessaire. En outre, la validité du modèle empirique est très spécifique au site et difficile à relier à des processus physiques de la propagation. Certains nombres de modèles empiriques pour 60 GHz ont été développés et présentés dans la littérature [45-49]. Dans l'approche tracé de rayon, la théorie électromagnétique de pointe et des outils de simulations (comme la théorie uniforme de la diffraction) est utilisée dans le développement du modèle de canal désiré. Ray tracing, est très spécifique à l'environnement et sa précision est fortement tributaire de la disponibilité des matériaux et de base de données topographique afin d'être utilisé dans la modélisation [30]. En tant que tel, le ray tracing est généralement considéré comme le plus complexe et coûteux en ressources informatiques de la modélisation déterministe. Certains modèles ray tracing pour systèmes 60 GHz ont été rapportés dans la littérature, voir [50-53] et les références qui s'y trouvent.

3.5.2 Modélisation stochastique

La modélisation stochastique est l'approche la plus populaire dans la modélisation de canal, car elle offre un bon compromis entre la complexité et la précision.

La modélisation stochastique est moins complexe et peut fournir des informations suffisamment précises du canal par rapport à la modélisation déterministe. Les modèles stochastiques sont calculés à partir des données de mesure recueillies dans un large éventail de lieux dans l'environnement à l'étude afin de fournir une bonne représentation statistique du canal,

L'approche stochastique peut également être divisée en deux sous-groupes: le modèle stochastique basé sur la Géométrie (GBSM) et le modèle basé sur la corrélation. Dans la littérature, le GBSM est parfois appelé le modèle basé sur les

rayons. En GBSM, les diffuseurs sont distribués de manière spécifique sur une certaine forme géométrique prédéfinie tels qu'une ellipse ou un cercle entre l'émetteur (TX) et récepteur (RX) pour imiter l'effet de la propagation des ondes. En règle générale, un seul rebond est assumé par souci de simplicité, et une double réflexion peut parfois être utilisée pour une modélisation avancée.

D'autre part, la modélisation basée sur la corrélation, qui a été largement utilisée pour modéliser des systèmes multi antennes, emploie le canal de second ordre statistique. Dans cette approche, les fonctions de transfert de chaque paire d'éléments d'antenne TX et RX, ainsi que leurs corrélations de signal, sont caractérisés.

3.5.3 Différents modèles existants

Les modèles de communication existants sont : Le Modèle d'Okumura [40] proposé par Okumura et d'autres chercheurs, le modèle COST-231 Hata [41] proposé par EURO COST. Le modèle de Lee [42][43] proposé par Lee en 1982 et enfin le Modèle Manhattan [44].

On va présenter les deux modèles très populaires Okumura et Hata comme suite :

➤ Modèle d'Okumura

Le modèle d'Okumura est l'un des modèles les plus largement utilisés pour la prédiction du signal dans les zones urbaines, ce modèle est applicable pour les fréquences dans la gamme de 150 MHz à 1920 MHz et les distances de 1 km à 100 km. Il peut être utilisé pour des hauteurs de station de base d'antenne allant de 30 m à 1000 m [30]. Le modèle peut être représenté par :

$$P_L(dB) = L_F + A_{mu}(f, d) - G(h_{te}) - G(h_{re}) - G_{AREA} \quad (3.6)$$

Avec L_F les pertes en espace libre, A_{mu} l'atténuation relative à l'espace libre. $G(h_{te})$ et $G(h_{re})$ sont respectivement les facteurs de gain de l'antenne de la station de base et de l'antenne du mobile et G_{AREA} qui est le Gain dû au type de l'environnement.

➤ **Modèle de Hata**

Le modèle de Hata est une formule empirique des données graphiques de l'affaiblissement du parcours (Path Loss) fournies par Okumura, et est valable sur une fréquence allant jusqu'à 2 GHz [30].

La formule standard pour l'affaiblissement de parcours médian dans les zones urbaines est donnée par :

$$P_L(\text{dB}) = 46.3 + 33.9 \log f_c - 13.82 \log h_{te} - a(h_{re}) + (44.9 - 6.55 \log h_{te}) \log d + C_M \quad (3.7)$$

$$a(h_{re})(\text{dB}) = (1.1 \log f_c - 0.7) h_{re} - (1.56 \log f_c - 0.8) \quad (3.8)$$

Avec f_c la fréquence de la porteuse, h_{te} et h_{re} sont respectivement la hauteur du transmetteur et du récepteur et $a(h_{re})$ est le facteur de correction basé sur la surface de la zone de couverture. C_M est le facteur qui détermine la zone où l'on travaille.

$C_M = 0$ dB Pour les villes de moyennes surfaces et les banlieues.

$C_M = 3$ dB Pour les régions métropolitaines

3.5.3.1 Modèles du canal 60 GHz

Dans cette section, on va aborder le modèle de spencer qui a été utilisé pour la modélisation spatio-temporelle et deux modèles de l'industrie de canaux standard, IEEE 802.15.3c et IEEE 802.11ad, qui seront discutés, car ils sont les principaux modèles utilisés pour l'évaluation des systèmes de communication 60 GHz.

➤ **Modèle Tapped delay line**

Ce modèle est utilisé afin de représenter la réponse impulsionnelle d'un canal multi trajets, cette représentation se fait en nombre d'impulsions discret, comme suite [62]:

$$h(t, \tau) = \sum_{i=1}^N C_i(t) \delta(\tau - \tau_i) \quad (3.9)$$

Notez que la réponse impulsionnelle h varie avec le temps t ainsi que les

coefficients $C_i(t)$ varie avec le temps, avec N coefficients. Ce modèle représente le canal par une ligne de retard à N prises [62].

Avec $C_i(t)$ est le i th tap et $\delta(\tau)$ est la fonction de delta de Kronecker, τ_i est le retard variable dans le temps.

Ce modèle va être utilisé par la suite dans notre travail (chapitre 5) afin de faire une comparaison entre la modélisation avec les réseaux de neurones et le modèle tapped delay line de la réponse impulsionnelle du canal à 60 GHz, pour voir l'efficacité des réseaux de neurones.

➤ Modèle de Spencer

Le modèle de Spencer a été paramétré initialement par des mesures à 7 GHz. Il repose sur le constat d'un double phénomène de groupe (cluster dans les publications anglo-saxonnes): les trajets arrivent en groupe à la fois dans le domaine des retards (comme dans le modèle de Saleh et Valenzuela) et dans le domaine angulaire. Spencer suppose que les distributions des retards et des angles d'arrivée sont indépendantes l'une de l'autre. Le profil de puissance de la réponse impulsionnelle peut donc s'écrire: $h(t) h(\theta)$.

La modélisation d' $h(t)$ est conforme au modèle de Saleh et Valenzuela :

$$h(t) = \sum_{l=0}^{\infty} \sum_{k=0}^{\infty} \beta_{k,l} e^{j\theta_{k,l}} \delta(t - T_l - \tau_{k,l}) \quad (3.10)$$

Où :

- $\delta(t)$: la fonction de Dirac.
- l : l'indice du cluster.
- k : l'indice du trajet à l'intérieur des clusters.
- T_l : le retard du $l^{\text{ème}}$ cluster, l e l'instant d'arrivée du premier trajet dans le cluster d'indice l .
- $\tau_{k,l}$, $\beta_{k,l}$ et $\theta_{k,l}$: sont le retard, l'amplitude et la phase du $k^{\text{ème}}$ trajet du $l^{\text{ème}}$ cluster.

Spencer complète le modèle temporel de Saleh et Valenzuela en proposant une

représentation de la RI similaire dans le domaine angulaire :

$$h(\theta) = \sum_{l=0}^{\infty} \sum_{k=0}^{\infty} \beta_{k,l} \delta(\theta - \theta_l - \omega_{k,l}) \quad (3.11)$$

Où θ_l est l'angle moyen d'arrivée du groupe l , et $\omega_{k,l}$ est l'angle du trajet k au sein du groupe l . Les amplitudes $\beta_{k,l}$ sont les mêmes que précédemment. Les angles d'arrivée moyens des groupes suivent une distribution uniforme sur $[0, 2\pi[$ et les angles d'arrivée associés à chaque trajet suivent une distribution laplacienne (modulo 2π) d'écart-type σ , centrée sur l'angle moyen du groupe, auquel le trajet est associé :

$$p(\omega) = \frac{1}{\sqrt{2\sigma}} e^{-\frac{\sqrt{2}|\omega-\theta_l|}{\sigma}} \quad (3.12)$$

➤ **Modèle IEEE 802.15.3c**

Le Groupe de travail IEEE 802.15.3 3c (TG3c) a été créée en Mars 2005. TG3c a développé une onde millimétrique à base de solution de rechange physique (PHY) pour le réseau personnel sans fil (WPAN) 802.15. En outre, le réseau personnel sans fil à ondes millimétriques haut débit prend en charge au moins 1 Gbps d'applications telles que l'accès haut débit d'internet, téléchargement en streaming de contenu (vidéo à la demande de home cinéma, etc.) Des débits très élevés de plus de 2 Gbps en option sont fournis pour les applications temporelles simultanées dépendantes telles que le temps réel de multiples flux vidéo HD sans-fil et bus de données pour le remplacement du câble.

IEEE 802.15.3c sous-groupe de modélisation de canal, fournit des modèles pour les gammes de fréquences et les environnements suivants: pour les canaux 60 GHz couvrant la gamme de fréquences de 57 à 66 GHz, il couvre l'intérieur des résidences, bureaux et environnements intérieurs de la bibliothèque (généralement avec une distinction entre LOS et NLOS). Le modèle est basé sur des mesures faites dans de tels environnements : un bureau, résidentiel, librairie et bureau de travail (ordinateur, bureau accessoire..).

Le modèle proposé est basé sur l'extension du modèle de Saleh-Valenzuela(S-V) [55] pour le domaine angulaire par spencer [56].

La distribution de l'arrivée du cluster et les heures d'arrivée des rayons sont décrites par deux processus de poisson. Selon ce modèle, les temps d'arrivée du cluster et l'arrivée des rayons sont donnés par deux exponentielles indépendantes comme suit: l'heure d'arrivée de cluster de chaque cluster est une variable aléatoire exponentiellement distribuée conditionnée à l'heure d'arrivée du groupe voir, la figure suivante:

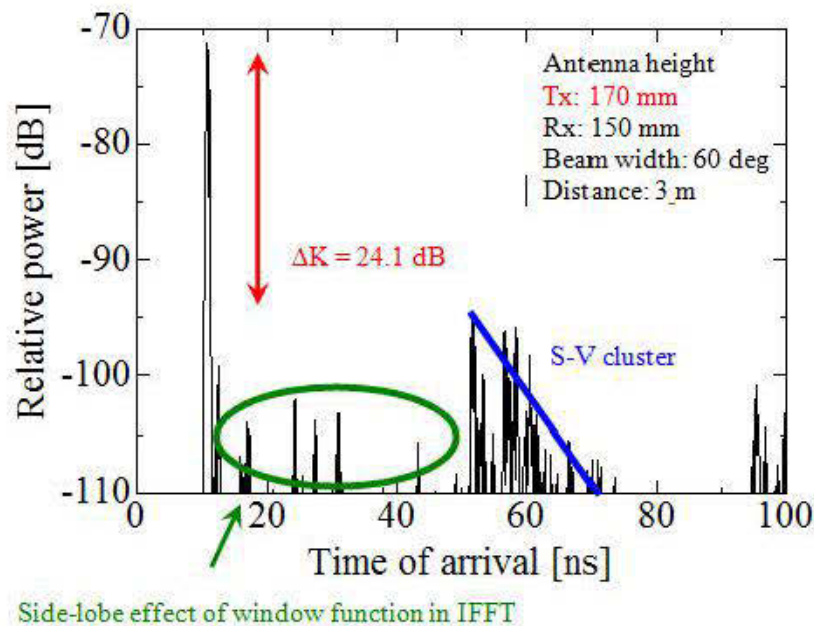


Figure 9 Profil typique de retard de puissance qui conduit à combiner deux parcours de réponse et la modélisation S-V

le concept de modèle SV reste valable sauf que les deux valeurs de τ_0 et τ_{0j} ne sont pas à zéro tant que le point zéro de référence change [54].

➤ **Modèle 802.11 ad**

Le modèle de canal de la norme IEEE 802.11ad est actuellement en cours de développement. Deux types de modèles sont en cours d'élaboration dans le cadre du Groupe de travail 11Ad (TGad) en fonction de l'approche de modélisation utilisée. Le premier ray tracing utilisé pour obtenir des modèles statistiques [57]. Bien que

cette approche de modélisation rare est utilisée pour réduire l'effort de mesure, mais sa précision est discutable. Le second type de modèle repose sur le canal de mesure [58] pour obtenir un modèle de canal statistique. Par conséquent, IEEE 802.11ad est un mélange de ray tracing et les approches de modélisation statistique.

3.5.4 Travaux antérieurs sur la modélisation d'un canal de propagation à 60 GHz

La littérature canadienne est riche en travaux sur les caractérisations et les modélisations du canal de propagation à l'intérieur, à l'extérieur et dans une mine souterraine. La plupart des études publiées sur les caractérisations du canal minier sont effectuées dans la bande UWB. Les travaux dans la bande de 60 GHz ne sont pas nombreux.

Par contre, il y a un travail important dans la littérature canadienne portant sur la caractérisation et la modélisation du canal à 60 GHz dans un milieu interne, et un autre travail en France portant sur la Caractérisation et modélisation de la propagation des ondes électromagnétiques à 60 GHz à l'intérieur des bâtiments.

- **Modélisation du canal dans un milieu interne**

Ghadar a mené un travail sur la caractérisation et la modélisation 60 GHz dans un milieu interne [59]. Ghadar a réalisé deux modèles basés sur la technique de Ray Tracing:

a) Modèle pour un canal de propagation en NLOS: le scénario tient en compte la présence d'un cylindre et d'un réflecteur plat (DOs) à l'intersection de deux corridors en T.

b) Modèle pour un canal de propagation en LOS : le scénario étudié est une salle de conférence vide.

Tous les résultats expérimentaux sont obtenus en utilisant des antennes directives au niveau de l'émetteur et du récepteur, respectivement. Les fonctions de transfert du canal (CTF) et les profils de retard de puissance (PDP) obtenus à partir de l'outil de simulation de ray tracing sont ensuite comparés avec les données

expérimentales pour chacun des milieux considérés.

À la suite des analyses effectuées, Ghadar a constaté que, dans la bande 60 GHz, la modélisation de canal à base de ray tracing nécessite une grande connaissance et des informations très précises et détaillées sur les propriétés des matériaux et de la géométrie de l'environnement.

Les résultats obtenus pour les différents paramètres du canal (atténuation, retard...) sont rapportés dans [59]. Ils montrent que la bande des ondes millimétriques est très sensible à l'environnement de propagation par rapport aux bandes de plus basses fréquences. Dans les couloirs NLOS, les résultats expérimentaux montrent que le lien de communication est assez faible.

- **Modélisation du canal à l'intérieur des bâtiments.**

Collongue a effectué dans son doctorat un travail qui repose sur la modélisation du canal effectué à partir des mesures de propagation menées principalement dans des environnements de type résidentiel [60].

Cette modélisation comprend trois axes : modélisation de l'atténuation en fonction de la distance TX-RX, modélisation des variations temporelles de l'atténuation causées par l'activité humaine, et modélisation spatio-temporelle des réponses impulsionnelles [60].

La modélisation de l'atténuation en fonction de la distance TX-RX repose sur l'équation d'affaiblissement de la puissance en espace libre. Des coefficients y sont ajoutés pour intégrer les variations à petite échelle et la situation de visibilité.

La modélisation des variations temporelles de l'atténuation repose sur une analyse des statistiques des obstructions causées par l'activité humaine. À partir des lois de probabilité de chaque caractéristique des séries d'obstructions (durée, amplitude, etc.), des profils de variations de l'atténuation au cours du temps peuvent être générés.

Enfin, la modélisation spatio-temporelle du canal qui repose sur le modèle statistique de Spencer, adapté pour le canal à 60 GHz.

3.6 Description de l'environnement souterrain minier

La figure 10 nous illustre une photo d'un canal minier dans lequel de nombreux obstacles sont présents. La rugosité des murs, les fils électriques, le système de ventilation, les flaques d'eau par terre sont des obstacles qui perturbent le signal reçu en produisant : un bruit multiplicatif provoqué par la directivité de l'antenne, l'absorption, la réflexion, la dispersion et la diffraction.

La mine expérimentale CANMET à val d'Or est une ancienne mine d'or servant aujourd'hui à former des mineurs ou à effectuer des expériences.



Figure 10 Photo d'une galerie Minière

À partir de notions mentionnées ci-dessus, on peut constater que les phénomènes d'évanouissements à petite et à grande échelle sont présents dans le canal minier.

De plus, la dispersion temporelle et la variation à petite échelle causée par le phénomène de propagation à trajets multiples sont présentes.

- **Campagnes de Mesures dans la mine**

Les campagnes de mesures effectuées par les chercheurs du laboratoire LRTCS prennent en considération les deux scénarios LOS et NLOS aux deux niveaux de profondeur des galeries à 40 m et 70 m, ainsi que les caractéristiques du canal à grande et à petite échelle. Le but de ces campagnes de mesures est de calculer en détail les caractéristiques statistiques du canal minier à 60 GHz. Les caractéristiques de la mine incluent la relation entre l'affaiblissement et la fréquence, entre l'affaiblissement et la distance, ainsi que les paramètres du canal, surtout à petite échelle, comme la dispersion temporelle et le retard moyen subit par les signaux reçus par trajets multiples.

On va se focaliser dans notre maîtrise sur les mesures au niveau 40 m en LOS qui ont été faits entre 1 m et 5 m avec un pas de 1 m, et pour chaque distance, on trouve quinze positions.

La réponse fréquentielle du canal va être mesurée à partir des données récupérées dans un "Vector Network Analyser" (VNA) sous la forme d'un vecteur complexe. Par une transformée de Fourier inverse de la réponse fréquentielle obtenue par le VNA, on va avoir la réponse temporelle du canal.

3.7 Conclusion

Dans ce chapitre, on a présenté et détaillé les généralités d'un canal de propagation ainsi que les phénomènes physiques affectant la propagation de l'onde radio. On a abordé l'aspect de la modélisation avec ces différentes approches. On a présenté aussi quelques modèles utilisés pour le signal 60 GHz.

Une brève description sur l'environnement minier ainsi que les campagnes de mesures effectuées dont nous nous sommes basés afin de réaliser notre travail ont été présentée dans la dernière partie.

Chapitre 4: Réseaux de neurones

4.1 Introduction

Le titre même de ce mémoire ne laisse aucun doute, nous nous plaçons du point de vue de l'ingénieur à la recherche d'une connaissance connexionniste. Ceci nous oblige cependant à aborder dans ce chapitre des notions de neurosciences utiles à notre travail.

