

SOMMAIRE

REMERCIEMENTS	iii
SOMMAIRE	iv
LISTE DES FIGURES ET DES TABLEAUX.....	viii
RÉSUMÉ.....	x
ABSTRACT	xi
GLOSSAIRE DES ABRÉVIATIONS	xii
Chapitre 1.....	1
Introduction.....	1
1.1 Introduction.....	1
1.2 Problématique	3
1.3 But de la recherche.....	4
1.4 Méthodologie et plan du mémoire	4
CHAPITRE 2.....	6
TECHNOLOGIE ULTRA-LARGE BANDE (UWB)	6
2.1 Définition	6
2.2 Bandes d'exploitation de l'UWB.....	8
2.3 Comparaison entre l'UWB et d'autres technologies sans fil	10
2.4 Avantages et inconvénients de la technologie UWB.....	13
2.4.1 Avantages.....	13
2.4.2 Inconvénients.....	15
2.5 Applications de la technologie UWB.....	15
2.6 Conclusion	18

CHAPITRE 3	19
CANAL DE PROPAGATION UWB.....	19
3.1 Définition.....	19
3.2 Propagation en espace libre	20
3.3 Propagation en Multitrajets.....	22
3.3.1 Phénomènes affectant la transmission d'un signal	22
3.3.2 Phénomènes à grande échelle et à petite échelle.....	26
3.4 Représentation d'un canal de propagation.....	28
3.5 Caractéristiques de propagation.....	31
3.6 Concept de sélectivité	37
3.7 Types de modélisations.....	40
3.7.1 Modèles du canal UWB.....	43
3.8 Environnement souterrain et mesures	47
3.8.1 Description de l'environnement souterrain	47
3.8.2 Techniques de mesure.....	49
3.9 Conclusion	51
CHAPITRE 4.....	52
RÉSEAUX DE NEURONES.....	52
4.1 Introduction.....	52
4.2 Neurone biologique.....	54
4.2.1 Structure	54
4.2.2 Fonctionnement.....	56
4.3 Historique.....	57
4.4 Concept	59

4.5 Neurones et modèles de réseau	61
4.5.1 Neurone formel.....	61
4.5.2 Architecture du réseau de neurones artificiels.....	64
4.5.3 Avantages des réseaux de neurones	66
4.6 Apprentissage des réseaux de neurones	67
4.6.1 Types d'apprentissage.....	68
4.6.2 Règles d'apprentissage	69
4.7 Applications	73
4.8 Réseaux à fonctions de base radiales (RBF).....	74
4.8.1 Présentation.....	74
4.8.2 Apprentissage des modèles RBF	76
4.8 Conclusion	81
CHAPITRE 5	82
RÉSULTATS ET ANALYSE.....	82
5.1 Description du modèle et entraînement	82
5.2 Modélisation du canal minier à 70 m en LOS.....	85
5.2.1 Modélisation de l'affaiblissement de parcours au niveau 70m en LOS.....	85
5.2.2 Modélisation de la phase au niveau 70m en LOS	87
5.3 Test de la performance au niveau 40 m en LOS	88
5.3.1 Prédiction de l'affaiblissement de parcours au niveau 40 m en LOS.....	89
5.3.2 Prédiction de la phase au niveau 40 m en LOS.....	90
5.4 Modélisation du canal minier à 70 m en NLOS.....	90
5.4.1 Modélisation de l'affaiblissement de parcours à 70 m en NLOS	90
5.4.2 Modélisation de la phase à 70 m en NLOS.....	92

5.5 Test de la performance au niveau 40 m en NLOS	93
5.5.1 Prédiction de l'affaiblissement de parcours au niveau 40 m en NLOS	93
5.5.2 Prédiction de la phase au niveau 40 m en NLOS	95
5.6 Apprentissage mixte.....	95
5.6.1 Apprentissage mixte en LOS	96
5.6.2 Apprentissage mixte en NLOS.....	98
5.7 Capacité du canal	100
5.8 Conclusion	102
CHAPITRE 6	103
CONCLUSION	103
ANNEXE A.....	107
ANNEXE B.....	111
BIBLIOGRAPHIE	120

LISTE DES FIGURES ET DES TABLEAUX

Figure 2-1: Quelques systèmes radio présents dans les bandes UHF et SHF	9
Figure 2-2: Limites d'émission imposées par la FCC pour les systèmes UWB à l'intérieur... 10	10
Figure 2-3: Portée et débit des principaux standards	11
Figure 2-4: Quelques applications de l'UWB	16
Figure 3-1: Canal de propagation et canal de transmission.	20
Figure 3-2: Propagation idéale en atmosphère homogène	22
Figure 3-3: Principaux phénomènes de propagation.....	25
Figure 3-4: Le processus d'évanouissement du signal	26
Figure 3-5: Fluctuations à petites et à grandes échelles de la réponse du canal.....	27
Figure 3-6: Diagramme de Bello [24].....	29
Figure 3-7 : Effet Doppler généré par la mobilité de l'utilisateur.....	31
Figure 3-8 : Spectre Doppler en U.....	32
Figure 3-9: Types d'évanouissements subis par le signal dans un canal.....	39
Figure 3-10 : Modèle de réponse impulsionnelle en forme de salves.....	44
Figure 3-11: Plan de la mine CANMET au niveau 70m.....	48
Figure 3-12: Plan de la mine CANMET au niveau 40m.....	49
Figure 4-1: Neurone biologique.....	54
Figure 4-2: Neurone formel [7].....	61
Figure 4-3: Neurone formel de point de vue mathématique	63
Figure 4-4 : Fonctions d'activations.....	64
Figure 4-5: Couche de S neurones	66
Figure 4-6 : Illustration de l'apprentissage par correction d'erreur	71
Figure 4-7 : Réseau de neurones RBF	76
Figure 5-1: Architecture du réseau RBF utilisé	83
Figure 5-2 : Affaiblissement de parcours estimé par RBFN en LOS (70m).....	85
Figure 5-3 : Affaiblissement de parcours estimé avec 0,05 % des données en LOS (70m) ...	86
Figure 5-4 : Phase estimée par RBFN au niveau 70m en LOS.....	87

Figure 5-5 : Phase estimée par RBFN en utilisant 0,05 % des données à 70m en LOS	88
Figure 5-6 : Affaiblissement de parcours estimé à 40m par RBFN entraîné à 70 m (LOS) ...	89
Figure 5-7: Phase estimée au niveau 40m par le réseau entraîné à 70 m en LOS.....	90
Figure 5-8 : Affaiblissement de parcours estimé par RBF en NLOS (70m).....	91
Figure 5-9 : Affaiblissement de parcours estimé avec 0,05 % des données en NLOS	91
Figure 5-10 : Phase estimée par le réseau RBF au niveau 70m en NLOS.....	92
Figure 5-11: Phase estimée par RBFN en utilisant 0,05 % des données en NLOS	93
Figure 5-12 : Affaiblissement de parcours estimé à 40m par RBFN entraîné à 70m (NLOS)	93
Figure 5-13: Plan minier au niveau 40 m.....	94
Figure 5-14 : Phase estimée au niveau 40m par le réseau entraîné à 70 m en NLOS.....	95
Figure 5-15 : Architecture du réseau RBF en apprentissage mixte	97
Figure 5-16 : Estimation de l'affaiblissement de parcours aux deux niveaux en LOS.....	97
Figure 5-17: Estimation de la phase aux deux niveaux en LOS	98
Figure 5-18 : Estimation de l'affaiblissement de parcours aux deux niveaux en NLOS.....	99
Figure 5-19 : Estimation de la phase aux deux niveaux en NLOS	99
Figure 5-20: Capacité du canal au niveau70m en LOS.....	101
Figure 5-21: Capacité du canal au niveau70m en NLOS.....	101
Tableau 2.1: Comparaison technique de la technologie UWB et d'autres technologies [3] ...	12
Tableau 3.1 Valeurs des quatre ensembles de paramètres du modèle IEEE 802.15.3a.	45
Tableau 4.1: Types d'apprentissage des RNA [7].....	72

RÉSUMÉ

Dans un environnement minier, le besoin d'un système de communication fiable est primordial. Ce type d'environnement étant complexe, le déploiement des systèmes de communication nécessite une connaissance parfaite du milieu de propagation.

La modélisation d'un canal présente une matière très intéressante dans le domaine de 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.

Dans notre projet d'étude, on s'intéresse à la modélisation du canal ultra-large bande (Ultra-Wide band UWB) dans un environnement minier en se basant sur une méthode différente des méthodes traditionnelles ; l'utilisation des réseaux de neurones artificiels RBF (réseaux à fonction de base radiale).

Le canal de transmission UWB est un canal à trajets multiples, surtout au cas des applications à l'intérieur. Dans notre recherche, on s'est basé sur des mesures réalisées par LRTCS dans la mine CANMET à Val d'or située à 500km au nord de Montréal, Canada. Ces mesures ont servi comme base de données pour entraîner et créer l'architecture du réseau de neurones RBF.

Dans un travail antérieur, la modélisation du canal en utilisant les réseaux de neurones est réalisée, mais en utilisant les réseaux de neurones multicouches MLP (Multi Layer Perceptron), et en s'intéressant seulement à l'affaiblissement de parcours en visibilité directe (line of sight, LOS).

Dans ce travail, nous nous sommes intéressés à estimer l'affaiblissement du parcours¹ (*Path loss*) sur toute la bande UWB, et la phase du signal reçu, en considérant les deux types de trajets : en visibilité directe (LOS) et en visibilité non directe (non line of sight, NLOS). Les résultats obtenus montrent la capacité de ce type de réseau à modéliser le canal UWB dans un environnement minier avec une haute précision.