L'objectif de ce chapitre est multiple, tout d'abord on va rappeler les définitions fondamentales relatives aux réseaux de neurones ainsi que leurs propriétés mathématiques. Nous décrirons ensuite le fonctionnement de l'apprentissage avec ses différentes règles. Et enfin, nous nous attacherons à détailler le type de réseau de neurones utilisé dans notre mémoire (MLP), plus particulièrement ses propriétés et sa mise en œuvre.

Tout au long de ce chapitre, nous allons essayer d'éclaircir les concepts généraux des réseaux de neurones et détailler les notions auxquelles nous avons eu recours pour élaborer ce travail.

4.2 Neurone biologique

4.2.1 Structure

Le système nerveux repose sur un nombre gigantesque d'unités élémentaires massivement interconnectées : les neurones. Le cerveau humain en possède 100 milliards de neurones et chacun d'entre eux est connecté en moyenne à 103 autres neurones. Le neurone est une cellule vivante. Il en existe de différentes formes (pyramidales, sphériques ou étoilées), mais tous ont une structure commune. Chacun de ces neurones est par ailleurs fort complexe. Essentiellement, il s'agit de tissu vivant et de chimie et se décompose en trois régions principales (voir figure 11):

- Le corps cellulaire
- Les dendrites
- L'axone

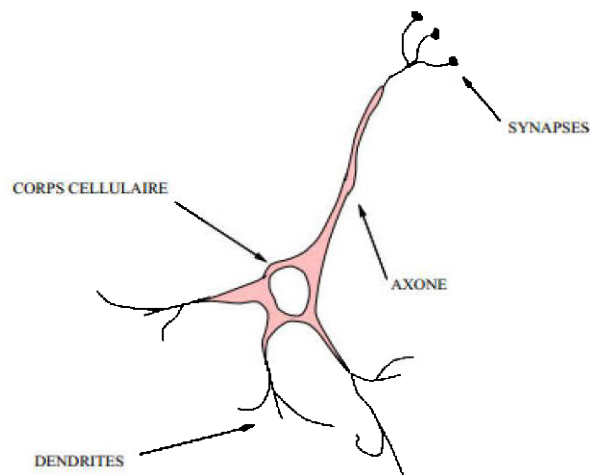


Figure 11 Neurone biologique et ses principaux composants

- Le corps cellulaire: c'est le corps du neurone et comme toutes les autres cellules du corps humain, sauf les hématies (globules rouges), il contient un noyau. Ce corps cellulaire est sous forme sphérique ou pyramidale contenant aussi les autres molécules essentielles à la vie de la cellule [61].
- Les dendrites : ce sont des prolongements de la membrane du neurone qui reçoivent des signaux d'autres neurones. Les dendrites mesurent de 0,2 à 10 microns de diamètre et une dizaine de microns de longueur. Il n'y a pas de contact direct entre les membranes des neurones connectés : cette liaison est assurée par une synapse [61].
- L'axone : c'est la fibre nerveuse principale, le seul prolongement de la membrane qui se sépare en une chevelure de filaments à destination des dendrites d'autres neurones pour propager le signal [61].
- Les synapses : elles assurent le passage du signal des terminaisons axonales vers les dendrites, via généralement un processus électrochimique [61].

4.2.2 Fonctionnement

Les neurones reçoivent l'information (impulsions électriques) en provenance des autres neurones via les dendrites. L'information traitée par le neurone chemine ensuite le long de l'axone (unique) pour être transmise jusqu'aux terminaisons synaptiques. La transmission entre deux neurones n'est pas directe, lors de l'arrivée

du signal, des vésicules synaptiques vont être fusionnées avec la membrane cellulaire, ce qui va permettre la libération des neurotransmetteurs (médiateurs chimiques) dans la fente synaptique. Le signal électrique ne pouvant pas passer la synapse (dans le cas d'une synapse chimique), les neurotransmetteurs permettent donc le passage des informations, d'un neurone à un autre (voir figure 12). La durée de chaque impulsion est de l'ordre d'1 ms et son amplitude d'environ 100 mV. L'influx nerveux est assimilable à un signal électrique se propageant comme ceci :

- Les dendrites reçoivent l'influx nerveux d'autres neurones.
- Le neurone évalue l'ensemble de la stimulation reçue.
- Si elle est suffisante, il est excité : il transmet un signal (0/1) le long de l'axone.

L'excitation est propagée jusqu'aux autres neurones qui y sont connectés via les synapses.

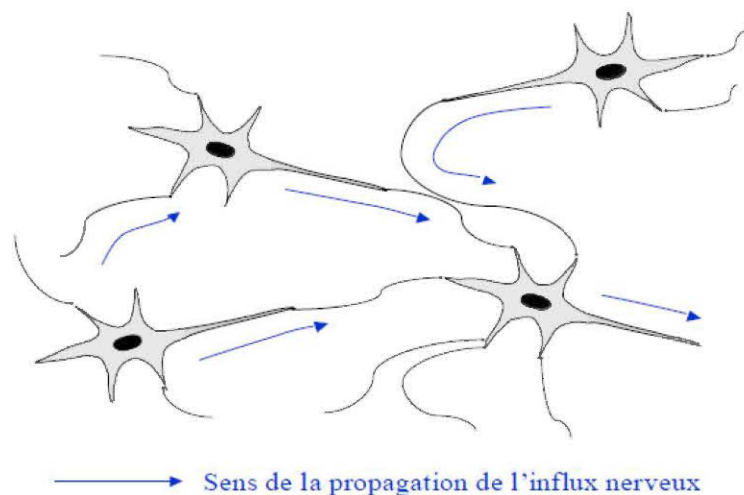


Figure 12 Propagation de l'influx nerveux

4.3 Bref Historique

Les réseaux neuronaux ont vu naissance par la présentation en 1943 par W. McCulloch et W. Pitts du neurone formel qui est inspiré des observations du neurone physiologique. Ils voulaient démontrer qu'un réseau de neurones discret, sans contrainte de topologie, peut représenter n'importe quelle fonction booléenne et donc émuler un ordinateur [31].

En 1949, D. Hebb présente dans son ouvrage « The Organization of Behavior » une règle d'apprentissage. De nombreux modèles de réseaux aujourd'hui s'inspirent encore de la règle de Hebb [32].

En 1958, F. Rosenblatt développe le modèle du perceptron. C'est un réseau de neurones inspiré du système visuel. Il possède deux couches de neurones : une couche de perception et une couche liée à la prise de décision. C'est le premier système artificiel capable d'apprendre par expérience.

Dans la même période, le modèle de L'Adaline (ADaptive LINar Element) a été présenté par B. Widrow et Hoff. Ce modèle sera par la suite le modèle de base des réseaux multicouches [32].

En 1969, M. Minsky et S. Papert publient une critique des propriétés du Perceptron. Cela va avoir une grande incidence sur la recherche dans ce domaine. Elle va fortement diminuer jusqu'en 1972, où T. Kohonen présente ses travaux sur les mémoires associatives et propose des applications à la reconnaissance de formes.

C'est en 1982 que J. Hopfield présente son étude d'un réseau complètement rebouclé, dont il analyse la dynamique. [31] [32].

4.4 Généralités

4.4.1 Neurone formel

a. Définition

Dans les années 40, McCulloch et Pitts ont proposé le neurone formel qui est l'élément de base d'un réseau de Neurones artificiel (RNA) (figure 13). Cet élément est considéré comme un opérateur binaire qui permet d'effectuer la somme pondérée des valeurs d'entrées et l'application d'une fonction d'activation non linéaire (NL) sur le résultat de cette somme.

La somme se fait par des coefficients synaptiques à valeurs réelles qui peuvent être soit positifs ou négatifs, on parlera respectivement de poids ou de synapses excitatrices ou inhibitrices.

La fonction d'activation proposée à l'origine par McCulloch et Pitts est la fonction de Heaviside (figure 14). Elle est aussi nommée fonction à seuil qui est

adaptée aux problèmes de classification présente rapidement des limites pour la modélisation des fonctions non linéaires (2 réponses possibles). Ainsi avec le développement de méthodes d'erreur d'estimation basées sur la minimisation d'un critère d'erreur par le calcul de dérivées pour l'estimation des poids, la fonction linéaire bornée s'est vue elle-même rapidement suivie par des fonctions dérivables [34] (voir figure 16). Et par conséquent, la fonction dérivable de type sigmoïde, aussi appelée tangente hyperbolique (figure 15) est de plus en plus utilisée et qui permet la définition de modèles qui convergent rapidement [33].

b. Structure et fonctions d'activations

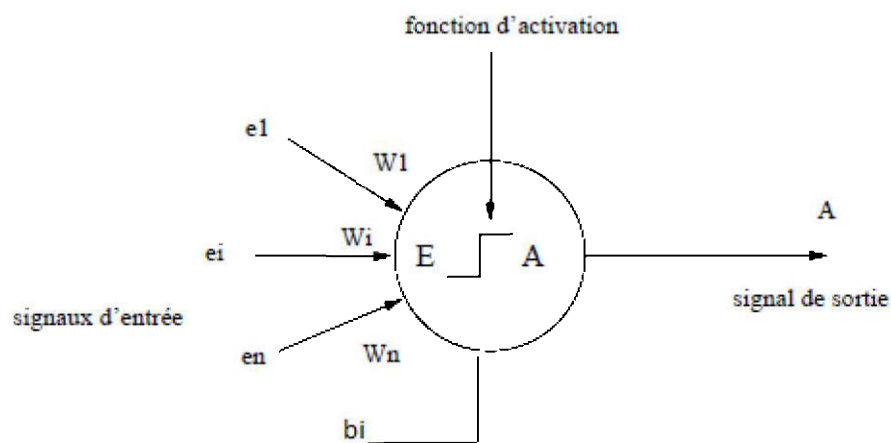


Figure 13 Neurone formel

On note (e_i) , $1 \leq i \leq k$, les k informations parvenant au neurone. De plus, chacune sera plus ou moins valorisée vis-à-vis du neurone par le biais d'un poids. Un poids est un vecteur w_i lié à l'information e_i , son rôle est de simuler les pondérations synaptiques à l'aide de poids associés respectivement à chaque entrée du neurone, c.-à-d. la $i^{\text{ème}}$ information qui sera transmise au neurone sera $w_i * e_i$ [35]. Il existe aussi un poids supplémentaire, qui représente le coefficient de biais. Nous le noterons b et souvent, on considère le biais comme le poids associé à une entrée de valeur constante (+1 ou -1).

Ce neurone artificiel va réaliser une somme pondérée de ses entrées, plutôt que

de prendre chaque entrée toute seule, c'est une modélisation des neurones du cerveau. On définit une nouvelle donnée, in , par :

$$in = \sum_{i=0}^k w_i \times e_i = \left(\sum_{i=1}^k w_i \times e_i \right) + b_i \quad (4.1)$$

C'est effet cette donnée in qui va être traitée par le neurone et va passer par la fonction d'activation (cf 12, 13, 14). C'est d'ailleurs c'est pour cette raison-là qu'on appelle un neurone une unité de traitement.

La fonction d'activation, ou fonction de transfert, est une fonction qui renvoie un réel proche de 1 si les informations d'entrée sont "bonnes" sinon un réel proche de 0 si elles sont "mauvaises". On utilise généralement des fonctions à valeurs dans l'intervalle réelles $[0,1]$. Le neurone est considéré actif lorsque le réel est proche de 1, et inactif dans le cas contraire. Le réel est nommé la sortie du neurone et sera noté a et g la fonction d'activation, ce qui nous permet d'obtenir la formule donnant la sortie d'un neurone comme suite [35] :

$$a = g(in) = g\left(\left(\sum_{i=1}^k w_i \times e_i\right) + b_i\right) \quad (4.2)$$

Il y a bien sûr beaucoup de fonctions d'activations possibles, c'est à dire répondant aux critères que nous avons donné. Ci-dessous la fonction Heaviside (figure 14) créée proposée par McCulloch et Pitts ainsi que la fonction sigmoïde (figure 15) qui est très populaire et la plus utilisée et qu'on a utilisée aussi dans notre projet et enfin d'autres fonctions populaires (figure 16).

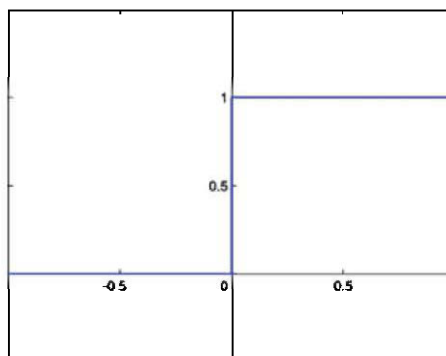


Figure 14 Fonction Heaviside

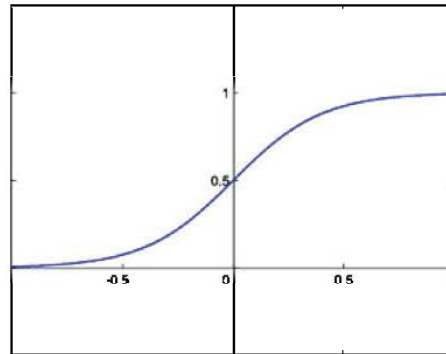


Figure 15 Fonction sigmoïde

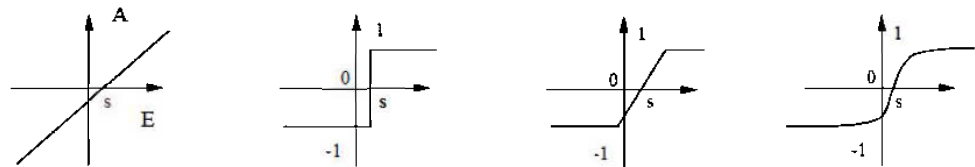


Figure 16 Autres fonctions d'activations

4.4.2 Réseaux de neurones artificiels

Un réseau de neurones désigne un réseau de neurones artificiels (RNA) il est basé sur un modèle simplifié de neurone formel vu dans la section 4.4.1. Et comme on a vu ce modèle permet de faire certaines fonctions du cerveau humain tel que la l'apprentissage par l'exemple, travail en parallèle et d'autres.

Le RNA est composé d'un grand ensemble de neurones ou dite unités, et chacune d'elle comporte une mémoire locale. Ces unités sont reliées par des canaux de communication (les connexions) qui transportent des données numériques. Elles peuvent agir juste sur leurs données locales et les entrées qu'elles reçoivent via les connexions, elles n'ont pas accès à d'autres informations. Donc pour la majorité des types de RNA ont la capacité d'apprentissage en apprenant à partir des exemples, ensuite le RNA dans des mesures différentes, il est capable de généraliser c.-à-d. de nous donner des bons résultats sur des nouvelles données qui ne lui avaient pas été donnés dans la phase d'apprentissage.

Selon Haykin, Simon [36]:

Un réseau de neurones est un processeur massivement distribué en parallèle qui a une propension naturelle pour stocker la connaissance empirique (*experiential knowledge* selon l'auteur) et la rendre disponible à l'usage. Il ressemble au cerveau sur deux aspects :

1. La connaissance est acquise par le réseau à travers un processus d'apprentissage.
2. Les connexions entre les neurones, connues sous le nom de poids synaptiques, servent à stocker la connaissance.

Par définition:

"Les réseaux de neurones artificiels sont des réseaux fortement connectés de processeurs élémentaires fonctionnant en parallèle. Chaque processeur élémentaire calcule une sortie unique sur la base des informations qu'il reçoit. Toute structure hiérarchique de réseaux est évidemment un réseau."

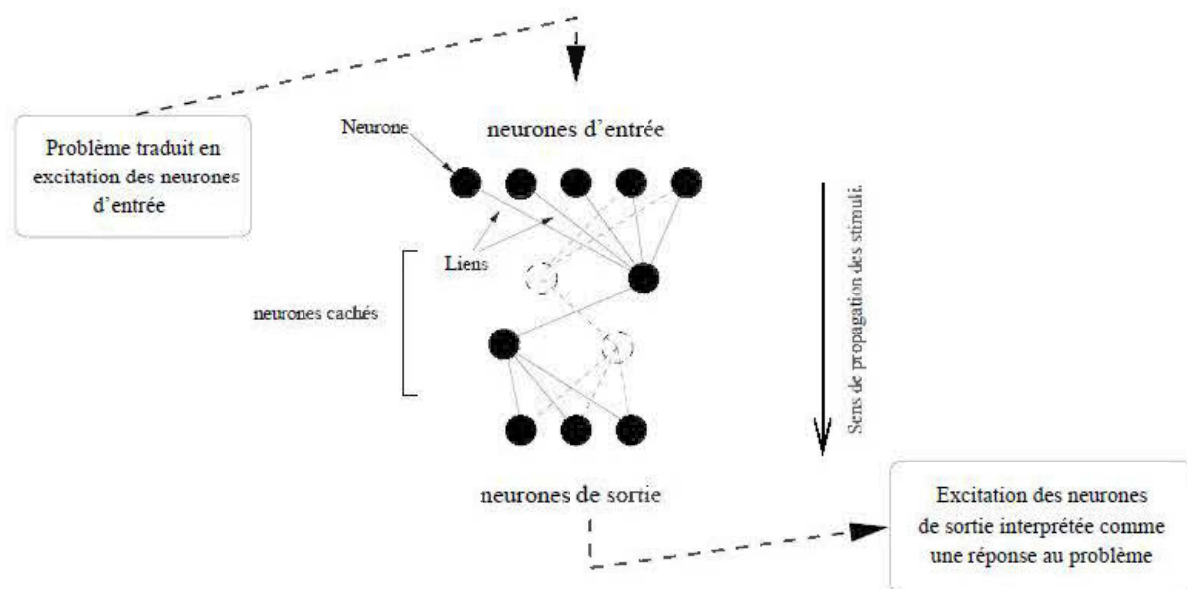


Figure 17 Schéma générale d'un réseau de Neurones

En général un réseau de neurones comporte (figure 17) :

- Des neurones d'entrée, auxquels on attribue une excitation en fonction des données que le réseau doit traiter.
- D'autres neurones, à travers lesquels l'excitation des neurones d'entrée se propage et est modifiée.
- Des neurones de sortie, dont l'état d'excitation fournit une réponse au problème posé en entrée.

4.4.3 Différentes configurations de réseaux

La Topologie du modèle est décrite par les connexions entre les neurones qui les composent. Elle peut être au hasard, mais en général on peut distinguer une certaine régularité.

- Réseau multicouche: cette topologie est composée de neurones organisés sous forme de couches. Les connexions entre les neurones se font avec les neurones des couches en aval (figure 18). Chaque neurone d'une couche est alors connecté à tous les neurones de la couche suivante. Ce qui nous permettra d'introduire la notion de sens de parcours de l'information au sein d'un réseau et alors définir les concepts de neurone d'entrée, neurone de sortie. On dit une couche d'entrée aux neurones d'entrée, couche de sortie aux neurones de sortie. Les couches intermédiaires sont les couches cachées et n'ont aucun contact avec l'extérieur.

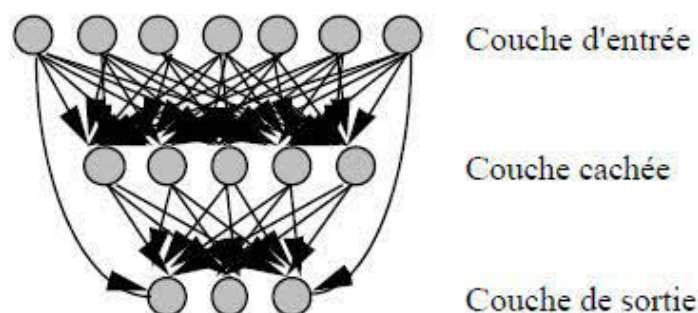


Figure 18 Réseau de Neurones multicouches

- Réseau à connexions locales: C'est une structure multicouche, à l'image de la rétine, permet de conserver une certaine topologie. Ce n'est pas comme le cas précédent, ici on a chaque neurone connecté avec un nombre réduit et localisé de neurones de la couche avale (figure 19). Les connexions sont alors moins nombreuses

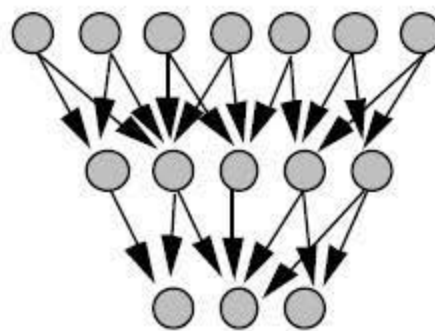


Figure 19 Réseau à connexions locales

- Réseau à connexions récurrentes: Cette structure permet de prendre l'information en arrière par rapport au sens de la propagation. Ils sont souvent des connexions locales (figure 20).

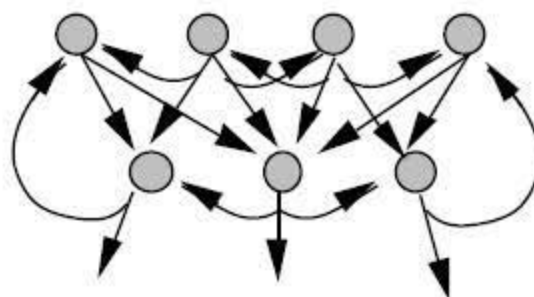


Figure 20 Réseau à connexions récurrentes

- Réseau à connexion complète: c'est la structure d'interconnexion la plus générale (figure 21). Chaque neurone est connecté à tous les neurones du réseau (et à lui-même).

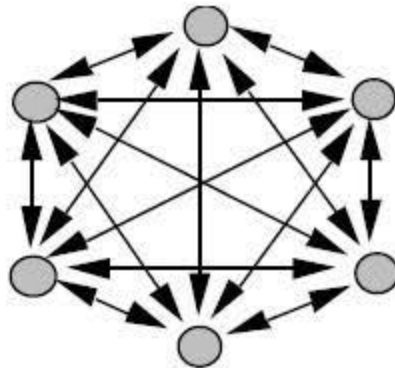


Figure 21 Réseau à connexion complète

Il existe de nombreuses autres topologies possibles, mais elles n'ont pas eu à ce jour la notoriété des topologies que nous avons décrites ici.

4.4.4 Avantages et Applications

Les RNA présentent de nombreux avantages par rapport aux autres modèles de modélisation, on cite les avantages les plus pertinents :

- Aptitude à modéliser des structures complexes et des données irrégulières (prise en compte des relations non linéaires (interactions) entre les variables).
- Assez bonne robustesse aux données bruitées.
- Aptitude à modéliser des problèmes très variés.
- Tolérance par rapport aux fautes.
- Apprentissage par des exemples.
- Faible consommation d'énergie.
- Traitement en Parallèle.

Comme on a vu en haut, les réseaux de neurones présentent de nombreux avantages très importants, ce qui permet aux RNA de s'appliquer dans plusieurs domaines, ils peuvent être alors appliqués pour :

- La Classification.
- La Catégorisation.
- La Prédiction - prévision.
- L'optimisation.
- La Modélisation.
- La Mémorisation.
- Le Contrôle.

4.4.5 Apprentissage des réseaux de Neurones

L'apprentissage est vraisemblablement la propriété la plus intéressante des réseaux neuronaux. Elle ne concerne cependant pas tous les modèles, mais les plus utilisés. C'est une phase du développement d'un réseau de neurones durant laquelle le comportement du réseau est modifié jusqu'à l'obtention du comportement désiré. Cette phase consiste à déterminer les poids w_i optimaux suivant le problème à résoudre. L'apprentissage neuronal fait appel à des exemples de comportement.

Selon Haykin, l'apprentissage dans le contexte de réseaux de neurones est défini comme suite [36] :

« L'apprentissage est un processus par lequel les paramètres libres d'un réseau de neurones sont adaptés, au moyen d'un processus continu de stimulation par l'environnement dans lequel le réseau est intégré. Le type d'apprentissage est déterminé par la manière dont les changements de paramètres auront lieu.

La définition du processus d'apprentissage implique les séquences d'événements suivants :

- 1. Le réseau de neurones est stimulé par un environnement.*
- 2. Le réseau de neurones subit des changements dans les paramètres libres à la suite de cette simulation*
- 3. Le réseau de neurones réagit d'une nouvelle manière avec l'environnement, suite aux changements produits dans sa structure interne. »*

a. Stratégies d'apprentissage

Les stratégies d'apprentissage à partir d'exemples appartiennent majoritairement aux deux familles suivantes :

- Apprentissage supervisé.
- Apprentissage non supervisé.

L'apprentissage supervisé est très utilisé dans les réseaux de neurones classiques basés sur des neurones à seuil ou sigmoïdaux. Il permet de modifier les poids du réseau à partir d'un couple de vecteurs (X,Y) , où X représente un exemple présenté en entrée et Y est un vecteur de sortie désiré. Cette méthode permet de déterminer le meilleur vecteur de poids W qui permet d'obtenir les sorties désirées pour les exemples X fournis. Ce type de méthode d'apprentissage nécessite de disposer d'une base d'exemples, c'est-à-dire d'un ensemble de couples (X,Y) . La définition d'une fonction d'erreur permet alors d'évaluer la distance entre un vecteur de sortie calculé et le vecteur de sortie attendu.

Les simulations utilisant un apprentissage supervisé se divisent généralement en deux phases :

1. Une phase d'apprentissage, pendant laquelle le vecteur de poids est modifié, grâce aux méthodes choisies, à partir de la base d'exemples.
2. Une phase de généralisation, durant laquelle le vecteur de poids est fixé aux valeurs obtenues suite à la phase d'apprentissage et le réseau est appliqué au traitement de motifs non appris.

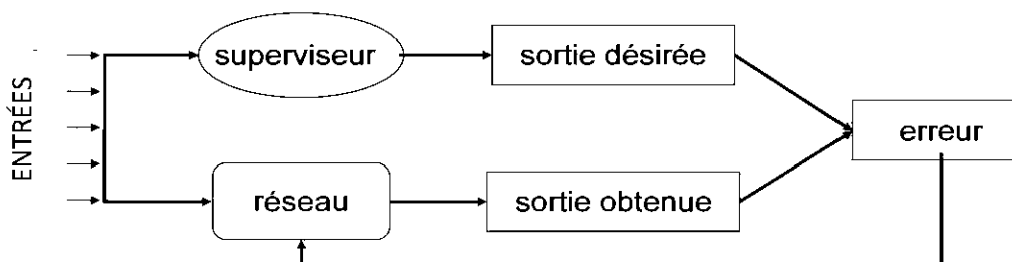


Figure 22 Apprentissage supervisée

À mi-chemin entre le mode supervisé et le mode non supervisé, on trouve l'apprentissage par renforcement. Dans ce mode d'apprentissage, on ne donne pas explicitement les sorties désirées, mais on constate seulement la réussite ou l'échec de la tâche, puis on récompense ou bien on punit le réseau.

L'apprentissage non supervisé regroupe un large spectre de méthodes d'apprentissage. Les données traitées en apprentissage non supervisé, à l'inverse de l'apprentissage supervisé, ne sont pas associées à des sorties désirées. Les données à traiter doivent être réparties en différents *clusters* (ou sous-ensembles) grâce à une heuristique.

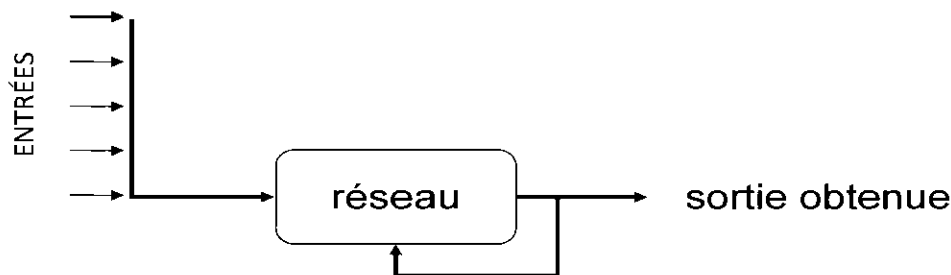


Figure 23 Apprentissage non supervisé

4.5 Réseaux de Neurones perceptron multicouches

Les perceptrons multicouches sont des réseaux de neurones non bouclés comprenant une couche d'entrée et une couche de sortie avec une ou plusieurs couches cachées avec des connexions directes entre les couches. Les propriétés intéressantes des perceptrons multicouches proviennent des non-linéarités des fonctions d'activation des couches cachées. Une forme couramment utilisée de non-linéarité qui satisfait à cette exigence est une non-linéarité sigmoïdale définie par la fonction logistique suivante:

$$y_j = \frac{1}{1 + \exp(-v_j)} \quad (4.3)$$

Si les fonctions d'activation étaient des fonctions linéaires, alors un réseau à une seule couche avec des poids convenablement choisis pourrait exactement reproduire les calculs exécutés par n'importe quel réseau multicouche. C'est le

développement de l'algorithme de rétro propagation [36] afin de modifier les poids et les biais dans les réseaux de neurones MLP. La modification des paramètres de poids et de biais se fait en allant de la couche de sortie vers la couche d'entrée en propageant l'erreur qui se trouve dans la couche de sortie vers chacune des couches précédentes, l'erreur de sortie est alors obtenue en comparant la sortie actuelle du réseau de neurones (y) avec la sortie désirée (d).

L'apprentissage pour ce modèle est fait par la méthode de descente de gradient. Les poids sont alors initialisés aléatoirement et modifiés selon une directive qui permet de minimiser l'erreur.

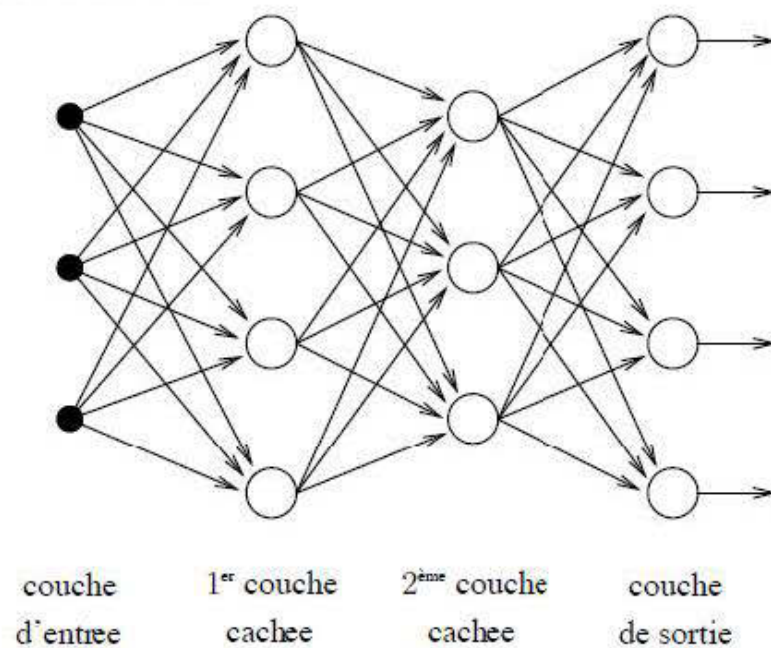


Figure 24 Graphe d'architecture d'un Perceptron multicouches avec deux couches cachées

4.5.1 Méthode d'apprentissage du réseau MLP

L'apprentissage utilisé dans ce modèle de réseau de neurones est supervisé, on associe alors une configuration d'entrée à une configuration de sortie.

4.5.1.1 L'algorithme de rétro propagation des erreurs [36]

L'algorithme de rétro propagation de gradient nécessite un savoir-faire afin d'être efficace. Multiples variables doivent être ajusté précisément en fonction du problème traité, tel que la sélection des exemples pour l'apprentissage et le test, l'ordre de présentation et les distributions relatives à des exemples dans la base d'apprentissage, la structure du réseau, la configuration initiale des poids, le nombre d'itérations d'apprentissage...etc.

Cet algorithme consiste en une descente de gradient, qui par défaut une méthode d'optimisation universelle, cette dernière réside à chercher à minimiser la fonction d'erreur en suivant les lignes de plus grandes pente.

Si on considère y comme étant la sortie calculée par le réseau, et d la sortie désirée, le principe de cette règle est d'utiliser l'erreur $(d-y)$, afin de modifier les connexions et de diminuer ainsi l'erreur globale du système. Le réseau va donc s'adapter jusqu'à ce que y soit égal à d .

Soit $d_j(n)$ la réponse désirée pour un neurone j au temps n , et soit $y_j(n)$ la valeur correspondante de la réponse actuelle de ce neurone. Cette réponse est obtenue après la stimulation par un vecteur $x(n)$ appliqué à l'entrée du réseau dans lequel le neurone j est intégré. Typiquement, la réponse $y_j(n)$ est différente de $d_j(n)$, donc on peut définir un signal d'erreur $e_j(n)$ tel que :

$$e_j(n) = d_j(n) - y_j(n) \quad (4.4)$$

On définit la valeur instantanée de l'énergie d'erreur de neurone j par $\frac{1}{2}e_j^2(n)$. En conséquence, la valeur instantanée $e(n)$ de l'énergie d'erreur totale est obtenue en additionnant $\frac{1}{2}e_j^2(n)$ sur tous les neurones de la couche de sortie. La fonction d'erreur quadratique est définie pour chaque exemple n ($n \in \mathbb{N}$) par :

$$e(n) = \frac{1}{2} \sum_{j \in C} e_j^2(n) \quad (4.5)$$

Où l'ensemble C contient tous les neurones dans la couche de sortie du réseau de neurones.

L'objectif de la règle de correction des erreurs est de minimiser une fonction de coût (*cost function*). Un critère utilisé couramment pour la fonction de coût est le critère d'erreur quadratique moyenne.

Pour tout l'ensemble d'apprentissages N on définit la fonction d'erreur quadratique moyenne MSE par :

$$E(n) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N e(n) \quad (4.6)$$

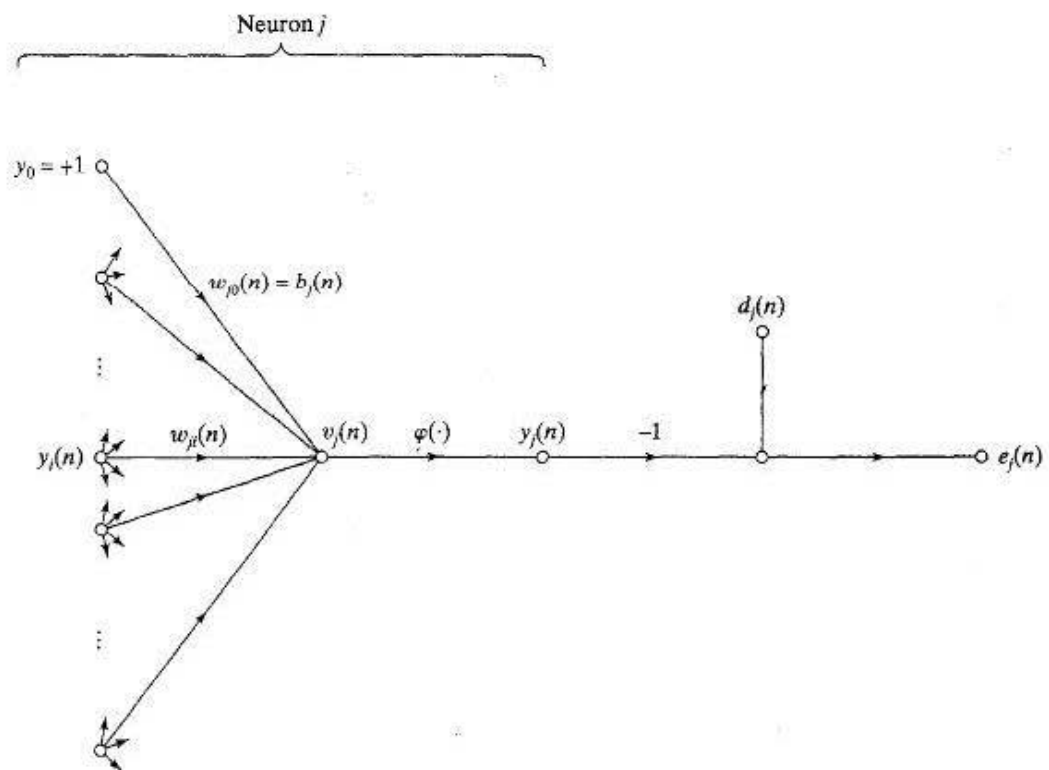


Figure 25 Graphe de flux des signaux du neurone de sortie j

La figure 25 représente le neurone j étant alimenté par un ensemble des signaux de fonctions produits par une couche de neurones à sa gauche. Le champ local induit $v_j(n)$ produit à l'entrée de la fonction d'activation associée au neurone j est représenté par :

$$v_j(n) = \sum_{i=0}^m w_{ji}(n) y_i(n) \quad (4.7)$$

Où m est le nombre total des entrées (excluant le biais) appliqué au neurone j . Le poids synaptique w_{j0} (correspond à l'entrée fixe $y_0 = +1$) qui est égal au biais b_j appliqué au neurone j . Où la fonction $y_j(n)$ apparaissant à la sortie du neurone j à l'itération n est:

$$y_j(n) = \varphi_j(v_j(n)) \quad (4.8)$$

L'algorithme de rétro propagation est un algorithme itératif permettant de modifier les paramètres afin de minimiser l'erreur quadratique moyenne du réseau de neurone sur l'ensemble. L'algorithme applique une correction $\Delta w_{ji}(n)$ au poids synaptique $w_{ji}(n)$ qui est proportionnelle à la dérivée partielle $\partial e(n)/\partial w_{ji}(n)$. Décrite ci-dessous :

$$\frac{\partial e(n)}{\partial w_{ji}(n)} = \frac{\partial e(n)}{\partial e_j(n)} \frac{\partial e_j(n)}{\partial y_j(n)} \frac{\partial y_j(n)}{\partial v_j(n)} \frac{\partial v_j(n)}{\partial w_{ji}(n)} \quad (4.9)$$