¹ Tout au long de la mémoire, plusieurs termes sont utilisés pour indiquer le terme « Path loss », tels que : l'affaiblissement de parcours, l'atténuation du trajet et l'évanouissement du canal.

ABSTRACT

In a mining environment the need for a reliable communication system is essential. This type of environment being complex, the deployment of communication systems requires a thorough knowledge of the propagation medium. Channel modeling is a very interesting field of research, and it was treated in several works based on traditional models for determining the behavior of the propagation channel according to analytical, empirical or stochastic models.

In our research project, we are interested in modeling the Ultra-wideband (UWB) channel in a mine environment based on a method different than the traditional ones; using RBF (radial basis function) neural networks.

The UWB transmission channel is a multipath channel, especially in case of indoor applications. This research is based on measurements done by LRTCS in the mine CANMET at Val d'Or, located 500 km north of Montreal, Canada. These measurements were used as database to train and create the architecture of RBF neural networks.

In a previous work, modeling the channel using the networks is carried out but using multilayer neural networks MLP (Multi-Layer Perceptron), and focusing only on the path loss in LOS (line of sight, LOS) . In this work, we are interested in estimating the path loss over the entire UWB band and the phase of the received signal by considering both line of sight (LOS) and non-line of sight (NLOS) configurations. The results show the ability of such networks to model the UWB channel in a mine environment with high accuracy.

GLOSSAIRE DES ABRÉVIATIONS

RBF	Radial basis function
FCC	Federal Communication Commission
LOS	Line of Sight
NLOS	Non line of sight
PL	Path Loss
UWB	Ultra-Wideband
dB	Décibel
VNA	Vector Network Analyzer
RNA	Réseau de neurones artificiel
VLSI	Very large scale integrated
UHF	Ultra High Frequency
SHF	Super High Frequency
LNA	Low Noise Amplifier
PL	Path Loss
RMS	Root Mean Square
S-V	Saleh-Valenzuela
Mbits/s	Mégabits par seconde
GHz	Gigahertz

Chapitre 1

Introduction

1.1 Introduction

Un réseau sans fil est un système de communication permettant de véhiculer les informations sans contraintes de câblage. Les réseaux sans fil se sont développés au départ essentiellement pour répondre aux deux besoins suivants : mettre en place des transmissions dans les endroits où la pose de câble est difficile, voire impossible (par exemple, transmission entre deux bâtiments), et assurer la transmission de données pour des applications mobiles. Là où le câblage est difficile, les réseaux sans fil répondent à la motivation classique de l'économie des coûts [10].

En plus, l'installation des réseaux sans fil est assez facile à mettre en place, ce qui a valu des progrès et du développement rapides dans le domaine de la communication au cours des dernières années grâce à la forte demande de la population et de l'industrie.

Les réseaux sans fil sont basés sur une liaison utilisant des ondes électromagnétiques (radio ou infrarouges), et constituent une solution de remplacement aux réseaux câblés. Ils permettent de relier très facilement des équipements distants de quelques mètres à plusieurs kilomètres. Plusieurs technologies existent et elles se distinguent par la fréquence d'émission, le débit et la portée des transmissions [11].

Parmi ces technologies sans fil, on distingue la technologie de radiocommunication à très large bande (Ultra-WideBand, UWB) qui fait l'objet actuellement des travaux et des développements importants, elle a été employée pour

des applications multiples et variées, telles que les applications de communications commerciales, le système de surveillance, les applications médicales, la localisation, les applications militaires et dans les réseaux personnels sans fil [12].

Dans les mines, les systèmes de communications sont nécessaires pour des applications telles que la surveillance, le contrôle à distance, la gestion de production et pour assurer un moyen de communication entre les mineurs. À cause du déficit des technologies fiables ou les coûts d'installation, les systèmes de communication sans fil étaient quasi-inexistants dans les mines souterraines, jusqu'à la fin des années 1980. La communication utilisée se basait sur des communications en câblage coaxial ou câblage fuyant, mais ces systèmes sont devenus inefficaces dans les situations d'urgences telles que les incendies, les explosions ou les inondations, d'où la nécessité de l'utilisation des systèmes de communications sans fil qui ont une meilleure chance de ne pas tomber en panne durant des situations critiques.

De nombreuses entreprises ont commencé à déployer des réseaux sans fil modernes dans les galeries des mines, dans le but d'accroître la sécurité des ouvriers avec la possibilité de la radio localisation, d'assurer une hausse de production, de contrôler automatiquement les machines, de fournir la transmission vidéo avec une très haute vitesse et d'utiliser des téléphones cellulaires avec possibilité d'interconnexions directes entre les ouvriers de la mine et leurs centres d'exploitations [14].

L'ultra large bande est l'une des technologies sans fil qui utilisent des fréquences de 3,1 GHz à 10,6 GHz. Elle offre de nombreux avantages tels que le haut débit, la robustesse au brouillage, et la coexistence avec les services de radio actuels. En raison des avantages offerts par la technologie UWB, cette dernière est utilisée dans les systèmes de communication dans un environnement minier.

1.2 Problématique

Le point le plus important dans un système de communication est d'assurer la bonne compréhension des messages transmis par l'émetteur, peu importe le type ou le format des données en prenant compte des perturbations affectant le canal de transmission.

Lors de la communication radio, la propagation du signal dans un environnement minier subit de nombreux phénomènes physiques tels que la réflexion, la réfraction, la diffraction et la diffusion en raison de la composition du sol, des murs et du plafond dans un environnement aussi complexe. Cette imperfection du canal peut se traduire par des évanouissements ou des interférences inter-symboles responsables de la dégradation de la liaison. Ajoutons l'atténuation des ondes causée par l'effet Doppler lorsque l'émetteur ou le récepteur se déplacent, ou lorsque l'environnement varie temporellement. Donc la qualité d'un signal reçu par un terminal dépend de plusieurs facteurs, comme la distance entre l'antenne émettrice et l'antenne réceptrice ou la perte due aux obstacles ou aux trajets multiples.

Une bonne connaissance du canal est nécessaire pour obtenir la transmission d'informations avec une haute qualité et une haute capacité. D'où l'importance d'avoir des informations détaillées sur le comportement du canal minier pour assurer une bonne conception des systèmes de communications, car la performance attendue de ces systèmes dépend d'une connaissance adéquate des paramètres de cet environnement utilisés pour les calculs. Par conséquent, la modélisation du canal dans un tel environnement est une mission importante et complexe pour être réalisée.

1.3 But de la recherche

La modélisation en général consiste à trouver des expressions mathématiques, des diagrammes et des algorithmes pour représenter les caractéristiques et le comportement du canal. Dans ce travail, nous nous intéressons à la modélisation d'un canal UWB dans un environnement minier en utilisant les réseaux de neurones du type RBF.

Le modèle du réseau construit a pour but d'estimer l'affaiblissement du canal (*Path loss*) tout au long de la bande UWB, et la phase du signal reçu. En outre, il peut être plus intéressant dans un environnement minier, comme il peut présenter un émulateur du canal qui peut être utilisé pour affranchir d'aller sous terre dans les buts de tester des filtres, des égaliseurs ou de développer des récepteurs, émetteurs ou amplificateurs.

1.4 Méthodologie et plan du mémoire

Afin d'atteindre l'objectif de ce projet, plusieurs étapes ont été suivies :

- ✓ Une première phase consistait à bien comprendre la modélisation du canal radio UWB, et à revoir les travaux existants traitants ce sujet.
- ✓ Une deuxième phase consistait à maîtriser les réseaux de neurones RBF, cette phase est indispensable soit en ce qui concerne la partie théorique, soit la partie de la conception des modèles en utilisant le logiciel Matlab.
- ✓ Une bonne compréhension des mesures réelles déjà menées dans un environnement minier constitue une étape importante dans la conception du modèle du réseau.
- ✓ Des réseaux RBF sont construits et entraînés en utilisant les mesures réelles.
- ✓ Les modèles des réseaux de neurones construits sont testés en estimant l'évanouissement du canal et la phase du signal, aux différents niveaux de la mine souterraine.

Le mémoire est composé de six chapitres dont le contenu est comme suit : le premier chapitre présente une introduction générale définissant la problématique et la méthodologie ainsi que le plan du mémoire. Le deuxième chapitre présente une revue des concepts de base sur les systèmes UWB. Au troisième chapitre, le canal de propagation, les principaux phénomènes caractérisant un canal de propagation et les types de modélisations existants sont décrits. Le chapitre quatre permet de présenter la méthode envisagée pour répondre à la problématique du sujet de recherche ; la théorie des réseaux de neurones RBF est détaillée et exposée. Dans le cinquième chapitre, nous présentons le réseau de neurones conçu dans ce projet, ainsi que l'analyse des résultats obtenus. Finalement, nous finissons par une conclusion générale du mémoire dans le chapitre six où l'on propose des recommandations et des perspectives.

Chapitre 2

TECHNOLOGIE ULTRA-LARGE BANDE (UWB)

Ce chapitre fournit une bonne description de la technologie de communication sans fil UWB. Il présente une définition de cette technologie, ses applications, ses avantages et ses inconvénients ; ainsi il aborde une comparaison avec d'autres technologies sans fil en mettant en relief les caractéristiques qui la distinguent.

2.1 Définition

Le développement récent des technologies numériques dans le domaine des capteurs civils et militaires (radar, sonar, sismographe, instrument d'observation de la terre et de l'espace, etc.) associés à celui des télécommunications (Wifi/WiMAX, WLAN, GPS), démontre que de nombreux degrés de liberté et une plus grande agilité dans le contrôle dynamique des formes d'onde émises permettent d'optimiser l'utilisation des bandes de fréquences allouées [1].