La dérivée partielle $\partial e(n)/\partial w_{ji}(n)$ représente le facteur de sensibilité, déterminant la direction de recherche dans l'espace de poids pour le poids synaptique $w_{ji}(n)$.

$$\frac{\partial e(n)}{\partial w_{ji}(n)} = -e_j(n) \varphi'_j(v_j(n)) y_i(n) \quad (4.10)$$

Avec :

$$\frac{\partial e(n)}{\partial e_j(n)} = e_j(n) \quad (4.11)$$

$$\frac{\partial e_j(n)}{\partial y_j(n)} = -1 \quad (4.12)$$

$$\frac{\partial y_j(n)}{\partial v_j(n)} = \varphi'_j(v_j(n)) \quad (4.13)$$

$$\frac{\partial v_j(n)}{\partial w_{ji}(n)} = y_i(n) \quad (4.14)$$

La correction $\Delta w_{ji}(n)$ appliquée à $w_{ji}(n)$ est définie par la règle de delta :

$$\Delta w_{ji}(n) = -\eta \frac{\partial e(n)}{\partial w_{ji}(n)} \quad (4.15)$$

Où η est le paramètre de taux d'apprentissage de l'algorithme de rétro propagation. L'utilisation du signe moins dans l'équation (4.15) représente une descente de gradient dans l'espace de poids. Par conséquent, en utilisant l'équation (4.10) dans (4.15) nous donnera l'équation suivante:

$$\Delta w_{ji}(n) = \eta \delta_j(n) y_i \quad (4.16)$$

Où $\delta_j(n)$ est le gradient local qui peut être exprimé en deux façons différentes suivant le neurone j soit pour un neurone de sortie ou pour un neurone caché.

a. Cas 1 : Évaluation du gradient pour un neurone de sortie

Lorsque le neurone j se trouve dans la couche de sortie du réseau de neurones, il est fourni avec sa propre réponse désirée. Nous pouvons alors utiliser l'équation (4.4) pour calculer le signal d'erreur $e_j(n)$ associé à ce neurone (voir figure 25). Ayant déterminé $e_j(n)$, on pourrait ensuite calculer le gradient local exprimé comme suite :

$$\delta_j(n) = \frac{\partial e(n)}{\partial v_j(n)} = \frac{\partial e(n)}{\partial e_j(n)} \frac{\partial e_j(n)}{\partial y_j(n)} \frac{\partial y_j(n)}{\partial v_j(n)} = e_j(n) \varphi'_j(v_j(n)) \quad (4.17)$$

b. Cas 2 : Évaluation du gradient pour un neurone caché

Quand le neurone j se trouve dans la couche cachée du réseau de neurones, il n'y a pas de réponse désirée spécifiée pour ce neurone. Par conséquent, le signal d'erreur pour une couche cachée devrait être déterminé de manière récursive en fonction des signaux d'erreur de tous les neurones à qui ce

neurone caché est directement connecté. La figure suivante représente le neurone j étant un neurone caché du réseau de neurones :

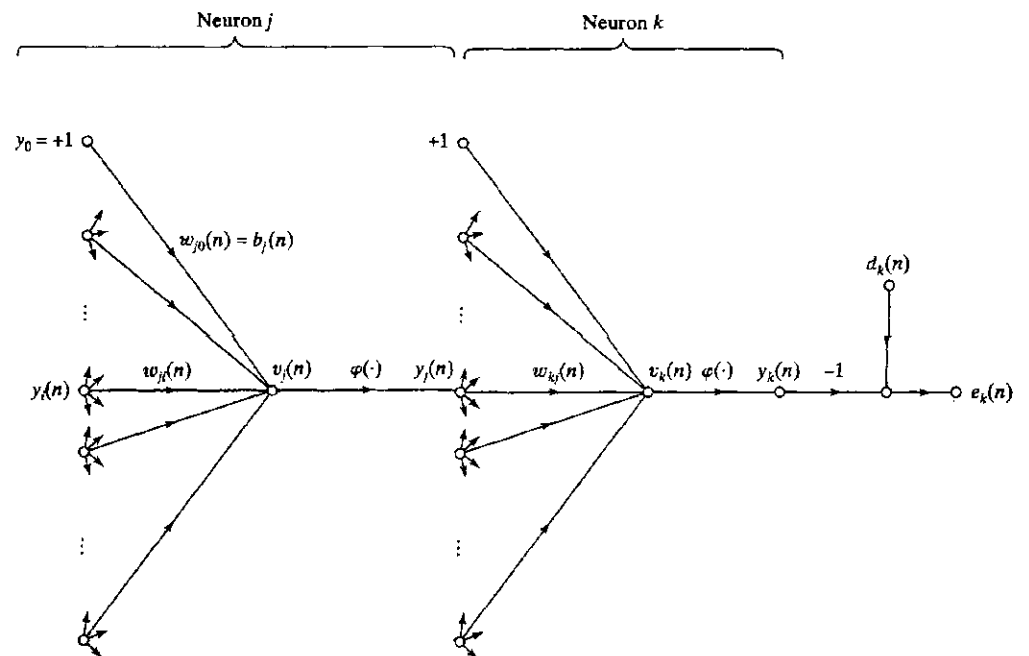


Figure 26 Graphe de flux des signaux du neurone caché j

On définit le gradient local $\delta_j(n)$ pour un neurone caché j par la relation suivante :

$$\delta_j(n) = \frac{\partial e(n)}{\partial y_j(n)} \frac{\partial y_j(n)}{\partial v_j(n)} = - \frac{\partial e(n)}{\partial y_j(n)} \varphi'_j(v_j(n)) \quad (4.18)$$

Où :

$$e(n) = \frac{1}{2} \sum_{k \in C} e_k^2(n) \quad (4.19)$$

L'indice k dans l'équation (4.5) est utilisé à la place de j , car j représente dans ce cas la couche cachée, donc le neurone j est le neurone caché et le neurone k est le neurone de sortie.

$$\frac{\partial e(n)}{\partial y_j(n)} = \sum_k e_k \frac{\partial e_k(n)}{\partial y_j(n)} = \sum_k e_k(n) \frac{\partial e_k(n)}{\partial v_k(n)} \frac{\partial v_k(n)}{\partial y_j(n)} \quad (4.20)$$

Cependant, d'après la figure 26, on note:

$$e_k(n) = d_k(n) - y_k(n) = d_k(n) - \varphi_k(v_k(n)) \quad (4.21)$$

$$v_k(n) = \sum_{j=0}^m w_{kj}(n)y_j(n) \quad (4.22)$$

Où m est le nombre total des entrées (excluant le biais) appliqué au neurone k .

On appliquera ensuite la dérivée partielle sur $e_k(n)$ et $v_k(n)$:

$$\frac{\partial e_k(n)}{\partial v_k(n)} = -\varphi'_k(v_k(n)) \quad (4.23)$$

$$\frac{\partial v_k(n)}{\partial y_j(n)} = w_{kj}(n) \quad (4.24)$$

En remplaçant les deux équations précédentes (4.23) et (4.24) dans l'équation (4.20), on aura alors la dérivée partielle désirée :

$$\frac{\partial e(n)}{\partial y_j(n)} = - \sum_k e_k(n) \varphi'_k(v_k(n)) w_{kj}(n) = - \sum_k \delta_k(n) w_{kj}(n) \quad (4.25)$$

Et finalement, en utilisant l'équation (4.25) dans (4.18), on aura la formule de rétro propagation pour le gradient local $\delta_j(n)$ décrit dans l'équation suivante :

$$\delta_j(n) = \varphi'_j(v_j(n)) \sum_k \delta_k(n) w_{kj}(n) \quad (4.26)$$

4.5.1.2 Implantation de l'algorithme de rétro propagation

Nous allons maintenant résumer la mise en œuvre de l'algorithme de rétro propagation standard [39].

- Phase 1 : initialisation de tous les poids à de petites valeurs aléatoires.
- Phase 2 : pour chaque donnée d'entraînement n
 - a. calcule des sorties observées en propageant les entrées vers l'avant.
 - b. Ajustement des poids en rétro propageant l'erreur observée
- Phase 3 : répéter les étapes 1 et 2 jusqu'à un nombre maximum d'itérations ou jusqu'à ce que la valeur de l'erreur quadratique moyenne (MSE) soit inférieure à un certain seuil. En pratique, le but d'atteindre MSE inférieur à un certain seuil n'est pas sûr, alors, pour éviter le problème de la boucle ouverte, on fixe un nombre d'itérations maximum, généralement de l'ordre des centaines, dans

ce cas l'algorithme cherche à minimiser MSE en N_i itérations successives tel que: N_i est inférieur au nombre d'itérations maximum.

4.6 Conclusion

Nous avons décrit les fondements des réseaux de neurones artificiels à partir de la formulation mathématique d'un neurone formel. On a vu également les différentes configurations des RNA, la notion d'apprentissage avec les règles existantes ensuite, on s'est focalisé sur le réseau de neurones MLP, où on a pu décrire son fonctionnement en détaillant sa structure et son processus d'entraînement basé sur le mécanisme connu de rétro propagation.

Chapitre 5 : Résultats et Analyse

5.1 Introduction

Ce présent chapitre est consacré aux résultats obtenus lors de nos simulations.. Comme présenter dans le chapitre précédent, plusieurs méthodes sont explorées afin de modéliser un signal RF à 60 GHz. Dans le cadre de ce travail, une approche originale pour la modélisation du canal 60 GHz est appliquée, cette approche est basée sur la méthode des réseaux de neurones MLP.

Les résultats d'incertitudes ou d'erreurs du modèle proposé sont comparés aux mesures expérimentales pour déterminer la précision du modèle.

Pour une analyse de performance plus exhaustive, une comparaison entre le modèle « Tapped delay line » et le modèle proposé est réalisée pour démontrer l'efficacité de ce dernier.

5.2 Modélisation du canal minier

5.2.1 Modélisation de la fonction du transfert du canal

5.2.1.1 Description du modèle

Le modèle conçu se base sur les réseaux de neurones MLP en utilisant le logiciel Matlab. On a donc utilisé des mesures qui ont été prises au sein du laboratoire afin d'entraîner et tester notre réseau de neurones. Ces mesures sont issues d'une campagne de mesures obtenue dans un scénario où l'émetteur et le récepteur sont en visibilité direct LOS. Les mesures sont prises dans une galerie souterraine minière située à une profondeur de 40 m de la surface. Le protocole de mesure est menées sur une distances allant de 1 à 6 m avec un pas de 1 m et une bande de fréquence qui varie entre 59 et 61 GHz avec un pas de 0.3 MHz. Pour chaque distance, on dispose de quinze positions représentant des variations à petite échelle autour du récepteur espacé par 2 mm. Ainsi, à chaque distance on a 15 mesures chacune ayant 6399 points de mesures fréquentielles. Les mesures du paramètre S21 qui est

obtenu à partir du VNA, sont composées d'une amplitude et d'une phase dont on s'est servi pour calculer l'atténuation du canal de transmission.

Le modèle de réseau de neurones se base sur le type MLP avec deux paramètres en entrée qui sont la fréquence (GHz) et la distance (m), une couche cachée avec une fonction d'activation sigmoïde et une couche de sortie linéaire qui est l'atténuation du canal de transmission (dBm) (figure 27).

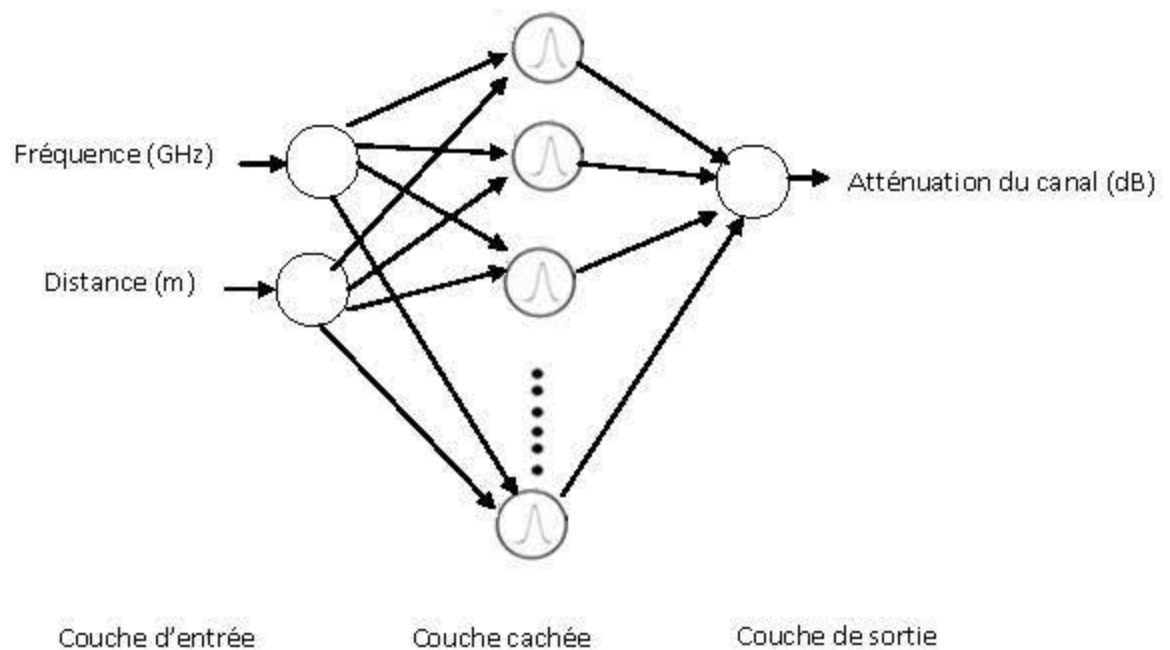


Figure 27 Architecture du réseau MLP pour l'atténuation du canal de transmission

L'entraînement est alors réalisé en utilisant une partie des mesures. Notre réseau est basé sur l'apprentissage supervisé en utilisant l'algorithme de rétro-propagation qui servira à ajuster les poids sur les arêtes reliant les couches entre elles en calculant l'erreur entre la sortie calculée et la sortie désirée (cf. §4.5.1.2). Nous utiliserons une tangente hyperbolique, fonction sigmoïde (Tansig) dans la couche cachée avec 100 neurones. Le nombre de neurones est choisi en faisant plusieurs essais afin d'avoir un modèle bien performant avec faible seuil d'erreurs. L'échantillon d'apprentissage est parcouru plusieurs fois et l'apprentissage s'achève

lorsque :

- Un seuil d'erreur minimum est atteint.
- Un nombre préfixé d'itérations est atteint.

Ensuite, quand la phase de l'entraînement se termine, on aura besoin de tester notre réseau pour voir sa performance et sa capacité à estimer les sorties désirées, en utilisant des données inconnues. Le terme « inconnues » veut dire des données qui n'ont jamais été présentées aux réseaux de neurones auparavant.

5.2.1.2 Modélisation de l'atténuation du canal avec 50 % des données

On a commencé d'abord par entraîner notre réseau MLP comme on a mentionné dans le paragraphe précédent en utilisant 50 % des mesures pour entraîner le réseau de neurones. Cela est équivalent à utiliser 3200 mesures pour le processus d'entraînement et l'autre moitié (3200 mesures) (3200 données) pour tester l'ajustement du modèle résultant du processus d'entraînement.

La figure 28 présente le résultat du test avec 50 % des données de mesures qui n'ont été jamais traitées par le réseau de neurones. Cette figure montre l'estimation de l'atténuation du canal de transmission par le réseau MLP. On a deux courbes, une bleue et une rouge qui représentent respectivement l'atténuation du canal mesurée et l'atténuation du canal estimée et qui sont l'une sur l'autre illustrant un ajustement parfait. En effet, le modèle MLP, courbe en rouge, prend la moyenne de l'atténuation du canal et il estime parfaitement l'atténuation du canal. Afin de vérifier la précision du modèle MLP, nous avons calculé l'erreur moyenne quadratique MSE entre la sortie du modèle et les mesures. Celle-ci étant de l'ordre de 1 dB (exactement 1.1398 dB) ce qui est relativement très faible.

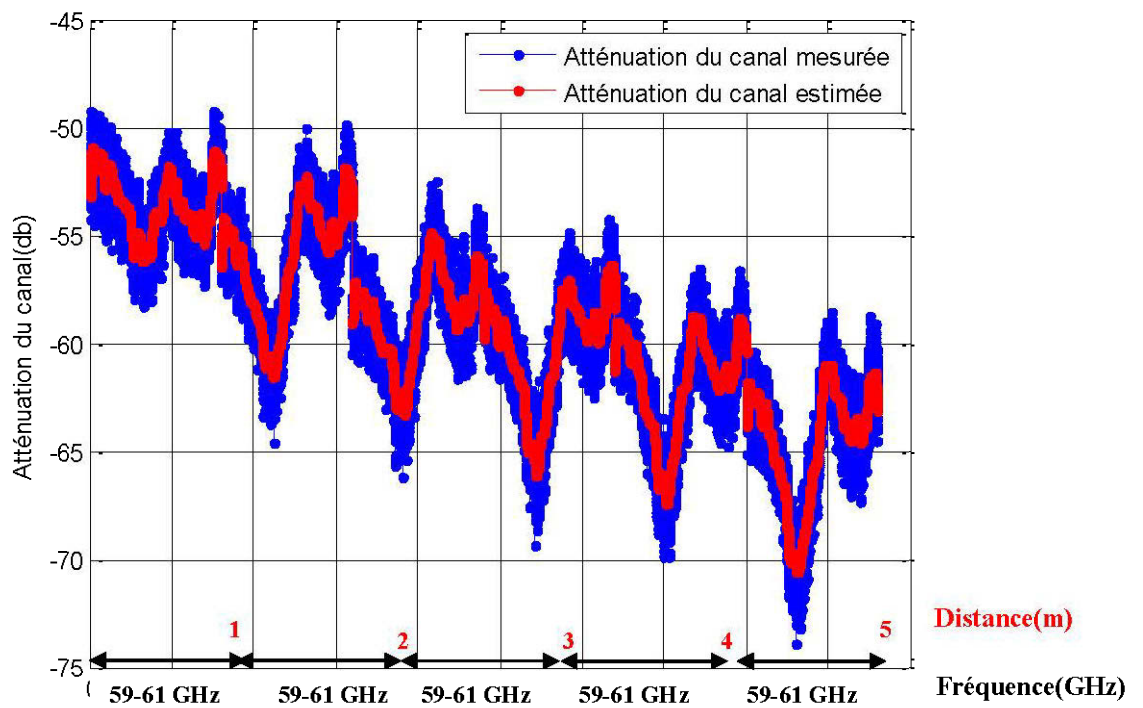


Figure 28 Atténuation du canal estimée par le réseau MLP avec 50% de mesures pour l'entraînement

Pour mieux voir l'estimation de l'atténuation du canal, on a fait un zoom sur une partie de la figure 28, que nous avons illustré sur la figure 29.