La technologie UWB est une technique de transmission radio qui consiste à utiliser des signaux dont le spectre s'étale sur une large bande de fréquences. Elle est considérée comme une vieille technologie, elle a fait ses débuts dans les années 1890 grâce au système de transmission Spark-Gap de Marconi et Hertz [15]. Elle peut être exploitée à très faible densité de puissance pour la communication à des débits de données élevés sur de courtes distances [17].

Cette technologie apparaît depuis une dizaine d'années comme une solution prometteuse pour de nouveaux types de réseaux sans fil. L'expression relative aux signaux à ultra large bande (UWB) est extraite d'un contexte lié à la guerre froide où,

pour désigner l'UWB, on aurait pu aussi bien employer les termes et les expressions suivantes « impulsions sans porteuse, bande de bases, domaine temporel, signaux non sinusoïdaux, fonction orthogonale et signaux radio ou radar à largeur de bande relativement large » [1].

Les dispositifs UWB se basent sur la transmission et la réception d'ondes sans porteuses généralement des impulsions de très courte durée de l'ordre de la nanoseconde, de sorte qu'elles occupent de très grandes largeurs de bande d'émission et qu'elles couvrent fondamentalement une très grande partie du spectre des fréquences [39] [40].

La FCC (*Federal Communications Commission*), organisme de réglementation américaine responsable du découpage du spectre en plusieurs bandes de fréquences qui seront attribuées aux différents services, a décidé en 2002 de publier des règles générales de la technologie UWB afin de permettre aux systèmes UWB d'opérer sur une large bande de fréquences, et cela en fixant les limitations sur le rayonnement en UWB et en autorisant aussi la commercialisation de la technologie. Le rapport final de la FCC (*First Report and Order*) était rendu public au mois d'avril 2002 [16].

La FCC définit l'UWB comme « toute technique radioélectrique qui dispose d'une largeur de bande supérieure à 500 MHz ou supérieure à 25 % de sa fréquence centrale ». L'UWB concerne des technologies de transmission de données sans fil dont le débit peut atteindre plusieurs centaines de Mbit/s. UWB se présente à la fois comme une évolution de Bluetooth et comme une version sans fil d'USB. C'est une technologie radioélectrique qui est basée sur la génération d'impulsions à durée très courte qui donne lieu à des composantes spectrales sur une bande de fréquences très large, d'où son nom [1].

La formule proposée par la FCC pour déterminer la bande relative instantanée (B_{rel}) est :

$$B_{rel} = 2 \frac{f_{max} - f_{min}}{f_{max} + f_{min}} \quad (2.1)$$

où f_{max} et f_{min} sont les fréquences de coupure haute et basse du signal à -10 dB, respectivement. Par exemple, pour une fréquence centrale de 1 GHz, la limite de la largeur de bande minimale à -10 dB est de 200 MHz [11].

2.2 Bandes d'exploitation de l'UWB

Dans l'ensemble du spectre des fréquences radioélectriques, la bande des fréquences inférieure à 2,7 GHz est réservée aux systèmes cellulaires. Le GPS est exploité à 1,6 GHz, le PCS à 1,9 GHz. La bande des fréquences allouées à l'UWB par la FCC s'étend de 3,1 GHz à 10,6 GHz, en monobande ou en multibandes, à l'exception de la bande de 5 à 6 GHz, dévoluee aux essais industriels, scientifiques et médicaux. La norme IEEE 802.20 appartient à la catégorie des WAN de la 3G. La technologie UWB est adaptable aux supports PCL, WLAN, PAN (réseaux personnels) et à ceux des réseaux câblés.

Au Japon, les fréquences de l'UWB ne sont pas définies. Aux États-Unis, la FCC a réservé des bandes de fréquences entre 3,1 et 10,6 GHz pour l'usage des équipements UWB. Par contre en Europe, la puissance est limitée et les fréquences sont réduites à la bande comprise entre 6 et 10 GHz (3 GHz de moins qu'aux États-Unis) [1].

Comme les signaux UWB occupent une très grande partie dans le spectre, ils ont besoin de coexister avec les systèmes en place sans causer des interférences considérables. En effet, de nombreux systèmes licenciés ou non sont présents dans les

bandes UHF et SHF et sont propices au déploiement des systèmes radio. La figure 2-1 présente quelques systèmes radio présents dans les bandes UHF et SHF. On remarque plusieurs systèmes occupant des bandes réservées comme les standards de téléphonie cellulaire GSM (900 MHz), DCS (1,8 GHz) et UMTS (2 GHz). Pour permettre l'utilisation de signaux UWB sur plusieurs GHz et limiter les effets des signaux UWB sur les autres systèmes radio, un ensemble de règlements sont imposés sur les systèmes transmettant des signaux UWB [19].

Selon la réglementation de la FCC, les systèmes UWB doivent transmettre au-dessous de certains niveaux de puissance afin de ne pas provoquer des interférences de manière significative aux systèmes existants dans le même spectre de fréquence. Plus précisément, la densité de puissance spectrale moyenne (PSD), située sous le niveau d'émission non intentionnelle, ne doit pas dépasser -41.3 dBm/MHz sur la bande de fréquence 3,1 à 10,6 GHz, et elle est compensée par la largeur de la bande utilisée, permettant d'émettre une puissance totale de 0,6 mW [27].

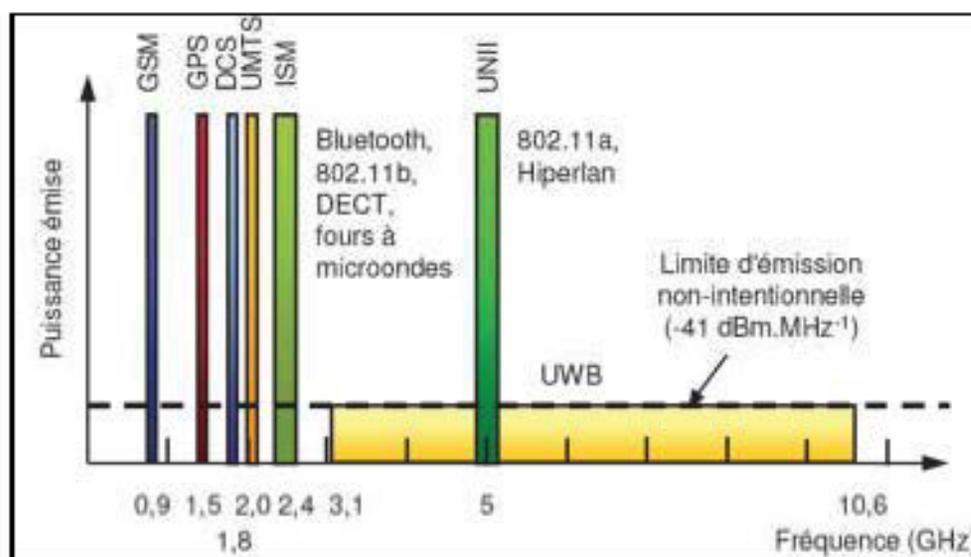


Figure 2-1 : Quelques systèmes radio présents dans les bandes UHF et SHF

Par exemple, la figure 2-2 illustre les limites imposées par la FCC pour les systèmes de communications à l'intérieur.

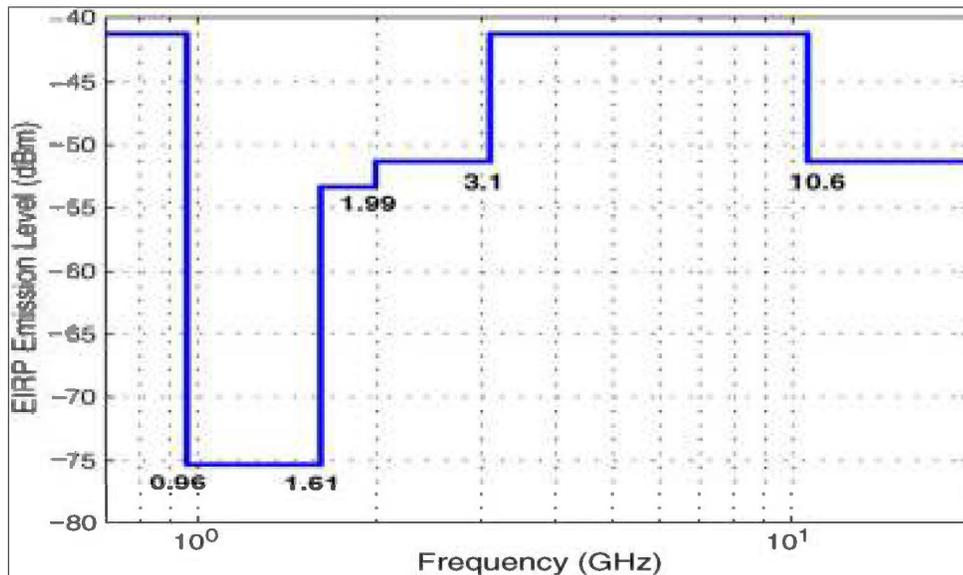


Figure 2-2: Limites d'émission imposées par la FCC pour les systèmes UWB à l'intérieur

2.3 Comparaison entre l'UWB et d'autres technologies sans fil

La technologie UWB est bien positionnée parmi les autres technologies sans fil. La figure 2-3 montre le positionnement de la technologie UWB vis-à-vis des autres technologies sans fil en termes de portée et de débit [2].