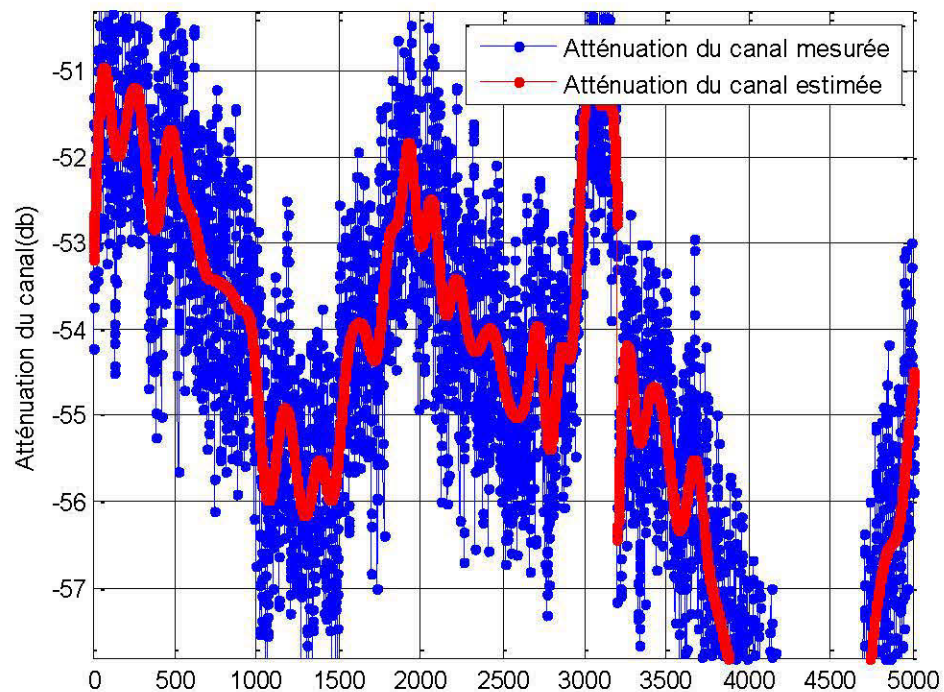


Figure 29 Zoom de la partie dans la distance 1

Donc on remarque bien que l'atténuation du canal estimée suit bien l'atténuation du canal mesurée ce qui nous démontre que notre modèle est capable de prédire correctement et parfaitement les atténuations dans un canal 60 GHz dans un environnement minier.

5.2.1.3 Modélisation de l'atténuation du canal avec 1% des mesures

Afin de démontrer la capacité des réseaux de neurones à prédire l'atténuation, nous avons réduit le nombre de mesures prises pour le processus d'entraînement. Ainsi, on a recréé le même modèle décrit dans la section 5.2.1.1 sauf qu'on a réduit le pourcentage des mesures utilisé pour l'entraînement ou l'apprentissage. Nous avons pris comme donnée d'entraînement 10 % des données mesurées équivalentes à 640 données. Pour éviter de surcharger la figure nous nous sommes contenté de présenter l'ajustement de seulement 64 mesures expérimentales (1% des mesures).

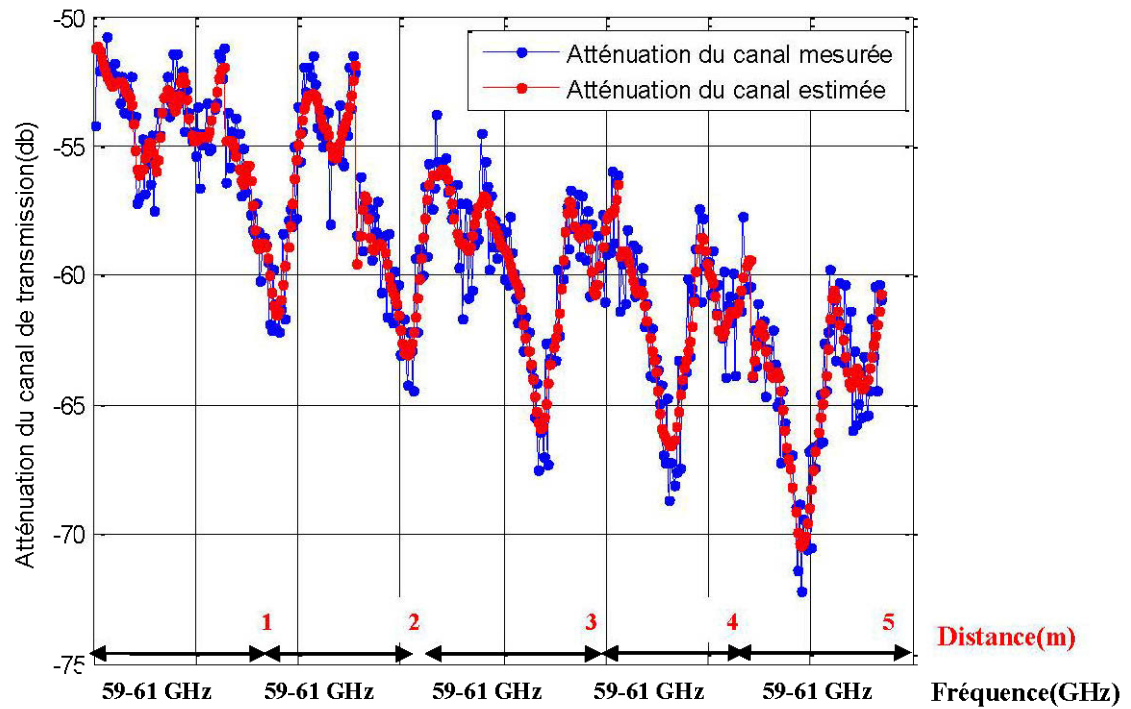


Figure 30 Atténuation du canal de transmission estimée par le réseau MLP avec 10 % des mesures pour entrainement

Le résultat obtenu montre que l'atténuation du canal de transmission estimée en rouge suit l'allure de la l'atténuation mesurée en bleue avec une erreur quadratique, de 1.237 dB, guère plus élevé qu'avec un entrainement avec 50% des mesures. Cela reflète la précision du modèle proposé qui peut se contenté d'aussi peu de données d'entrainement et être toujours aussi efficace.

5.2.2 Modélisation dans le domaine temporelle

5.2.2.1 Modélisation avec les réseaux de neurones

a. Description du Modèle

Afin de rendre notre travail plus exhaustif, nous avons abordé la modélisation de la propagation du signal dans le domaine temporel.

À partir des mesures, on peut obtenir la réponse impulsionnelle du canal en appliquant la transformée de fourrier inverse IFFT (Inverse Fast Fourier Transforms) sur chacun des paramètres complexes S_{21} mesurés. Et ainsi on aura comme donnée le retard, la distance et la réponse impulsionnelle.

Donc on va avoir un modèle différent qui aura comme entrée un retard (excess delay) dépendant du délai de propagation (ns) d'un trajet multipaths et la distance (m) séparant l'émetteur du récepteur. Dans la sortie du réseau de neurones, on a l'amplitude d'un trajet du signal pour une distance donnée (en dB). Pour la couche cachée, nous avons utilisé la fonction sigmoïde (Tansig), le nombre de neurones est fixé à 60 neurones pour chaque distance. Par la suite, le modèle décrit est représenté ci-dessous :

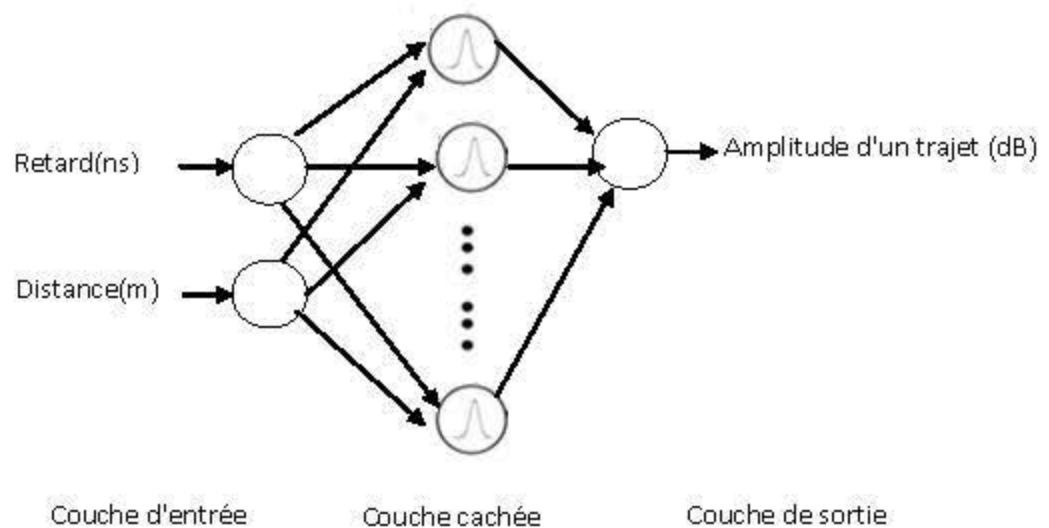


Figure 31 Architecture du Réseau MLP pour un trajet en fonction du retard donné pour chaque distance.

De la même façon que le modèle de l'atténuation du canal de transmission, il y aura deux phases une pour l'entraînement et une pour le test.

b. Modélisation de la réponse impulsionnelle

Dans cette étape, on va modéliser l'amplitude de chaque trajet de la réponse impulsionnelle à 60 GHz pour chacune des 5 distances en indiquant en entrée le retard pour lequel on veut modéliser l'amplitude.

i. Modélisation de la réponse impulsionnelle à la distance 1m

Dans un premier lieu, on a commencé par modéliser la réponse impulsionnelle de la distance 1. On aura en entrée le retard et la distance 1, 60 neurones dans la couche cachée et en sortie, la réponse impulsionnelle. On va entraîner le réseau de neurones avec 50% des mesures et 50% pour le tester. La figure 32 nous illustre le résultat obtenu:

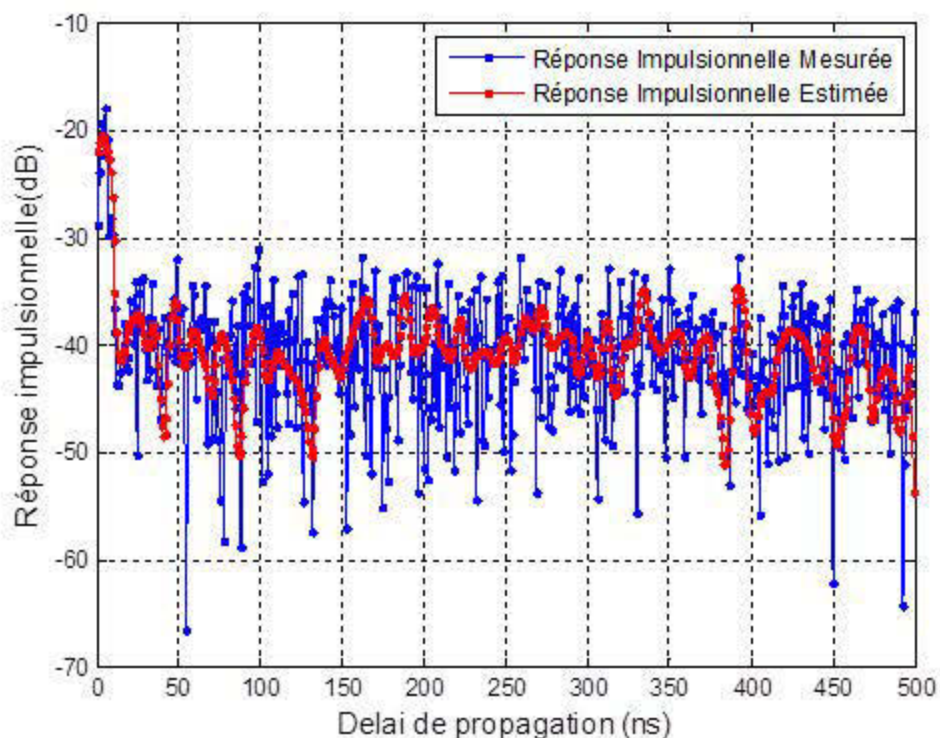


Figure 32 Réponse impulsionnelle estimée par le réseau MLP

Le résultat obtenu nous montre que le réseau MLP est capable d'estimer la réponse impulsionnelle même si on voit qu'il y a plusieurs impulsions, la courbe rouge qui représente la réponse impulsionnelle estimée suit l'allure de la réponse impulsionnelle mesurée, mais avec une erreur très grande qui est 32.347 dB.

On a ensuite pensé à utiliser le modèle en mode linéaire afin de réduire la valeur d'erreurs, on a fait alors une transformation des données en linéaire toujours pour la distance 1 et le résultat obtenu est représenté dans la figure 33 ci-dessous:

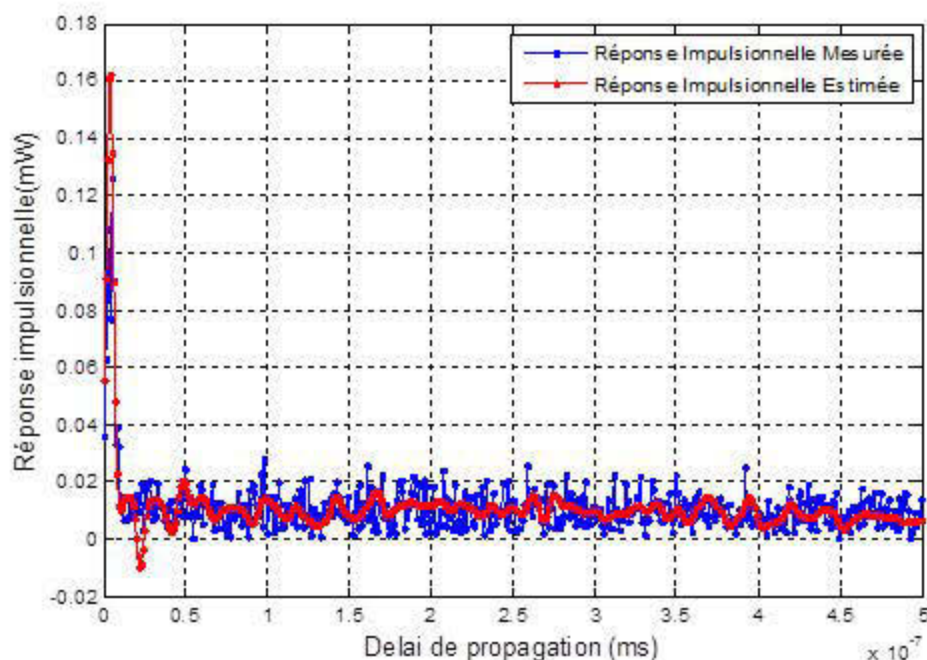


Figure 33 Réponse impulsionnelle estimée par le réseau MLP en mode linéaire

La figure ci-dessus montre que le réseau est capable de bien estimer la réponse impulsionnelle en mode linéaire en fonction du retard, comme on remarque le réseau MLP suit l'allure de la réponse impulsionnelle mesurée, mais il reste le problème d'erreur qui est égale à $6.325e-5$ mW. Donc on a pensé à améliorer notre résultat afin de réduire la valeur de l'erreur avec une bonne estimation.

Afin d'améliorer le résultat, on va filtrer les bruits du canal, car c'est trop difficile de les modéliser. On a appliqué un filtre de -30 dB par rapport à la valeur maximale de la réponse impulsionnelle qui est à peu près égale à -20 dB, ce qui

nous permet de filtrer toutes les valeurs en dessous de -50 dB. Donc, on applique le filtre sur la distance 1 avec 50% des mesures pour l'entraînement et 50% des mesures pour le test, le résultat est illustré dans la figure suivante :

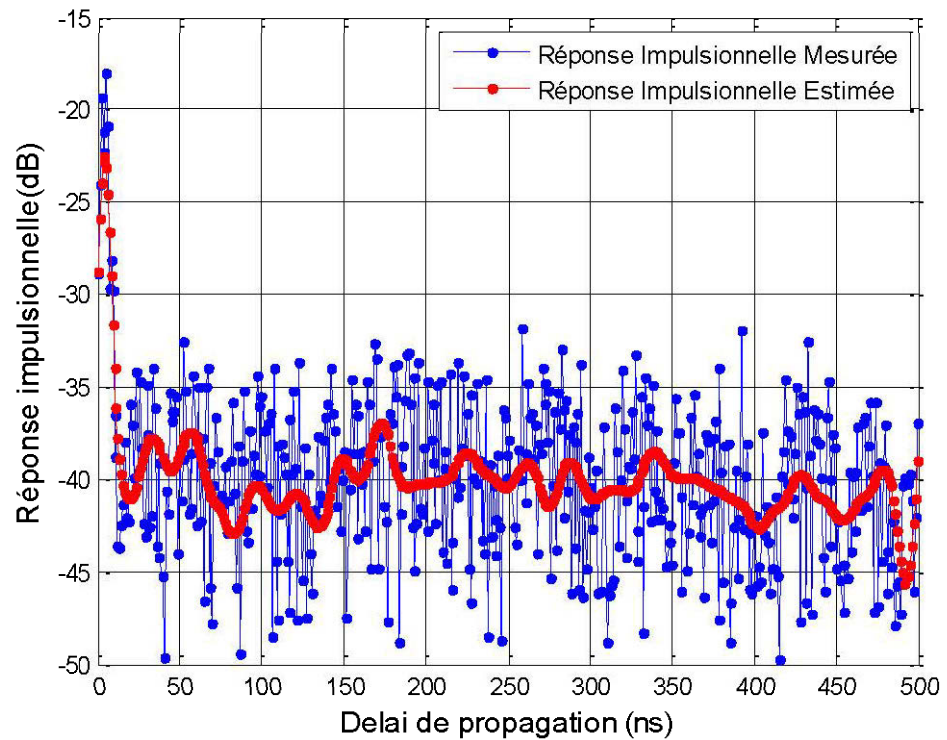


Figure 34 Réponse impulsionnelle estimée par le réseau MLP à la distance 1 m

Le résultat dans la figure 34 montre la capacité de modéliser la réponse impulsionnelle (courbe rouge) en suivant l'allure de la réponse impulsionnelle mesurée (courbe bleue). Notons que le trajet maximal représentant le chemin direct et portant le plus de signal est modélisé avec une erreur de 15.1845 dB. Ainsi, en réduisant le nombre trajets de signal aux trajets significatifs, inférieur de 20 dB au maximum, on obtient un modèle avec une erreur quadratique plus faible

ii. Modélisation de la réponse impulsionnelle à la distance 2m

De la même façon, on va modéliser la réponse impulsionnelle filtrée avec un filtre de -30 dB. La figure suivante montre le modèle de la réponse impulsionnelle pour la distance de 2m avec 60 neurones dans la couche cachée :