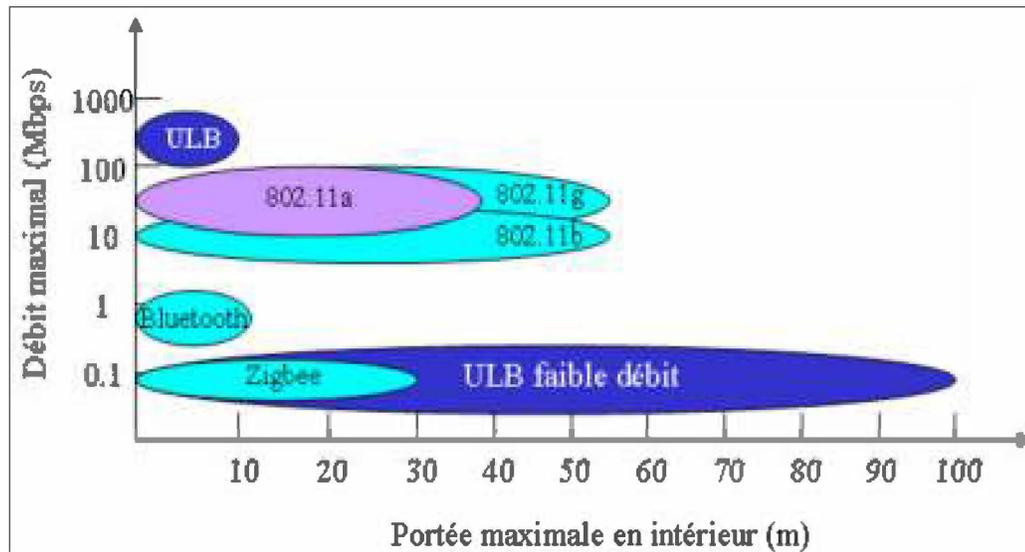


Figure 2-3: Portée et débit des principaux standards

On remarque que contrairement aux normes Wifi, l'UWB se place dans le créneau des réseaux à courte portée. Cette technologie offre un haut débit, un bas coût et une faible consommation [11], son débit potentiel dépasse cependant les performances de toutes les normes WLAN et WPAN actuelles.

Pour parvenir à fournir un débit élevé en tout lieu, les réseaux à venir devront être conçus de façon à optimiser la capacité spatiale, c'est-à-dire le débit global disponible par unité de surface. Les technologies radio à courte portée et très haut débit comme l'UWB permettront d'augmenter considérablement la capacité spatiale, par le développement de réseaux ad hoc dynamiques [59].

La largeur de la bande passante instantanée, de l'ordre de 500 MHz à plusieurs GHz rend la technologie UWB une technologie plus adaptée à l'augmentation de débit que d'autres systèmes. En effet, la capacité d'un canal de transmission peut-être calculée selon le théorème de Shannon par

$$C = WB \log_2 \left(1 + \frac{S}{N} \right) \quad (2.2)$$

où C représente la capacité maximale du canal (bit/s), B la largeur de bande du canal (Hz), la puissance du signal (W) et S/N la densité spectrale de puissance du bruit. Il est clair d'après l'équation 2.2 que la capacité maximale du canal de transmission croît linéairement avec la largeur de bande. Par ailleurs, l'utilisation du spectre très large permet de garantir des débits très importants. Pour cela, les liaisons UWB sont réputées pour leur robustesse aux évanouissements sélectifs en fréquence [18].

En plus, les systèmes se basant sur les technologies UWB présentent une résolution temporelle supérieure à celle des systèmes conventionnels, de l'ordre de la nanoseconde, pour des applications radars et des localisations précises [17].

Le tableau 2.1 présente différentes comparaisons entre la technologie UWB et d'autres technologies existantes.

Tableau 2.1: Comparaison technique de la technologie UWB et d'autres technologies [3]

Technologie	Débit de données	Portée (m)	Bande de fréquences	Puissance (P.I.R.E.) ²	Modulation	Application	Spécification
UWB	>100 Mbit/s	~ 15	3,1–10,6 GHz	≤-41,3 dBm/MHz	PPM, etc.	WPAN	IEEE802.15.3a ³ PAN à débits de données élevés
UWB	>500 kbit/s	~ 10	3,1–10,6 GHz	≤-41,3 dBm/MHz	PPM, etc.	WPAN	IEEE802.15.4a ³
Zigbee	250Kbps	~50	2.4 GHz				802.15.4
Bluetooth	700 kbit/s	~ 15	ISM 2.4 GHz	Classe 1 : 20 dBm Classe 2 : 0 dBm	GMSK	WPAN	IEEE 802.15.1

² Les limites de puissance des applications UWB sont définies sous forme de densité spectrale de puissance (dBm/MHz).

³ L'IEEE élabore actuellement des normes sur les réseaux personnels sans fil (WPAN) UWB et sur d'autres applications UWB.

WiFi	Jusqu'à 54 Mbit/s	~ 50	5 GHz ⁴	Max. 200 mW jusqu'à 1 W	BPSK, 16-QAMQPSK, 64-QAM	RLAN	IEEE 802.11a Rec. UIT-RM.1450
	Jusqu'à 11 Mbit/s	~100	ISM 2.4 GHz	Max. 100 mW jusqu'à 2 W	CCK (étalement de 8 éléments complexes)	RLAN	IEEE 802.11b Rec. UIT-RM.1450 ETSI EN 300 328
	Jusqu'à 54 Mbit/s	~100	ISM 2.4 GHz	Max. 100 mW jusqu'à 2 W	BPSK, 16-QAM QPSK, 64-QAM	RLAN	IEEE 802.11g ETSI EN 300 328

2.4 Avantages et inconvénients de la technologie UWB

Comme toute technologie, l'UWB présente des avantages et des inconvénients qui seront discutés ci-dessous.

2.4.1 Avantages

La largeur de la bande passante des signaux apportera de nombreux avantages pour les applications de positionnement, les communications et les radars [28] :

- La pénétration à travers les obstacles : les signaux UWB ont une bonne capacité de pénétration dans les murs et les obstacles, et ils permettent la localisation avec grande précision [3].
- Estimation exacte de la position : la technologie UWB permet une grande précision dans la mesure des distances. En effet, la précision est proportionnelle à la largeur de bande du signal (inversement proportionnelle à la durée de l'impulsion). Ayant une résolution de l'ordre de quelques nanosecondes, le retard du signal d'un autre peut être connu avec une précision de l'ordre de 0.1 à 1 ns, donc les systèmes UWB fournissent une précision sur la position de l'émetteur de 3 à 30 cm.

⁴ La bande de 5 GHz comprend plusieurs sous-bandes (5 150- 5 350 MHz, 5 470-5 725 MHz et 5 725-5 875 MHz) qui sont utilisées en partie ou en totalité pour les réseaux locaux hertziens (RLAN), selon les arrangements nationaux ou régionaux. Des restrictions additionnelles peuvent s'appliquer (p. ex. sur le niveau de puissance) selon la sous-bande utilisée.

- Haute vitesse de transmission de données et débit très élevé grâce à la largeur de la bande passante.
- Conception des émetteurs et des récepteurs à faible coût et à faible puissance : la transmission et la réception des impulsions sans la génération d'une porteuse sinusoïdale permettent l'obtention d'une puce de petite taille, ce qui réduit le coût de fabrication. En outre, la transmission d'impulsions de courte durée permet aux générateurs d'impulsions, aux amplificateurs et aux récepteurs de fonctionner pour quelques nanosecondes dans chaque période, d'où la consommation de la puissance, ainsi les systèmes UWB peuvent avoir des batteries plus petites [26].
- Faible susceptibilité à l'évanouissement dû à la propagation par trajets multiples : L'évanouissement dû à la propagation par trajets multiples peut réduire l'efficacité des systèmes de communication classiques (non UWB). Dans le cas des communications UWB, le signal transmis possède une grande largeur de bande (résolution temporelle très fine) donc au niveau du récepteur on peut séparer la composante directe de chaque réflexion, donc les réflexions multiples avec des retards inférieurs à la nanoseconde peuvent être résolues et additionnées de manière constructive pour donner un gain comparable à celui d'une propagation par trajet unique direct [26].
- Communications protégées : Les signaux UWB sont potentiellement plus difficiles à détecter que les signaux de radiocommunication classiques, parce qu'ils occupent une grande largeur de bande, sont transmis avec une faible densité spectrale bien inférieure au bruit de fond des récepteurs de radiocommunication classiques, et peuvent être produits sous une forme semblable au bruit. Ce qui rend cette transmission protégée avec une faible probabilité de détection et une faible probabilité d'interception.

- Simplicité relative des systèmes : L'implémentation des systèmes est simple étant donné que l'UWB permet la transmission directe d'impulsions en bande de bases sans porteuse, donc l'information de la bande de bases peut moduler directement des impulsions courtes. Alors l'émetteur-récepteur UWB ne comprend aucun synthétiseur à boucle à verrouillage de phase, ni oscillateur commandé par tension, ni mélangeur, ni amplificateur de puissance [26].

2.4.2 Inconvénients

- Possibilité d'interférence : l'inconvénient principal de l'UWB se base sur un fait disant qu'elle interfère avec certains standards tels que le GPS et les PC à cause de la bande de fréquence 3.1 GHz et 10.6 GHz.
- La sensibilité au brouillage.
- La limite de la portée : à cause de la faible densité spectrale, la portée du signal UWB se limite à quelques dizaines de mètres. Les applications visées par l'UWB sont donc des applications à courte portée et à haut débit, comme les réseaux ad hoc par exemple.

2.5 Applications de la technologie UWB

Les applications potentielles de la technologie radio UWB concernent deux niches techniques : les systèmes à très haut débit et à courte portée (typiquement 200 Mbit/s jusqu'à 10 m), et les systèmes à bas débit et à longue portée (typiquement 200 kbit/s à 100 m). Ces deux modes d'utilisation du spectre radio UWB permettent d'envisager un certain nombre d'applications typiques pour les systèmes UWB [23] [59].

La technologie UWB a été mise au point à l'origine pour des applications militaires et on a commencé à l'utiliser dans des applications civiles. Les

dispositifs UWB utilisent généralement des impulsions de très courte durée, de sorte qu'elles occupent de très grandes largeurs de bande d'émission.

La technologie UWB peut être intégrée à une grande variété d'applications, notamment aux systèmes d'imagerie radar. Le pouvoir d'un signal UWB à pénétrer dans le sol ou dans un mur et même le traverser permet la détection de ce qui est caché. Il permet aussi de mesurer les distances avec précision. Le même principe s'applique pour le corps humain. Par conséquent, la technologie UWB peut être utilisée dans les applications militaires pour localiser les objets ennemis, et être considérée une excellente solution pour la localisation des objets mobiles à l'intérieur avec une précision de quelques centimètres [31] [60] [61].

De même, elle peut être intégrée aux systèmes de radiocommunication sans fil à courte portée, par exemple les réseaux personnels sans fil (WPAN) installés à la maison pourraient permettre aux téléviseurs, magnétoscopes, chaînes stéréo et ordinateurs (PC et portables) de communiquer entre eux sans être reliés par des câbles. De même, ces liaisons pourraient remplacer les connexions filaires entre ordinateurs, écrans, claviers, souris, haut-parleurs et imprimantes et permettent une transmission à haut débit de données entre ces différents périphériques. La figure 2-4 présente quelques applications de cette technologie [3] [31].



Figure 2-4: Quelques applications de l'UWB

Une autre application potentielle est les systèmes radars de véhicule ; cette catégorie comprend les radars d'avertissement de collision, les systèmes améliorés d'activation des coussins gonflables, les capteurs de perturbation de champ, etc. Les systèmes radars de véhicule peuvent déterminer la distance entre des objets et un véhicule, ou ils peuvent être intégrés au système de navigation du véhicule [31].

Les signaux UWB peuvent servir de même pour les systèmes de communication sans fil à faible probabilité d'interception et de détection, car les dispositifs UWB peuvent être exploités à des niveaux de puissance très bas. Ils fonctionnent extrêmement bien dans les environnements présentant des signaux parasites [31].

Pour les systèmes de positionnement, les signaux UWB fournissent une solution précise, à faible coût, et à faible puissance grâce à leurs propriétés uniques, notamment les réseaux de capteurs peuvent utiliser la technologie UWB. Un réseau de capteurs est formé d'un grand nombre de nœuds qui sont des microcapteurs capables de récolter et de transmettre des données environnementales d'une manière autonome.

Certaines applications importantes de réseaux de capteurs UWB peuvent être comme suit [28] [29] [30] :

- Médical : la technologie UWB est utilisée dans les réseaux de capteurs sans fil sur une zone corporelle à des fins médicales, ainsi pour le suivi des patients dans un hôpital ;
- Sécurité/militaire : Pour localiser des personnes autorisées dans des zones à haute sécurité et pour le suivi des positions du personnel militaire ;

- Contrôle des stocks : Pour suivre en temps réel des expéditions et des objets de valeur dans les usines de fabrication, et pour la localisation des équipements médicaux dans les hôpitaux ;
- Recherche et sauvetage : Pour assurer la localisation des enfants perdus, des sportifs blessés, des intervenants d'urgence, des mineurs, des victimes en cas d'avalanche/séisme, et des pompiers ;
- Les maisons intelligentes : Pour assurer la sécurité à domicile, le contrôle des appareils de la maison.

Diverses autres applications de l'UWB existent, comme le repérage, à l'aide des systèmes radars à pénétration du sol, les systèmes d'étiquetage, les détecteurs et capteurs de niveau de liquide, les systèmes de surveillance, les systèmes de localisation, les systèmes de remplacement des connexions câblées à haut débit de données sur de courtes distances [31].

2.6 Conclusion

Ce chapitre a permis de présenter les principales caractéristiques de la technologie UWB, une comparaison brève avec d'autres technologies est faite. En plus, les avantages et les inconvénients sont cités et ses applications dans différents domaines sont mentionnées.

Les propriétés uniques caractérisant l'UWB en termes de débit et de puissance la rendent une technologie intéressante à être déployée dans un environnement de propagation où la propagation d'un signal est complexe.

Chapitre 3

CANAL DE PROPAGATION UWB

Le canal de transmission assure le lien entre l'émetteur et le récepteur permettant le transfert de l'information. Une connaissance des mécanismes mis en jeu est indispensable à la conception d'une chaîne de communication et à l'évaluation des performances optimales. Dans le domaine des réseaux sans fil, le canal de propagation caractérisant la propagation de l'onde électromagnétique dans l'espace, présente une importance distinctive, étant un élément irréductible commun à tous les autres canaux. Son étude est donc primordiale.

Ce chapitre analyse le canal de propagation, en présentant les phénomènes physiques, la nature des interactions du signal électromagnétique avec l'environnement, les caractéristiques du canal ainsi que les types de modèles existants [62].

3.1 Définition

Par définition, «un système de transmission radioélectrique permet de transformer un signal électrique émis $e(t)$ en un signal électrique reçu $s(t)$ par l'intermédiaire d'ondes électromagnétiques. Le canal de propagation correspond au système qui fait passer du signal $e(t)$ au signal $s(t)$ et tient donc compte des interactions entre les ondes électromagnétiques et leur environnement. À 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 3-1). Selon les auteurs, le canal de transmission est parfois

assimilé au canal de propagation, mais cette distinction prend toute son importance lors de l'analyse de canaux à entrées et sorties multiples, ou Multiple Input Multiple Output (MIMO) » [25].

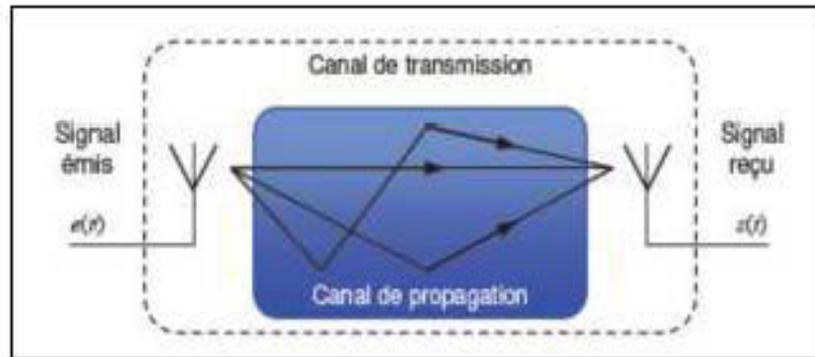


Figure 3-1: Canal de propagation et canal de transmission.

3.2 Propagation en espace libre

La propagation en espace libre représente un cas idéal où le système de transmission est situé en espace libre, c.-à-d. dans un environnement exempt de toute obstruction.

En notant G_E le gain de l'antenne d'émission et P_E la puissance du signal émis, la densité de puissance W présente à une distance d est donnée par [21] :

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

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

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

Où A_R représente l'aire effective de l'antenne de réception, et λ représente la longueur d'onde à la fréquence de travail.

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

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

tel que $c = f \lambda$, où λ est la longueur d'onde, f la fréquence et c la vitesse de propagation. 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 [22]. On peut considérer qu'un récepteur se situe dans le champ lointain si la distance d est supérieure à la distance de Fraunhofer d_F . Cette dernière est présentée par la relation ci-dessous ⁵ :

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

où D présente la plus large dimension de l'antenne d'émission et λ la longueur d'onde du signal émis par la relation.

Ce modèle de propagation représente les zones de communication comme un cercle autour de l'émetteur. Si un récepteur est dans ce cercle il reçoit tous les paquets, s'il est en dehors il n'en reçoit aucun.

⁵ Notons toutefois que pour des systèmes fonctionnant à des fréquences différentes, la dimension de l'antenne D est généralement adaptée à la longueur d'onde. Pour une antenne filaire, on fixe par exemple $D = \lambda / 2$ et on a donc $d_F = \lambda / 2$

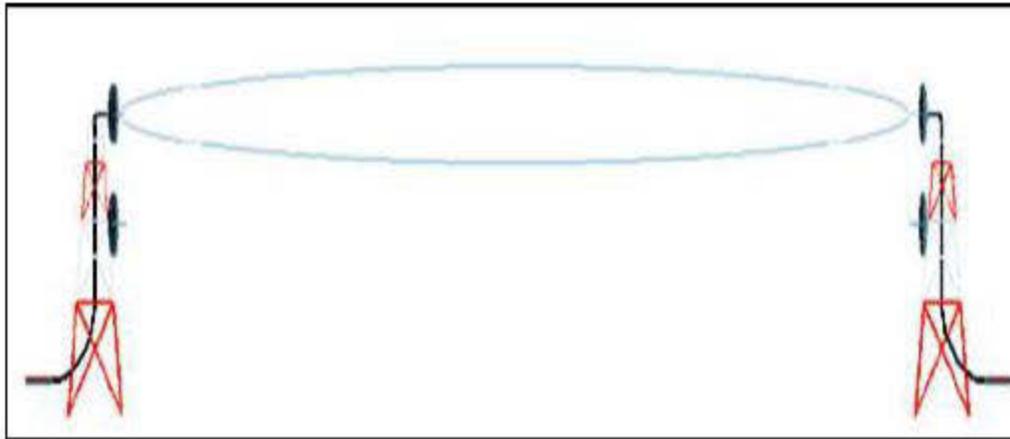


Figure 3-2: Propagation idéale en atmosphère homogène

La propagation en espace libre est un cas théorique de référence. En cas réel, l'environnement du système de transmission interfère avec l'onde transmise selon différents mécanismes de propagation, ce qui entraîne une propagation en Multitrajets [19].