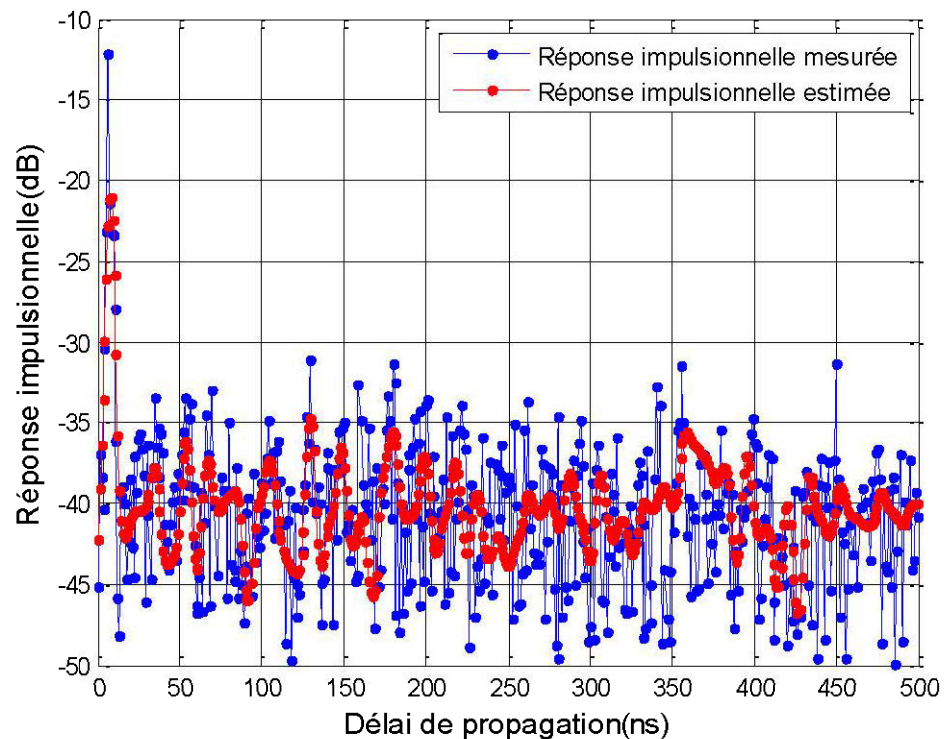


Figure 35 Réponse impulsionnelle estimée par le réseau MLP à la distance 2m

La figure 35 nous présente le résultat obtenu en filtrant l'amplitude de chaque trajet de la réponse impulsionnelle. Comme on voit, la courbe rouge représentant la réponse impulsionnelle estimée par le réseau de neurones est proportionnelle à la courbe bleue qui représente la réponse impulsionnelle mesurée, avec une erreur moyenne quadratique égale à 16.7724 dB. On constate bien que le RNA est capable de bien estimer le trajet de propagation d'une réponse impulsionnelle.

iii. Modélisation de la réponse impulsionnelle à la distance 3m

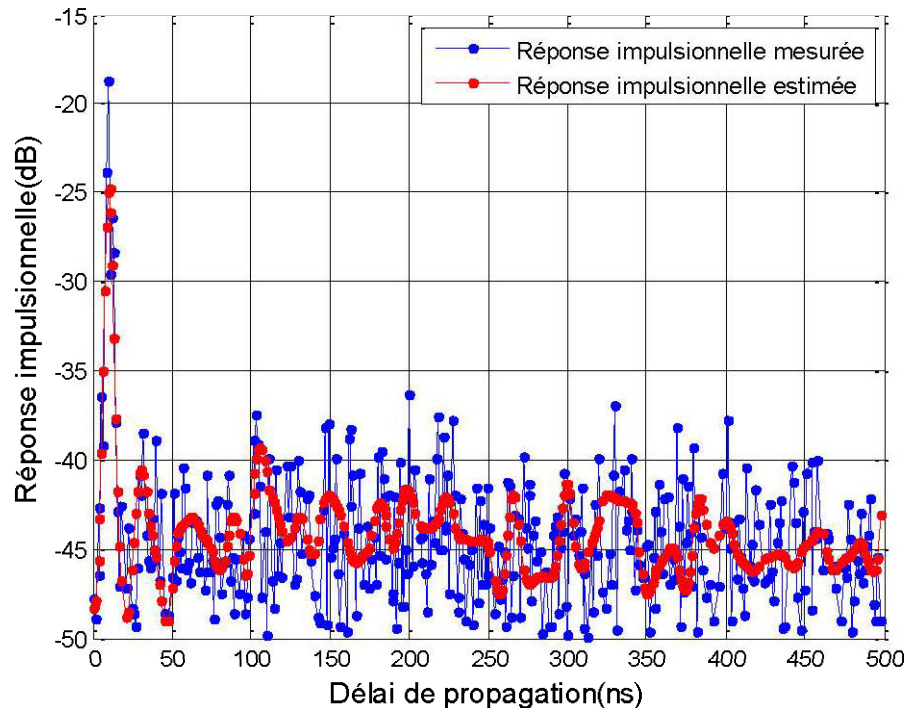


Figure 36 Réponse impulsionnelle estimée par le réseau MLP à la distance 3m

La figure ci-dessous montre la réponse impulsionnelle à la distance 3m, avec 60 neurones dans la couche cachée. La courbe rouge présentant la sortie du réseau MLP suit la courbe bleue présentant la réponse impulsionnelle mesurée, donc le réseau de neurones entraîné est capable de prédire le comportement du canal. Nous avons ensuite calculé l'erreur par point sur cette distance, qui est équivalente à 9.947 dB. Cette valeur d'erreur est acceptable et vérifie la performance de notre réseau dans l'estimation de la réponse impulsionnelle.

iv. Modélisation de la réponse impulsionnelle à la distance 4m

La figure 37, présente l'estimation de la réponse impulsionnelle en dB au niveau 40m par le réseau entraîné avec 50 % des données de mesures et tester avec les autres 50 % des données qui ne les a jamais vues. Comme la figure le montre, les allures des courbes sont similaires avec une erreur observable qui est égale à 7.8240 dB, mais acceptable.

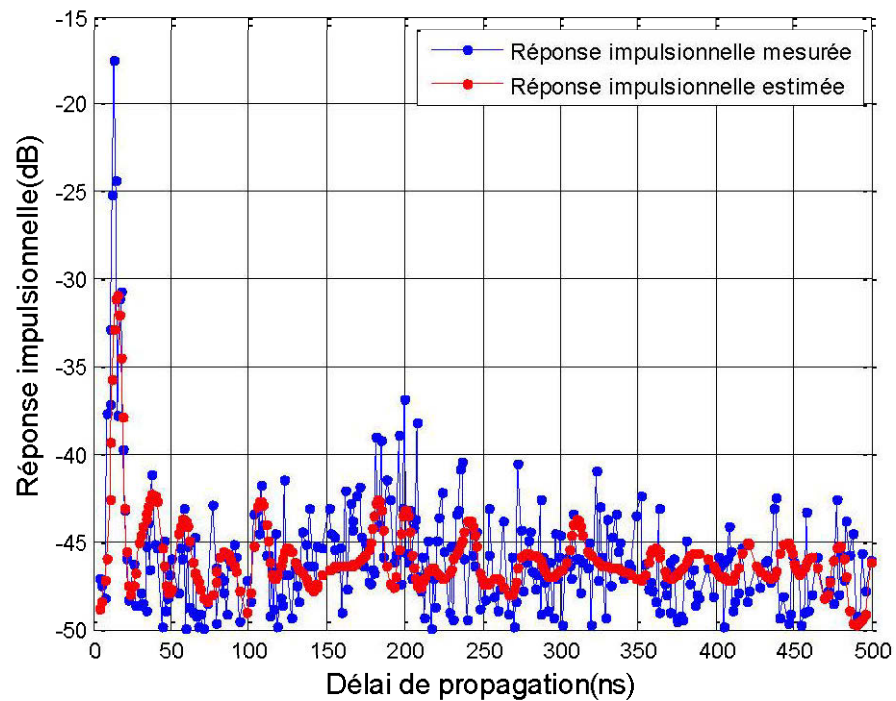


Figure 37 Réponse impulsionnelle estimée par le réseau MLP à la distance 4m

v. Modélisation de la réponse impulsionnelle à la distance 5m

On va modéliser par la suite la réponse impulsionnelle à la distance 5m. Le résultat représenté dans la figure 38 montre la capacité du réseau de neurones MLP à modéliser la réponse impulsionnelle en fonction d'un trajet de propagation. Comme on le distingue dans la figure, la réponse impulsionnelle estimée (courbe rouge) suit les mêmes variations de la courbe bleue représentant ainsi la réponse impulsionnelle mesurée. Pour quantifier le résultat, on a calculé l'erreur par point et qui est égale à 6.4357 dB. Ce qui reflète une bonne performance du modèle MLP.

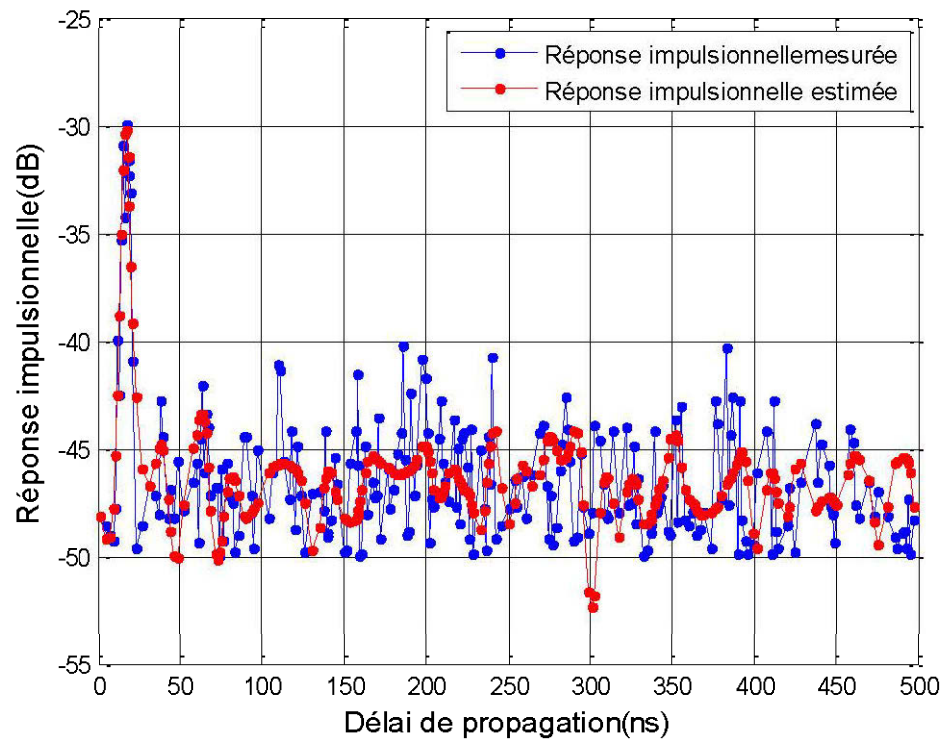


Figure 38 Réponse impulsionnelle estimée par le réseau MLP à la distance 5m

Bien qu'il existe quelques difficultés au niveau de l'estimation de l'atténuation d'un canal de transmission et le trajet du signal dans le canal par le réseau de neurones, on ne pas nier sa capacité à accomplir sa tâche dans la modélisation du canal minier.

5.2.2.2 Modélisation avec le modèle tapped delay line (TDL)

Le modèle TDL est décrit dans le paragraphe §3.3.5.3, sauf que dans notre cas puisque le canal est statique, la fonction est projeté sur l'axe des temps. En d'autres termes, t va être égale à 0. Le modèle est décrit par la formule suivante:

$$h(\tau) = \sum_{i=1}^N A_i \delta(\tau - \tau_i) \quad (5.1)$$

Le modèle « Tapped delay line » n'estime pas toutes les valeurs de la réponse impulsionnelle. Par exemple quand l'amplitude $A_i = 0$, le modèle ne prend pas en considération cette valeur et passe à l'estimation de l'amplitude suivante. Par conséquent, nous sommes intéressés par la modélisation de toute la réponse impulsionnelle pour pouvoir la comparer avec le modèle MLP. Quand on a une amplitude qui est égale à 0, on l'estime pareil, on prend la réponse impulsionnelle telle qu'elle est.

Dans le cadre de ce travail, on se limitera à un ajustement des amplitudes avec une loi exponentielle, qui se traduit par une régression linéaire en dB. La loi exponentielle est communément utilisée dans ce modèle pour décrire une atténuation linéaire en dB [réf]. La comparaison de l'erreur quadratique entre le modèle MLP et le modèle TDL permettra de déterminer la pertinence du modèle proposée.

Donc on va commencer par modéliser chaque distance en appliquant une régression linéaire et calculer l'erreur entre la réponse impulsionnelle mesurée et la régression estimée, pour pouvoir comparer ensuite avec le modèle des réseaux de neurones. L'erreur moyenne quadratique est calculée de la même manière définie dans les équations (4.4, 4.5, 4.6).

On va appliquer la régression linéaire sur les mesures filtrées avec un filtre à -30 dB comme on avait fait pour les réseaux de neurones. Les figures entre 39 et 43 représentent la modélisation de la réponse impulsionnelle avec le modèle TDL pour les distances de 1 à 5m.

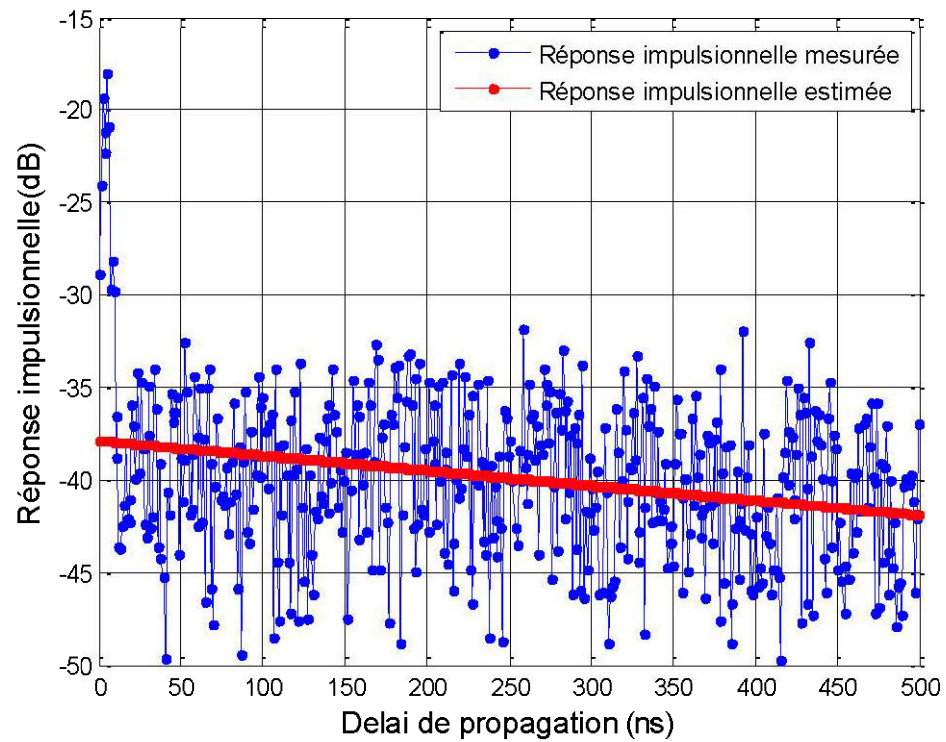


Figure 39 Réponse impulsionnelle estimée par modèle Tapped delay line à la distance 1m

La figure 39 montre la modélisation de la réponse impulsionnelle avec TDL en appliquant une régression linéaire dans la distance 1m. Donc on va prendre 50% des mesures pour appliquer la régression linéaire et on va calculer MSE avec les autres 50% des mesures. L'erreur moyenne quadratique calculée est égale à 19.6046 dB qui est une grande erreur par rapport à l'erreur trouvée avec les réseaux de neurones.

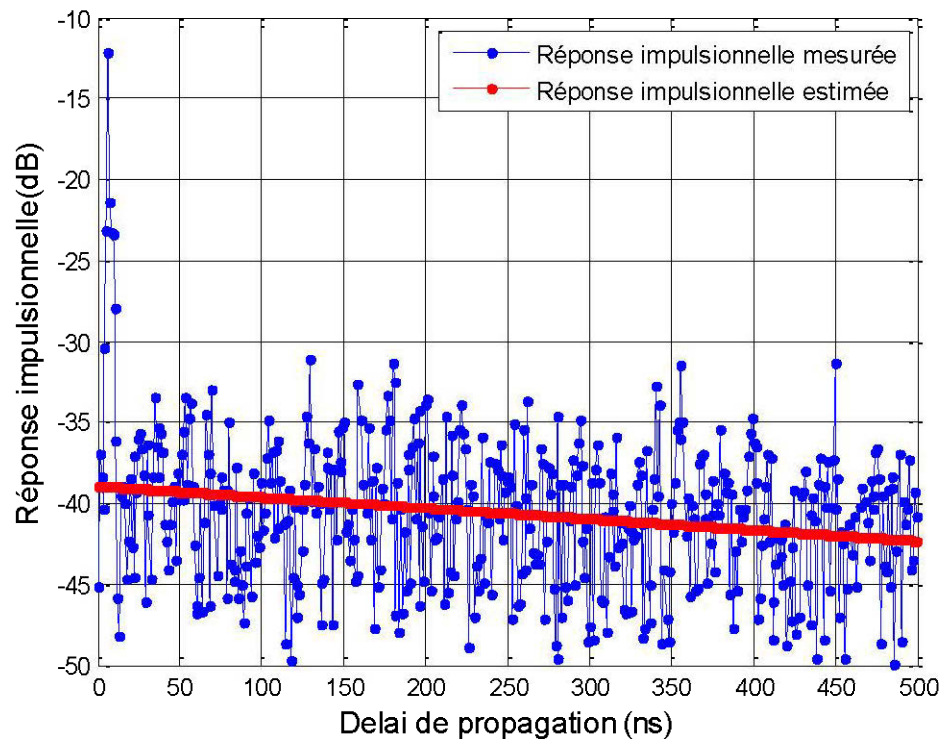


Figure 40 Réponse impulsionnelle estimée par modèle Tapped delay line à la distance 2m

La figure 40 présente la modélisation de la réponse impulsionnelle avec TDL en appliquant une régression linéaire à la distance 2 m sur les 50 % des mesures. La courbe bleue représente la réponse impulsionnelle mesurée et celle en rouge représente la réponse impulsionnelle estimée avec une régression linéaire. Comme on voit, la réponse impulsionnelle estimée par le modèle Tapped delay line ne suit pas l'allure de la réponse impulsionnelle mesurée. On va calculer l'erreur moyenne quadratique sur les 50% des mesures restant qui est égale à 20.4839 dB.