3.3 Propagation en Multitrajets

3.3.1 Phénomènes affectant la transmission d'un signal

Un signal se propageant entre un émetteur et un récepteur rencontre beaucoup d'obstacles. En fonction des dimensions de ces derniers par rapport à la longueur d'onde λ , de sa nature et de sa forme, cette onde sera affectée différemment.

- **Réflexion** : La réflexion parvient lorsque l'onde électromagnétique rencontre des obstacles de dimensions très grandes par rapport à sa longueur d'onde λ . Elle peut être spéculaire ou diffuse. On parle de réflexion spéculaire (régulière) lorsque deux milieux différents sont séparés par une surface non

rugueuse dont les irrégularités sont de petites tailles par rapport à la longueur d'onde. Dans ce cas, elle s'observe quand les rayons parallèles sont réfléchis parallèlement, et les lois de Snell-Descartes et de Fresnel règlent la direction et l'amplitude du rayon réfléchi, et les angles d'incidence et de réflexion sont égaux, mais lorsque les irrégularités sont aléatoires et non négligeables, la réflexion est dite diffuse, et le maximum d'énergie est dirigé selon le rayon réfléchi, mais une partie de l'énergie est diffusée dans des directions voisines [25] [42].

- **Réfraction** : La réfraction survient lorsqu'une onde traverse une paroi, une roche, un mur, une cloison, etc. L'onde ainsi subit un changement de direction et un affaiblissement de puissance, dépendant à la fois de sa fréquence et des indices de réfraction des obstacles rencontrés [25] [20].

- **Diffraction** : La diffraction se produit lorsque l'onde électromagnétique est obstruée par des arêtes ou par un obstacle possédant des parties anguleuses. En effet, selon le principe de Huygens, chaque arête rencontrée par le front d'onde se comporte comme une source secondaire, donc l'énergie transmise par ces sources permet au signal de se propager dans les zones d'ombre, vérifiant l'arrivée des ondes au niveau du récepteur en l'absence de visibilité directe. Ce phénomène résulte en un changement de direction de propagation de l'onde, et les ondes diffractées se répartissent de façon radiale par rapport à l'arête diffractant, selon un cône dont l'angle correspond à l'angle d'incidence [25] [42].

- **Diffusion** : Le phénomène de diffusion se produit lorsqu'une onde électromagnétique rencontre un groupe dense d'obstacles dont les dimensions sont petites ou inférieures par rapport à sa longueur d'onde, ce qui cause une

superposition d'un grand nombre de diffractions aléatoires, et l'onde est redirigée dans toutes les directions avec une atténuation variable [19] [25].

Il existe deux types principaux de réflecteurs :

1. Diffuseurs locaux : Les diffuseurs locaux englobent les obstacles proches de l'émetteur ou du récepteur. Du point de vue d'un système de communication, s'ils sont proches du récepteur ils provoquent un grand étalement angulaire des échos et un étalement temporel faible, tandis que les diffuseurs proches de l'émetteur introduisent de faibles étalements temporels et angulaires [25].
 2. Diffuseurs lointains : Les diffuseurs lointains désignent les obstacles éloignés simultanément de l'émetteur et du récepteur. Ils donnent lieu à des trajets spéculaires généralement caractérisés par un fort étalement temporel [25].
- **Dispersion** : La dispersion se produit lorsque l'onde rencontre un obstacle dont les dimensions sont petites par rapport à sa longueur d'onde.
 - **Guidage d'ondes** : En environnement intérieur, le phénomène de guidage d'ondes peut se produire entre deux cloisons, dans un couloir, tunnel, etc. Les réflexions successives sur deux obstacles parallèles provoquent un déplacement global des ondes électromagnétiques selon la direction de guidage.

Dans un environnement réel, la transmission d'un signal se fait en empruntant plus d'un trajet direct. Le nombre de ces trajets est variable et subit différents effets selon la nature de l'interaction entre l'onde émise et l'environnement.

Les multitrajets se manifestent lorsque le signal émis arrive au récepteur après réflexions, diffractions, réfractions et diffusions sur des obstacles tels que les murs, surfaces vitrées ou métalliques et autres. Ces interactions électromagnétiques

modifient des paramètres intrinsèques de l'onde obtenue au niveau de l'antenne réceptrice qui correspond à une recombinaison de 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. Et ces trajets multiples de propagation peuvent conduire à une distorsion importante du signal reçu [42].

Tandis que les multitrajets ont leur avantage dans une communication à l'intérieur, et surtout dans la mine où la structure courbée des galeries et la nature variable du canal minier rendent le trajet en visibilité directe, (*LOS*), non disponible toujours. Dans ce cas, ce sont les trajets en visibilité non directe, (*NLOS*), qui permettent la communication radio. La figure 3-3 illustre le concept de la propagation par trajets multiples, ainsi que les principaux phénomènes de propagation [19].

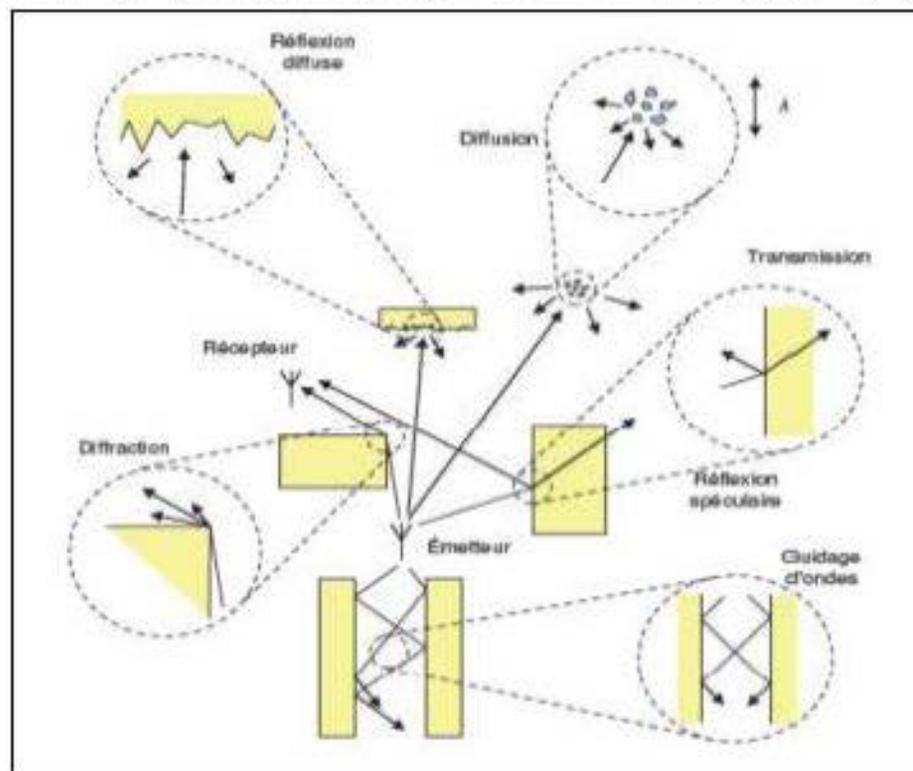


Figure 3-3: Principaux phénomènes de propagation

3.3.2 Phénomènes à grande échelle et à petite échelle

En raison des différentes interactions des ondes radioélectriques avec leur milieu de propagation, des variations significatives des caractéristiques du canal à différentes échelles sont observées. La figure 3-4 illustre le processus d'évanouissement du signal se propageant dans un canal à trajets multiples, ainsi que les principales dégradations affectant le signal.

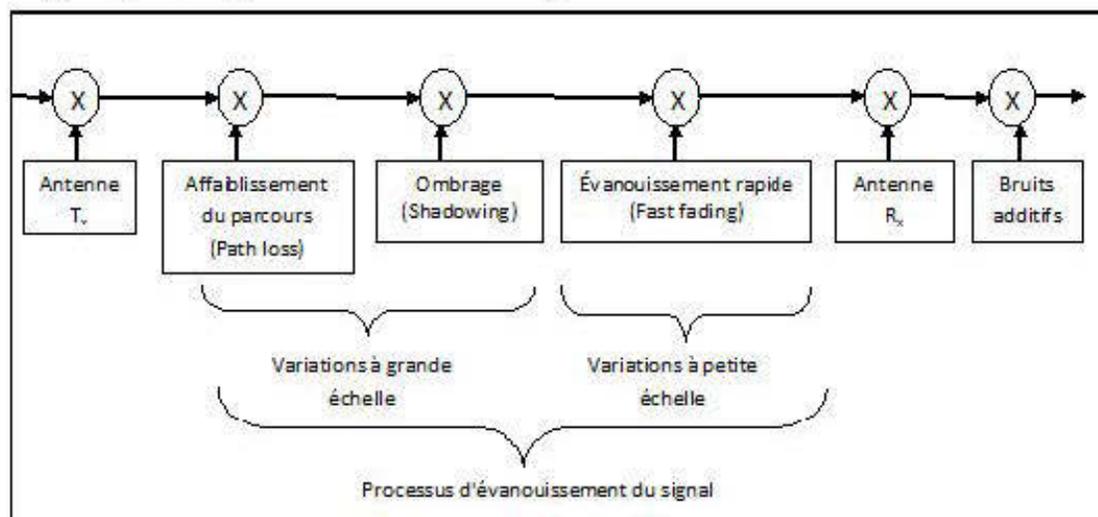


Figure 3-4: Le processus d'évanouissement du signal

Les évanouissements à grande échelle définissent les fluctuations de la puissance moyenne mesurées sur un déplacement ou sur un intervalle de temps suffisamment grands.