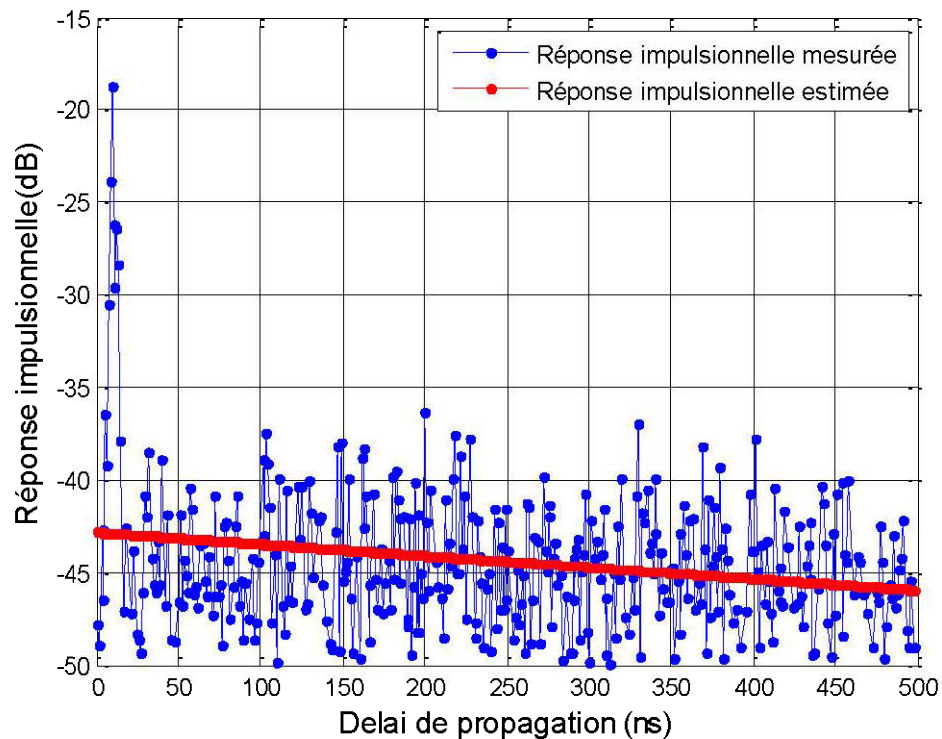


Figure 41 Réponse impulsionnelle estimée par modèle Tapped delay line à la distance 3m

La figure ci-dessus nous illustre la régression linéaire appliquée à la réponse impulsionnelle mesurée pour la distance 3m en utilisant 50% des mesures . Le résultat nous montre la réponse impulsionnelle estimée par le modèle « Tapped delay Line » représenté par la courbe rouge ne suit pas l'allure de la réponse impulsionnelle mesurée. Alors, pour quantifier le résultat, l'erreur par point est calculée avec les autres 50% des mesures, et est trouvée égale à 15.1245 dB.

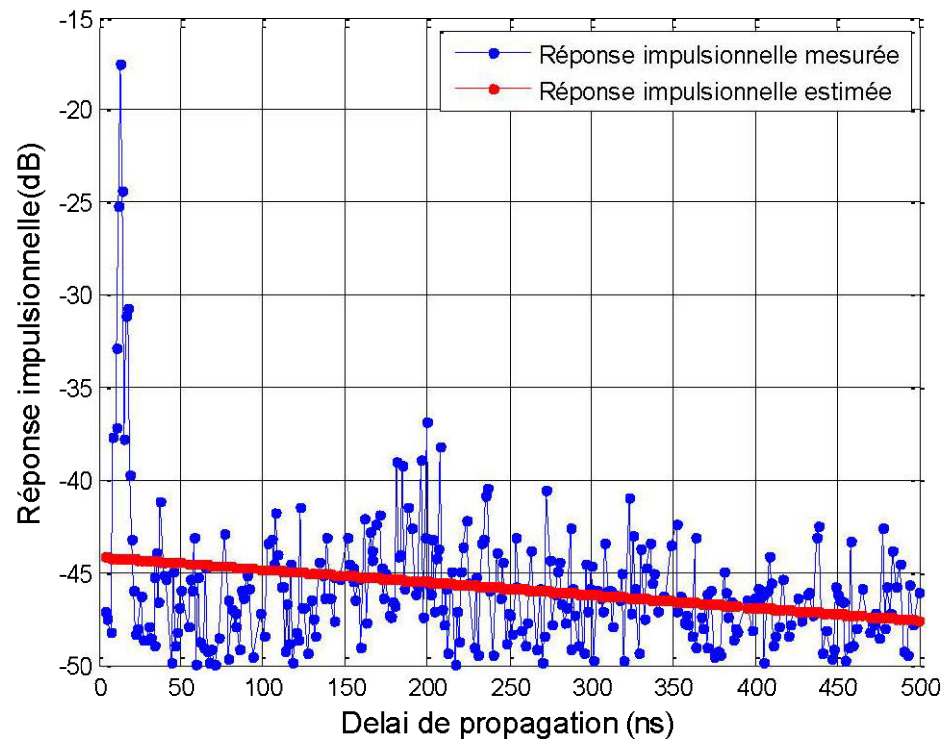


Figure 42 Réponse impulsionnelle estimée par modèle Tapped delay line à la distance 4m

La figure ci-dessus nous illustre le résultat de la réponse impulsionnelle estimée à la distance 4m avec 50% des mesures. La courbe rouge représente ainsi la réponse impulsionnelle estimée par le modèle TDL qui ne suit pas l'allure de la réponse impulsionnelle mesurée (courbe bleue). Par la suite, on va calculer l'erreur pour le comparer avec l'erreur trouvée avec le modèle des réseaux de neurones en utilisant les autres 50% des mesures, donc l'erreur trouvée à la distance 4m est égale à 13.3688 dB.

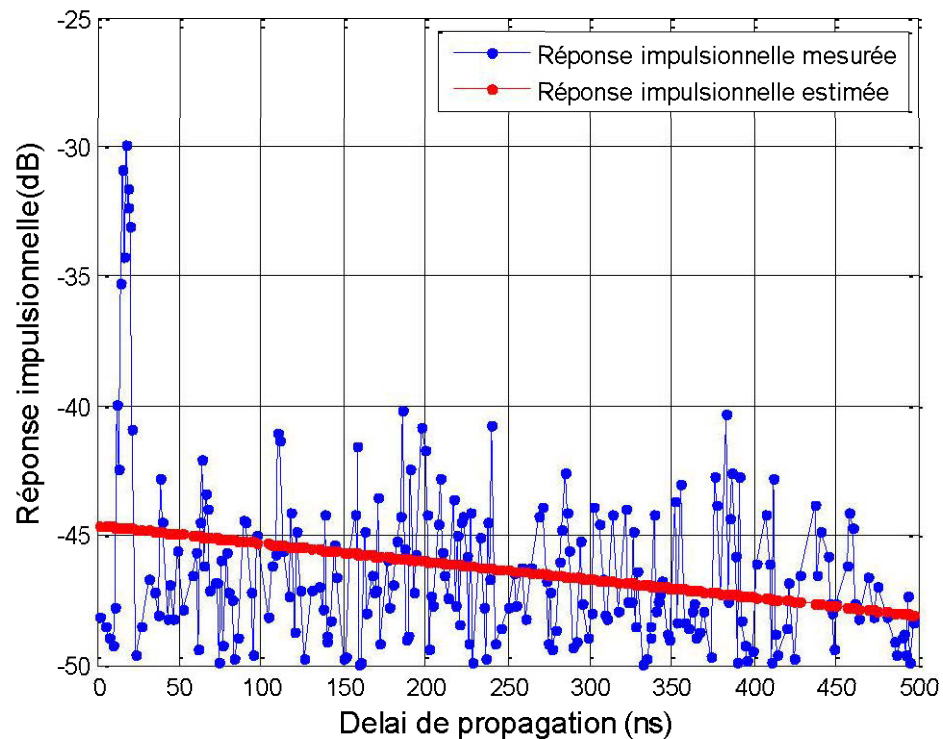


Figure 43 Réponse impulsionnelle estimée par modèle tapped delay line à la distance 5m

La figure 43 représente l'estimation de la réponse impulsionnelle par le modèle TDL avec 50% des mesures à la distance 5m. Comme on remarque, la courbe rouge qui représente la réponse impulsionnelle estimée par le TDL ne suit pas l'allure de la courbe bleue qui est la réponse impulsionnelle mesurée. L'erreur moyenne quadratique trouvée en utilisant les autres 50% des mesures $MSE=10.2792$ dB.

Le tableau ci-dessous est un récapitulatif des valeurs trouvées de l'erreur moyenne quadratique (MSE), mettant en relief la différence entre la réponse impulsionnelle réelle et celle estimée en utilisant le modèle MLP et le modèle TDL. Ceci nous démontre ainsi la performance de notre réseau MLP.

Distance (m)	MSE Réseaux de Neurones	MSE Tapped delay line
1m	15.1845 dB	19.6046 dB
2m	16.7724 dB	20.4839 dB
3m	9.947 dB	15.1245 dB
4m	7.8240 dB	13.3688 dB
5m	6.4357 dB	10.2792 dB

Tableau 4 Comparaison l'erreur quadratique entre le modèle MLP et TDL.

5.2.2.3 Comparaison entre le modèle MLP et le modèle TDL

Ce travail a été fait pour mettre en valeur la performance du réseau de neurones, en comparant deux différents modèles en calculant l'erreur de la réponse impulsionnelle pour chaque distance dans les deux cas pour toutes les distances.

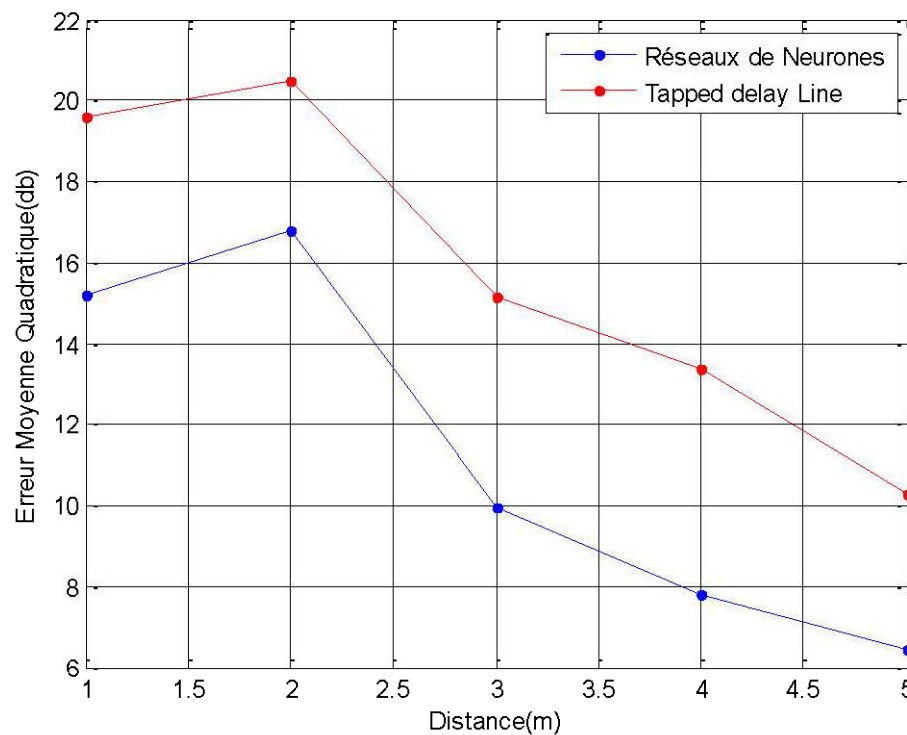


Figure 44 Comparaison de l'erreur entre les réseaux de neurones MLP et le modèle tapped delay line pour toutes les distances.

La figure ci-dessus montre la précision des réseaux de neurones à estimer, et cela est bien clair en faisant la comparaison de l'erreur moyenne quadratique avec le modèle « Tapped delay line ». On remarque que l'erreur pour toutes les distances avec les réseaux de neurones (courbe bleue) est toujours plus faible que l'erreur trouvée avec le modèle TDL (courbe rouge). Ceci confirme nos prédictions par rapport à l'estimation de la réponse impulsionnelle, que le réseau de neurones fait une bonne prédiction avec moins d'erreur et plus de précision. D'autres travaux ont confirmé la capacité de l'estimation des réseaux de neurones et qui a été confirmée par nos essais dans un canal minier complexe et en comparant avec le modèle TDL.

5.3 Conclusion

Le but de ce chapitre était de présenter la méthode utilisée dans ce projet de recherche. Deux Modèles ont été conçus pour modéliser un canal minier 60 GHz avec les réseaux de neurones MLP: modèle d'estimation de l'atténuation du canal de transmission et le modèle d'estimation de la réponse impulsionnelle. Les deux modèles sont composés de trois couches. Dans le premier modèle, la couche d'entrée contient deux entrées qui sont la fréquence et la distance, une fonction sigmoïde dans la couche cachée et l'atténuation du canal de transmission dans la couche de sortie. Alors que pour le second modèle, il contient deux entrées qui sont le retard et la distance, une fonction sigmoïde en couche cachée et comme sortie l'amplitude d'un trajet d'une réponse impulsionnelle. Ce modèle est appliqué pour toutes les distances.

Ensuite, on a fait une modélisation de la réponse impulsionnelle pour chaque distance avec un autre modèle qui est «le modèle Tapped delay line» afin de démontrer la capacité des réseaux de neurones par rapport aux autres modèles. Ainsi, après avoir modélisé la réponse impulsionnelle et calculé l'erreur moyenne quadratique avec les deux modèles, on déduit que l'erreur quadratique trouvée avec le modèle du réseau de neurones est plus faible que celle trouvée en utilisant le modèle TDL. Ce qui nous permet de conclure que les réseaux permettent une bonne estimation de la réponse impulsionnelle et bien évidemment l'atténuation du canal de transmission avec une meilleure précision

Les mesures avec lesquelles on a travaillé dans notre projet sont des mesures expérimentales qui ont été utilisées pour entraîner et tester notre réseau MLP. Les résultats obtenus ont montré la capacité des réseaux de neurones MLP dans la modélisation et la prédiction de l'atténuation du canal de transmission et l'amplitude d'un trajet de la réponse impulsionnelle.

Chapitre 6 : Conclusion générale et perspective

Notre projet de maîtrise s'est consacré à la modélisation d'un canal à 60 GHz en utilisant les réseaux de neurones. Notre sujet de recherche fait partie d'un grand projet avec le laboratoire LRTCS à Val-d'Or. Ce projet porte sur la modélisation du canal 60 GHz dans la mine CANMET à Val-d'Or.

Dans ce mémoire, nous avons commencé par présenter une étude détaillée sur les technologies de communication utilisant le signal 60 GHz. On a commencé par introduire la bande ISM à 60 GHz, puis on a défini la régulation et la normalisation de cette bande, ensuite on a présenté les différents domaines d'application de cette technologie.

Dans le troisième chapitre, on a abordé le phénomène de propagation des ondes radio. Une petite définition a été faite sur le canal de propagation, on a détaillé ensuite les différents modèles de propagation, en espace libre et en trajets multiples, après on a défini les types d'évanouissement. On a fait une description du canal de propagation souterrain, comme on a vu c'est un environnement caractérisé par des conditions de travail difficile, dangereuses et non sécuritaires. D'où l'importance de la conception des systèmes de communication fiables et performants pour augmenter l'efficacité et la productivité des travaux, afin d'assurer la sécurité des mineurs et des travailleurs dans cet environnement. On a abordé la partie de modélisation et ses types, ensuite on a parlé de quelques modèles existants et les modèles utilisés pour la bande 60 GHz et enfin on a vu quelques travaux faits dans la modélisation à 60 GHz. La dernière partie, nous explique la capacité d'un canal minier dans la bande 60 GHz.

Dans le chapitre suivant, nous avons présenté une généralité sur les réseaux de neurones. Ce chapitre est important pour la compréhension de cette méthode de modélisation qui est un peu spéciale, mais qui nous donne un bon résultat. On a vu comment le réseau de neurones a été inspiré du neurone biologique, on a suite vu le neurone formel c'est là où ça a commencé, après on a parlé des différentes configurations. Une présentation de l'apprentissage et ses règles ont été faites. La dernière partie a été consacrée pour le réseau de neurones MLP et c'est avec lui qu'on a travaillé dans notre projet, on a défini ce type avec la méthode d'apprentissage et l'algorithme nécessaire pour l'apprentissage qui est l'algorithme de rétro propagation ou en anglais Back propagation.

Et enfin dans le dernier et cinquième chapitre, nous exposons notre travail tout au long de ma maîtrise qui consiste à modéliser un canal minier à 60 GHz en utilisant MLP. Afin d'atteindre notre but, nous avons conçu un modèle afin de l'appliquer dans la réalité. On s'est inspiré, des mesures réalisées par des chercheurs du laboratoire LRTCS dans la mine expérimentale CANMET à Val-d'Or. Nous nous sommes servis alors d'une seule campagne de mesure qui est en visibilité directe au niveau 40 m.

Le travail est divisé en deux parties, la première partie est d'estimer 'atténuation du cana de transmission en fonction de ses entrées. Notre modèle est constitué de trois couches: entrée qui contient la fréquence et la distance, une couche cachée qui contient le nombre de neurones avec une fonction d'activation sigmoïde, et une couche de sortie qui donne 'atténuation du canal estimée. L'entraînement du modèle a été traité en utilisant une partie des mesures, on a commencé par appliquer 50 % des mesures pour entraîner le réseau MLP. Les paramètres des réseaux MLP tels (nombre des neurones, la fonction d'activation...) ont été choisis après plusieurs tentatives. Ensuite, on a passé à la phase de test du modèle afin de valider la performance des RNA en estimant la puissance reçue par l'application de 50% des données qui n'ont été jamais vues par le réseau de neurones.

On a entraîné notre réseau MLP avec 10 % des données et testé avec 1 % des données mesurées afin de rendre notre résultat plus clair et plus compréhensif.

La deuxième partie est consacrée à estimer la réponse impulsionnelle d'un canal 60 GHz. Les résultats obtenus sont les premiers sur la modélisation d'une réponse impulsionnelle. Le modèle construit pour l'estimation de la réponse impulsionnelle est différent par rapport à l'autre modèle. La seule différence c'est que dans l'entrée, on a le retard et la réponse impulsionnelle comme donnée dans la couche de sortie et ce modèle est appliqué pour chaque distance.

Donc, le 1er essai était sur la distance 1, pour voir comment le réseau de neurones s'adapte avec la réponse impulsionnelle étant donné que la réponse impulsionnelle contient plusieurs impulsions consécutives. Le résultat obtenu était acceptable sauf que le nombre d'erreurs moyennes trouvé était très grand, ce qui nous a menés à penser à d'autres solutions.

La solution dont on a pensé pour résoudre enfin ce problème c'est d'éliminer le bruit, donc on a appliqué un filtre de -30 dB sur toutes les distances qui a donné un bon résultat d'estimation avec moins d'erreurs.

Ensuite, on a pensé à comparer notre modèle avec un autre modèle simple qui est le modèle tapped delay line, donc on a pris les mesures de la réponse impulsionnelle filtrées avec le filtre de 30 dB, et on appliqué la régression linéaire pour toutes les distances et afin de quantifier les résultats et faire la comparaison, l'erreur moyenne est calculée avec la même méthode qu'elle a été calculée avec les réseaux de neurones. Les résultats trouvés nous prouvent que les réseaux de neurones est une bonne méthode d'estimation en donnant un minimum d'erreur possible et une bonne précision du canal.

Plusieurs perspectives peuvent être proposées pour continuer ce travail. Dans notre projet de maîtrise, on a estimé juste deux paramètres qui sont la puissance reçue et la réponse impulsionnelle par contre il existe d'autres paramètres du canal qui peuvent être estimés afin de comprendre et de maîtriser le canal de propagation. C'est sûr qu'on a utilisé juste les mesures en visibilité directe pour commencer notre

projet, mais on pourrait par la suite utiliser des mesures en visibilité non directe et pour plusieurs niveaux de la mine afin de voir la différence entre ces derniers. On pourrait aussi appliquer l'approche proposée qui est l'estimation de la réponse impulsionnelle sur le canal UWB ou autres.

De plus, le canal avec lequel les mesures ont été faites c'est un canal statique où aucun véhicule ni un mineur ne se trouvaient en place, mais ça ne reflète pas notre réalité, on pourrait appliquer nos études dans un canal dynamique pour mieux voir et comprendre le canal. Et enfin, le type de Neurones utilisés MLP peut être changé par le type de neurones RBF qui se trouve qu'il donne de bons résultats dans l'estimation d'un canal.

Annexe

1. Fonction Tansig

Syntax

$A = \text{tansig}(N,FP)$

$dA_dN = \text{tansig}('dn',N,A,FP)$

Description

tansig is a neural transfer function. Transfer functions calculate a layer's output from its net input.

$A = \text{tansig}(N,FP)$ takes N and optional function parameters,

N S-by-Q matrix of net input (column) vectors

FP Struct of function parameters (ignored)

and returns A, the S-by-Q matrix of N's elements squashed into [-1 1].

$dA_dN = \text{tansig}('dn',N,A,FP)$ returns the derivative of A with respect to N. If A or FP is not supplied or is set to [], FP reverts to the default parameters, and A is calculated from N.

2. Fonction Purelin

PURELIN Linear transfer function.

Syntax

$A = \text{purelin}(N,FP)$

$dA_dN = \text{purelin}('dn',N,A,FP)$

INFO = purelin(CODE)

Description

PURELIN is a neural transfer function. Transfer functions calculate a layer's output from its net input.

PURELIN(N,FP) takes N and optional function parameters,

N - SxQ matrix of net input (column) vectors.

FP - Struct of function parameters (ignored).

and returns A, an SxQ matrix equal to N.

PURELIN ('dn',N,A,FP) returns SxQ derivative of A w-respect to N.

If A or FP are not supplied or are set to [], FP reverts to the default parameters, and A is calculated from N.

PURELIN ('name') returns the name of this function.

PURELIN ('output',FP) returns the [min max] output range.

PURELIN ('active',FP) returns the [min max] active input range.

PURELIN ('fullderiv') returns 1 or 0, whether DA_DN is SxSxQ or SxQ.

PURELIN ('fpnames') returns the names of the function parameters.

PURELIN ('fpdefaults') returns the default function parameters.

3. Fonction Trainlm

Syntax

[net,TR] = trainlm(net,TR,trainV,valV,testV)

info = trainlm('info')

Description

trainlm is a network training function that updates weight and bias values according to Levenberg-Marquardt optimization. Trainlm is often the fastest backpropagation algorithm in the toolbox, and is highly recommended as a first-choice supervised algorithm, although it does require more memory than other algorithms.

[net,TR] = trainlm(net,TR,trainV,valV,testV) takes these inputs,

net Neural network

TR Initial training record created by train

trainV Training data created by train

valV Validation data created by train

testV Test data created by train

And returns

net Trained network

TR Training record

4. Fonction Newff

Syntax

plottrainstate(tr)

plottrainstate(tr) plots the training state from a training record tr returned by train.

Examples

load housing

net = newff(p,t,20);

[net,tr] = train(net,p,t);

plottrainstate(tr);

5. Fonction IFFT

Syntax

y = ifft(X)

y = ifft(X,n)

y = ifft(X,[],dim)

y = ifft(X,n,dim)

y = ifft(..., 'symmetric')

y = ifft(..., 'nonsymmetric')

Description

y = ifft(X) returns the inverse discrete Fourier transform (DFT) of vector X, computed with a fast Fourier transform (FFT) algorithm. If X is a matrix, ifft returns the inverse DFT of each column of the matrix.

ifft tests X to see whether vectors in X along the active dimension are conjugate symmetric. If so, the computation is faster and the output is real. An N-element vector x is conjugate.

6. Function Polyfitt

Polynomial curve fitting

Syntax

$p = \text{polyfit}(x,y,n)$

$[p,S] = \text{polyfit}(x,y,n)$

$[p,S,\mu] = \text{polyfit}(x,y,n)$

Description

$p = \text{polyfit}(x,y,n)$ finds the coefficients of a polynomial $p(x)$ of degree n that fits the data, $p(x(i))$ to $y(i)$, in a least squares sense. The result p is a row vector of length $n+1$ containing the polynomial coefficients in descending powers.

7. Function polyval

Polynomial evaluation

Syntax

$y = \text{polyval}(p,x)$

$[y,\delta] = \text{polyval}(p,x,S)$

$y = \text{polyval}(p,x,[],\mu)$

$[y,\delta] = \text{polyval}(p,x,S,\mu)$

Description

$y = \text{polyval}(p,x)$ returns the value of a polynomial of degree n evaluated at x . The input argument p is a vector of length $n+1$ whose elements are the coefficients in descending powers of the polynomial to be evaluated.

Bibliographies

- [1] D. T. Emerson, "The work of Jagadis Chandra Bose: 100 years of mmwave research," in IEEE MTT-S International Microwave Symposium Digest, vol. 2, 1997, pp. 553–556.
- [2] M. Chelouche and A. Plattner, "Mobile broadband system (MBS): trends and impact on 60 ghz band mmic development," *Electronics & Communication Engineering Journal*, vol. 5, no. 3, pp. 187–197, Juin 1993.
- [3] P. Smulders, "Exploiting the 60 GHz band for local wireless multimedia access: prospects and future directions," *IEEE Communications Magazine*, vol. 40, no. 1, pp. 140–147, Janvier 2002.
- [4] "60 GHz radio: prospects and future directions", IEEE Symposium on Communications and Vehicular Technologies, pp. 1–8, 2003.
- [5] A. G. Siamarou, "Broadband wireless local-area networks at millimeter waves around 60 GHz," *IEEE Antennas and Propagation Magazine*, vol. 45, no. 1, pp. 177–181, Fevrier 2003.
- [6] R. C. Daniels and R. W. Heath, "60 GHz wireless communications emerging requirements and design recommendations," *IEEE Vehicular Technology Magazine*, vol. 2, no. 3, pp. 41–50, Septembre 2007.
- [7] G. Nan, Q. Robert C, M. Shaomin, Takahashi Kazuaki. "60-GHz Millimeter-Wave Radio: Principle, Technology, and New Results", *EURASIP, Journal on Wireless Communications and Networking*, vol 2007, n° 1, pp. 48-48, 2007.
- [8] A. Valdes-Garcia. "System Design for 60 GHz Radios: Standard Specifications, Silicon Implementation, & Link Experiments", *Workshop on 60 GHz Communications IEEE Radio and Wireless Symposium*, New Orleans, 10.01.2010.
- [9] "IEEE Standard for Information technology - Telecommunications and information exchange between systems - Local and metropolitan area networks - Specific requirements. Part 15.3: Wireless Medium Access Control (MAC) and Physical Layer (PHY) Specifications for HighRate Wireless Personal Area Networks (WPANs) Amendment 2: Millimeter-wave-based Alternative Physical Layer Extension," *IEEE Std 802.15.3c-2009 (Amendment to IEEE Std 802.15.3-2003)*, pp. c1-187, Octobre 2009.
- [10] Q. Song, X.X Zhang. 'A Study on Wideband Gap-Coupled Microstrip Antenna Arrays', *IEEE Transactions on antennas and propagation*, vol 43, no. 3, 1995.

- [11] G.Proakis John "Digital Communications", McGraw-Hill (4th Ed.), New York, 2000.
- [12] J. Mikkonen, C. Corrado, C. Evcı and M. Proglar, "Emerging wireless broadband networks," Communications Magazine, IEEE, vol. 36, no. 2, pp. 112 –117, février 1998.
- [13] D. Falconer, "A system architecture for broadband millimeter-wave access to an ATM LAN," IEEE, Personal Communications, vol. 3, no. 4, pp. 36 – 41, Août 1996.
- [14] A. Affandi, "Caractérisation et modélisation de la propagation à l'intérieur des bâtiments dans les bandes de 450 - 900 - 1800 - 2400 - 5800 MHz," thèse de doctorat à l'Institut National des Sciences Appliquées de Rennes, France, 2000.
- [15] ECMA TC48," High rate short range wireless communication". <http://www.ecma-international.org/memento/TC48-M.html>, 2006.
- [16] Wireless High-Definition (WirelessHD), <http://www.wirelesshd.org/>, 2008.
- [17] Wireless , "The first 60 GHz standard now available in consumer electronics products worldwide". <http://www.wirelesshd.org/pdfs/.2009>
- [18] Wireless Gigabit Alliance (WiGig). <http://wirelessgigabitalliance.org/news/wigigalliance-publishes-multi-gigabit-wireless-specification-and-launches-adopter-program>.
- [19] C. E. Shannon, "Communication in the presence of noise", In Proceedings of the IRE, volume 37, pages 10–21, Janvier 1949.
- [20] U.H RIZVI, Impact of RF Imperfections on 60 GHz Wireless Communication Systems, these de doctorat à Delft university of technology, Nederland , Novembre 2011.
- [21] S.K Yong, An overview of multigigabit wireless through millimeter wave technology : Potentials and technical challenges. EURASIP J. Wireless Commun. And Networking, page 10, 2007.
- [22] FCC First Report And Order. <http://hraunfoss.fcc.gov/edocspublic/attachmatch/FCC-02-48A1.pdf>, 2002.
- [23] C. Calvez, " Intégration hybride de front-ends millimétriques pour applications WLAN en environnement domestique à 60 GHz", thèse de doctorat à l'Université européenne de Bretagne Télécom Bretagne, France, Novembre 2010.

- [24] R. COSQUER, " Conception d'un sondeur de canal MIMO – Caractérisation du canal de propagation d'un point de vue directionnel et doublement directionnel", Thèse de Doctorat, Institut National des Sciences Appliquées de Rennes, France, 2004.
- [25] J. D. PARSONS, "The Mobile Radio Propagation Channel", Chichester: Wiley, 2000.
- [26] H. D. Hristov, J. R. Urumov, and M. J. Semov . "Ring-shaped dielectric antenna". pages 109–113, Septembre 1980.
- [27] M. J. Lazarus, A. Silvertown, and S. Novak. "Fresnel zone plate aids low-cost Doppler design". *Microwaves*, no. 11:78–80, 1979. [32] M. Schwartz. *Principles of electrodynamics*, 1972.
- [28] R. Cosquer, « Conception d'un sondeur de canal MIMO, Caractérisation d'un canal de propagation d'un point de vue directionnel et doublement directionnel », Thèse de Doctorat, Institut National des Sciences Appliquées de Rennes, Octobre 2004.
- [29] P. Pagani « Caractérisation et modélisation du canal de propagation radio en contexte Ultra Large Bande », thèse de doctorant, l'institut national des sciences appliquées de rennes, Décembre 2005.
- [30] T.S. Rappaport. *Wireless Communications : Principles and Practice*. Prentice Hall, 1996.
- [31] Intelligence Artificielle, Disponible en ligne : <http://www.a525g.com/intelligence-artificielle/introduction-reseaux-neurones.php>.
- [32] Réseaux de Neurones, Disponible en ligne : <http://www-igm.univ-lv.fr/~dr/XPOSE2002/Neurones/index.php?.rubrique=Introduction>.
- [33] J.A.K. Suykens, J.P.L. Vandewalle and B.L.R. De Moor : *Artificial neural networks for modelling and control of non-linear systems*, Kluwer Academic Publishers, Boston, 1996.
- [34] C.M Bishop, *review of scientific Instruments: Neural networks and their applications*, 1994.
- [35] A. Mestan. " Introduction aux Réseaux de Neurones Artificiels Feed Forward", 2008.
- [36] S. Haykin, "Neural networks : A comprehensiven foudation_ 2end edition", New York 1999.
- [37] D.E. Rumelhart and J.L. McClelland, *Parallel Distributed Processing: Exploration In The Microstructure Of Cognition*, MIT Press, Cambridge, Mars, 1986.

- [38] ApSTAT Technologies “*Introduction Aux Réseaux De Neurones*, 2002.
- [39] A. H Zaabab, Q.J Zhang , and M. Nakhla, “*A Neural Network Modeling Approach To Circuit Optimization And Statistical Design*” IEEE Transactions On Microwave Theory and Techniques, 6, Juin 1995.
- [40] Y. Okumura, E. Ohmori, T. Kawano, K. Fukuda, «Field Strngth and Its Variability in VHF and UHF Land-Mobile Radio Service», Review Electrical Communication Laboratory. vol. 16, No. 9 - 10, pp. 825 - 873, September - Octobre 1968.
- [41] European Cooperative in the Field of Science and Technical Research EURO-COST 231, “Urban transmission loss models for mobile radio in the 900 and 1800 MHz bands», rev. 2, The Hague, Septembre 1991.
- [42] D. J. Y. Lee, W. C. Y. Lee, «Fine Tune Lee Model», Personal, Indoor and Mobile Radio Communications, vol. 1, 2000.
- [43] W. C. Y. Lee, «Mobile Cellular Telecommunication System», Analog & Digital, McGraw Hill, 1995.
- [44] Procedures for the choice of radio transmission technologies of the UMTS, TR 101 112 V3.1.0, UMTS 30.03 version 3.1.0. UMTS30.03, Novembre 1997.
- [45] R.Janaswamy. "An indoor path loss based on 60 GHz transport theory". IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters, 5(1), 58–60, 2006.
- [46] P. Smulders and L. Correia. "Characterisation of propagation in 60 GHz radio channels". Electronic and Communication Engineering Journal, 9(2), 73–80, 1997.
- [47] J. Hansen. "A novel stochastic millimeter-wave indoor radio channel". IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 20(6), 1240–1246, 2002.
- [48] N. Moraitis and P. Constantinou,. "Indoor channel modeling at 60 GHz for wireless LAN applications". Proceedings of the IEEE International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communication, vol. 3, pp. 1203–1207, Septembre 2002.
- [49] Y. Lostalen, Y. Corre, Y.Lou, Y.L Helloco, S. Collonge, and G.E Zein. "Comparison of measurements and simulations in indoor environments for wireless local area networks". Proceedings of the IEEE Vehicular Technology Conference, vol. 1, pp. 389–393, Mai 2002.
- [50] M. Peter, W.Keusgen, and R. Felbecker. "Measurement and ray-tracing simulation of the 60 GHz indoor broadband channel: model accuracy and parameterization". 2nd European Conference on Antennas and Propagataion, pp. 1–8, Novembre 2007.

- [51] A. Khafaji, R. El Abbadi Saadane, and J. Belkasmi, "Ray tracing technique based 60 GHz band propagation modelling and influence of people shadowing". *International Journal of Electrical, Computer, and Systems Engineering*, pp. 102–108, 2008.
- [52] M. Jacob, T. Kumer, P. and Chambelin. "Deterministic channel modeling for 60 GHz WLAN". IEEE 802.11-09-302-00-ad, Juillet 2009.
- [53] C.P.Lim, M.Lee, R.J Burkholder, J.LVolakis and R.J Marhefka. "60 GHz indoor propagation studies for wireless communications based on a ray-tracing method". *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking*, article ID 73928, Janvier 2009.
- [54] S.K Yong, "TG3c Channel Modeling Sub-committee "Final Report IEEE 802.15-07-0584-01-003c, Mars 2007.
- [55] A. Saleh and R. Valenzuela, "A Statistical Model for Indoor Multipath Propagation," *IEEE J. Select. Areas Commun.*, Vol. SAC-5, No. 2, pp. 128-137, Fevrier. 1987.
- [56] Q. Spencer, B. D., Jeffs, M. A. Jensen and A. L. Swindlehurst, "Modeling the Statistical Time and Angle of Arrival Characteristics," *IEEE J. Sel. Areas Commun.*, Vol. 18, No. 3, pp. 347-360, Mars 2000.
- [57] A. Maltsev, "Channel models for 60 GHz WLAN systems". IEEE 802.11-09-0334-03ad, Juillet 2009.
- [58] H. Sawada, S.Kato and K. Sato, Propagation measurements and considerations for TGad channel modeling, IEEE 802.11-09-0874-01-ad, Mai 2009.
- [59] M. Ghadar, "Experimental characterization and modeling of short-range wireless propagation channels in the unlicensed 60 GHz band," thèse de doctorat à l'Université du Québec en Outaouais, Canada, 2012.
- [60] S.Collongue, "Caractérisation et modélisation de la propagation des ondes électromagnétiques à 60 GH à l'intérieur des bâtiments", thèse de doctorat à l'Institut National des Sciences Appliquées de Rennes, France, 2003.
- [61] R. Le page, "Reconnaissance d'algues toxiques par vision artificielle et réseau de neurones", mémoire de maîtrise à l'Université du Québec à Rimouski, Canada, 2004.
- [62] R. Jain, "Channel Models Tutorial", 21 Février 2007.