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*) [13].

— **L'affaiblissement de parcours** avec la distance s'explique par la dispersion isotrope de l'énergie transmise suivant les trois dimensions spatiales et la faible surface effective du capteur utilisé en réception. Le niveau moyen reçu varie en fonction de la distance d entre l'émetteur et le récepteur. Cette atténuation est

caractérisée par le coefficient de pertes par propagation α , la puissance du signal reçu décroissant de façon proportionnelle à $d^{-\alpha}$. La valeur du paramètre α est de 2 en espace libre (et varie en fonction du type d'environnement dans des conditions réelles).

— **L'ombrage** (évanouissement lent) est dû à la présence d'obstacles incontournables entre l'émetteur et le récepteur. Il se traduit par une atténuation supplémentaire, fonction de la nature des matériaux traversés par l'onde électromagnétique.

Les fluctuations à petite échelle sont observées sur un intervalle de temps ou un déplacement spatial suffisamment petit (cf. figure 3-5). Ces phénomènes sont causés par l'apparition de plusieurs répliques du signal transmis, présentant une atténuation et un retard de phase différents, interférant de manière constructive ou destructive. On parle de la propagation à trajets multiples. Ces fluctuations rapides importantes, qui peuvent atteindre plusieurs dizaines de dB.

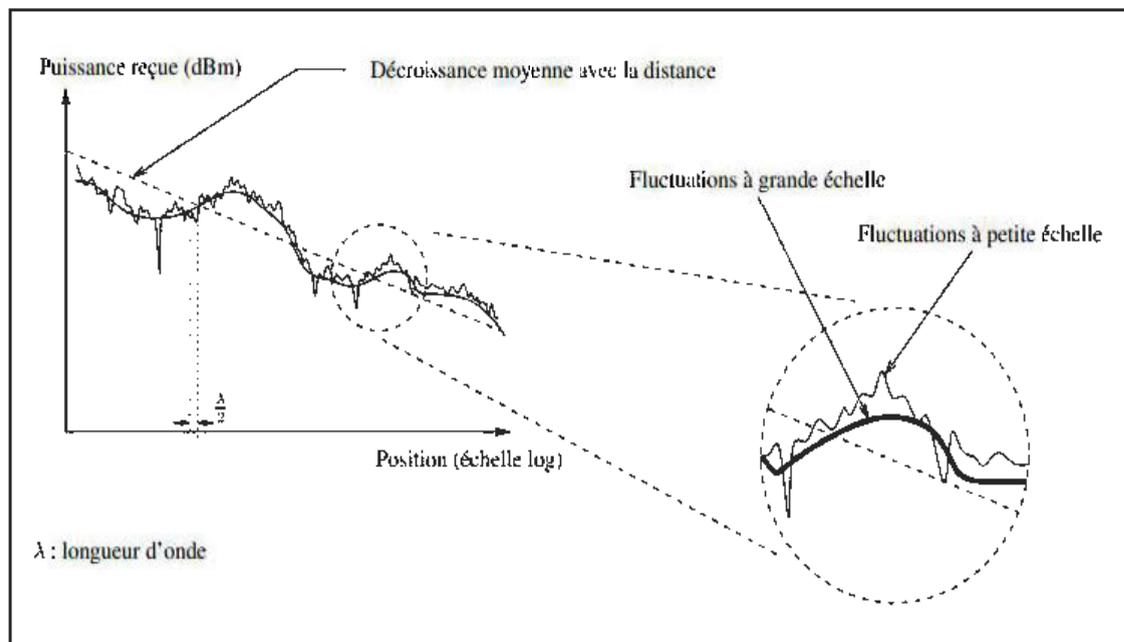


Figure 3-5: Fluctuations à petites et à grandes échelles de la réponse du canal

3.4 Représentation d'un canal de propagation

Comme le signal reçu dans un canal à multitrajets est une superposition de répliques différemment retardées et atténuées du signal émis, le modèle du canal radio est donné comme une fonction de transfert dans le domaine fréquentiel, ou comme une réponse impulsionnelle dans le domaine temporel.

Pour une position donnée de l'émetteur (Tx) et le récepteur (Rx), la fonction de transfert complexe et la réponse impulsionnelle en bande de bases sont données respectivement :

$$H(t, f) = \sum_{i=1}^{N(t)} a_i(t) e^{j\theta_i(t)} e^{-j2\pi f \tau_i(t)} \quad (3.5)$$

$$h(t, \tau) = \sum_{i=1}^{N(t)} a_i(t) e^{j\theta_i(t)} \delta(\tau - \tau_i(t)) \quad (3.6)$$

où $\{a_i(t)\}$, $\{\tau_i(t)\}$, et $\{\theta_i(t)\}$ sont des variables aléatoires exprimant l'amplitude, le retard et la phase des multitrajets différents, tandis que $N(t)$ est le nombre des composants multitrajets à l'instant t . $\delta(\cdot)$ présente la fonction Dirac, et i l'indice du composant multitrajet.

Le canal peut être supposé invariant dans le temps si les mesures sont prises en absence de toute activité humaine, et avec Tx et Rx stationnaires, et en faisant la moyenne des résultats de plusieurs balayages à chaque endroit pour éviter les effets de variations temporelles des mesures. La fonction de transfert complexe et la réponse impulsionnelle en bande de bases peuvent ensuite être simplifiées, respectivement, telles que :

$$H(f) = \sum_{i=1}^N a_i e^{j\theta_i} e^{-j2\pi f \tau_i} \quad (3.7)$$

$$h(\tau) = \sum_{i=1}^N a_i e^{j\theta_i} \delta(\tau - \tau_i) \quad (3.8)$$

Il est à noter que l'amplitude de la réponse impulsionnelle complexe en bande de bases en décibels est la même que le profil de puissance (PDP) en décibels, soit $20 \log(|h(\tau)|) = 10 \log(\text{PDP})$.

Selon le modèle de canal à trajets multiples, le signal reçu sera la convolution du signal transmis avec la réponse impulsionnelle complexe additionnée du bruit de canal, qui est généralement modélisé par un processus gaussien à valeurs complexes.

Une fois que la fonction de la réponse impulsionnelle complexe est déterminée,

les importants paramètres du canal de propagation peuvent être extraits. Donc, la réponse impulsionnelle $h(t, \sigma)$ d'un canal radio dans la pratique où l'environnement ou la position des antennes peuvent être modifiés, de sorte que le canal radio varie avec le temps, présente une double dépendance en temps et en retard. Les entrées et sorties d'un filtre linéaire peuvent être décrites dans le domaine temporel ou le domaine fréquentiel. Ceci conduit à quatre fonctions de transfert qui permettent la description du canal [24]. La figure 3-6 illustre les relations entre ces fonctions dont la connaissance permet une connaissance totale du canal de propagation [19].

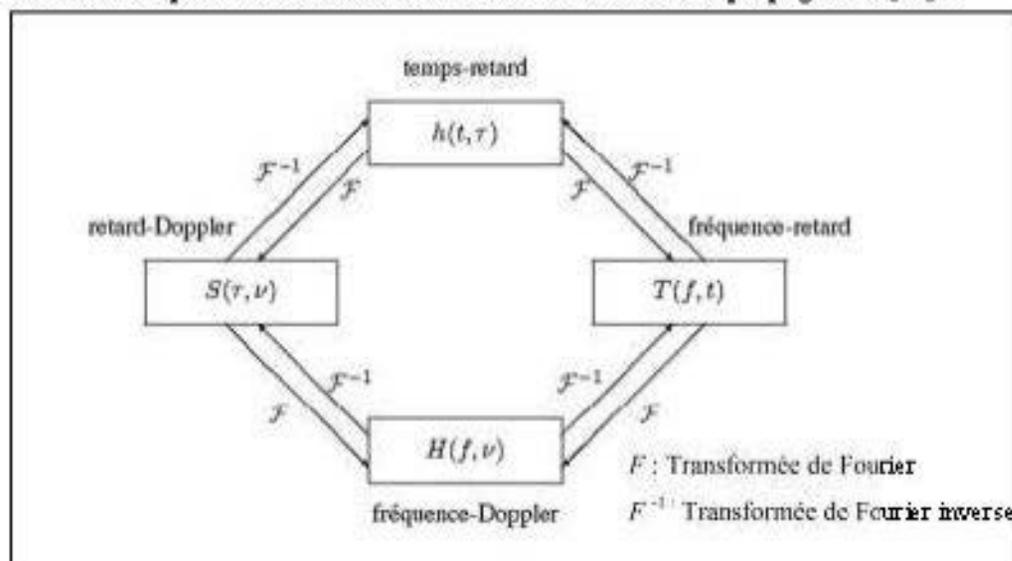


Figure 3-6: Diagramme de Bello [24]

La réponse impulsionnelle variant dans le temps

La fonction $h(t, \sigma)$ est appelée réponse impulsionnelle variant dans le temps, elle relie le signal reçu $s(t)$ au signal émis $e(t)$, suivant l'opération de filtrage donnée par [19]

$$s(t) = \int_{-\infty}^{\infty} e(t - \tau)h(t, \tau)d\tau \quad (3.9)$$

La réponse bifréquentielle

La fonction $H(f, \sigma)$ est également appelée fonction de dispersion Doppler en sortie et permet d'observer le phénomène de décalage Doppler introduit par le canal. Elle relie le spectre du signal reçu $S(f)$ au spectre du signal émis $E(f)$ selon la relation donnée par [19] :

$$S(f) = \int_{-\infty}^{\infty} E(f - \nu)H(f - \nu, \nu)d\nu \quad (3.10)$$

La fonction de transfert variant dans le temps

Une autre approche de la caractérisation du canal radio consiste à relier le signal temporel de sortie $s(t)$ au spectre du signal d'entrée $E(f)$ en utilisant la fonction de transfert variant dans le temps $T(f, t)$ donnée par [19] :

$$s(t) = \int_{-\infty}^{\infty} E(f)T(f, t)e^{j2\pi ft}df \quad (3.11)$$

La fonction $T(f, t)$ peut être liée aux fonctions $h(t, \tau)$ et $H(f, \tau)$ par une simple transformation de Fourier. Lorsque la largeur de bande du canal considéré est suffisamment faible, la fonction de transfert variant dans le temps peut être directement mesurée à l'aide d'un analyseur de réseau.

La fonction de dispersion retard-Doppler

Cette fonction permet d'observer simultanément la dispersion introduite par le canal dans les domaines temporels et fréquentiels. La fonction $S(\tau, \nu)$ relie le signal de sortie $s(t)$ au signal d'entrée $e(t)$ par la relation suivante donnée par [19]:

$$s(t) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} e(t - \tau) S(\tau, \nu) e^{j2\pi\nu\tau} d\nu d\tau \quad (3.12)$$

3.5 Caractéristiques de propagation

À partir de la connaissance de la réponse du canal de propagation, il est intéressant de se doter d'outils permettant d'évaluer la corrélation et la dispersion dans chaque domaine. Ces outils sont appelés les caractéristiques de propagation.

Effet Doppler

Lorsque l'émetteur et/ou le récepteur sont en mouvement relatif avec une vitesse v , le signal reçu est sujet à un décalage de fréquence, appelé décalage Doppler. Il est proportionnel à la vitesse v de l'utilisateur, par rapport à l'angle d'incidence de l'onde reçue, et à la fréquence porteuse f_c [43].

Comme vu dans la figure 3-7, envisager un mobile se déplaçant à une vitesse constante v , le long d'un segment de chemin ayant longueur d entre points X et Y, tandis qu'il reçoit des signaux provenant d'une source distante S.

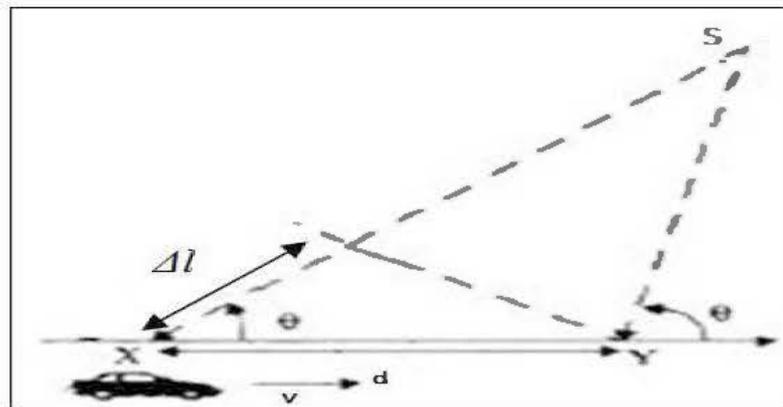


Figure 3-7 : Effet Doppler généré par la mobilité de l'utilisateur

La différence de longueurs de chemin parcouru par la vague de la source S vers le mobile aux points X et Y est Δl tel que

$$\Delta l = d \cos \theta = v \Delta t \cos \theta \quad (3.13)$$

Où t est le temps requis pour que le mobile voyage entre X et Y, θ est l'angle entre la direction du mouvement du mobile et de la direction d'arrivée de l'onde [13].

Le changement apparent dans la fréquence ou le décalage Doppler est donné par f_d

$$\text{où} \quad f_d = \frac{1}{2\pi} \frac{\Delta \varphi}{\Delta t} = \frac{v}{\lambda} \cos \theta \quad (3.14)$$

Où λ est la longueur d'onde du signal émis.

Il est clair de l'équation (3.14) que :

- Si le mobile se déplace vers la direction de l'arrivée de l'onde, le décalage Doppler est positif (la fréquence reçue apparente est augmentée).
- Si le mobile se déplace de la direction de l'arrivée de l'onde, le décalage Doppler est négatif (la fréquence reçue apparente est diminuée) [13].

D'autre part, le spectre Doppler possède une forme caractéristique en U. Cette répartition est une loi de probabilité. Donc, lorsqu'un signal est transmis à une fréquence f_0 , il sera probablement reçu autour de f_0 , $f_0 - f_d$ ou $f_0 + f_d$ au lieu de la fréquence f_0 .

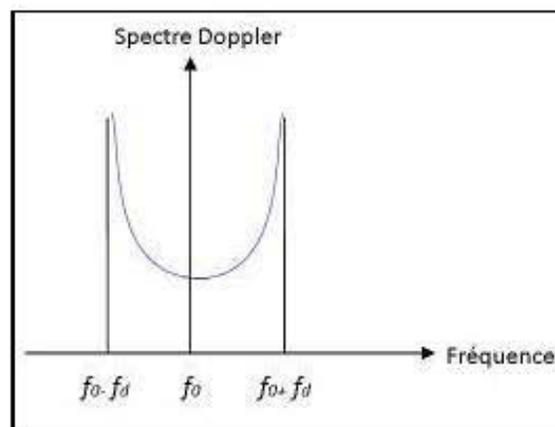


Figure 3-8 : Spectre Doppler en U

L'étalement Doppler est égal à deux fois la fréquence Doppler maximale, et il est défini comme la bande de fréquence où le spectre Doppler reçu est essentiellement non nul.

$$B_d = 2f_{dmax} = \frac{2f_c \cdot v}{c} \quad (3.15)$$

Où c désigne la célérité de la lumière, v est la vitesse de l'utilisateur et f_c est la fréquence de la porteuse.

Temps de Cohérence

Le temps de cohérence du canal de propagation représente la durée pendant laquelle le canal peut être considéré comme stationnaire. C'est la durée pendant laquelle les caractéristiques du canal restent quasiment constantes [43]. Trois relations relient le temps de cohérence T_c à l'étalement Doppler :

— T_c est inversement proportionnel à B_d

$$T_c \approx \frac{1}{B_d} = \frac{1}{2f_{dmax}} \quad (3.16)$$

— T_c est calculé à partir de l'intercorrélation de la réponse du canal avec un signal sinusoïdal pur :

$$T_c = \frac{1}{16\pi B_d} \quad (3.17)$$

— T_c est calculé avec la combinaison des deux formules précédentes :

$$T_c = \sqrt{\frac{9}{16\pi}} \cdot \frac{1}{B_d} = \frac{0.423}{B_d} \quad (3.18)$$

Étalement temporel

La caractérisation des paramètres reliés à la réponse impulsionnelle du canal dont chaque pic représente un trajet reçu met en relief et évalue l'influence des trajets multiples du canal de propagation sur un système de transmission.

Quatre principaux paramètres pour estimer le débit maximal de transmission numérique sont étudiés :

- L'étalement du retard, T_m
- Le retard moyen des trajets (« *Mean excess delay* »), τ_m .
- L'écart type quadratique moyen du retard (« *RMS delay spread* »), τ_{rms} .
- L'étalement du retard maximal (« *Excess delay spread* »), τ_{max} .

Les trajets multiples d'une onde électromagnétique, se propageant à la vitesse de la lumière, arrivent au récepteur avec différents délais causant ainsi le phénomène d'étalement du retard T_m qui est défini par la différence entre le plus grand et le plus court des délais et permet de caractériser par une seule variable la dispersion temporelle du canal.

L'écart type quadratique moyen du retard (« *RMS delay spread* »), τ_{rms} donne un estimé de l'interférence entre les symboles (*Inter Symbol Interference*) dus à l'étalement temporel du signal émis. Il est défini comme la racine carrée du second moment central de puissance des délais :

$$\tau_{rms} = \sqrt{\bar{\tau}^2 - (\tau_m)^2} \quad (3.19)$$

Où τ_m est l'étalement moyen du retard est défini comme le moment d'ordre 1 du profil de puissance :

$$\tau_m = \frac{\sum_k a_k^2 \tau_k}{\sum_k a_k^2} = \frac{\sum_k P(\tau_k) \tau_k}{\sum_k P(\tau_k)} \quad (3.20)$$

$$\overline{\tau^2} = \frac{\sum_k a_k^2 \tau_k^2}{\sum_k a_k^2} = \frac{\sum_k P(\tau_k) \tau_k^2}{\sum_k P(\tau_k)} \quad (3.21)$$

Où a_k est l'amplitude, P_k est la puissance et τ_k est le temps d'arrivée de $k^{\text{jème}}$ trajet. Pour chaque seuil prédéfini (dB par rapport au pic) l'étalement maximal du retard τ_{\max} correspond au retard entre le premier trajet et le dernier trajet.

Bande de cohérence

La bande de cohérence d'un canal B_c , correspond à la gamme de fréquences sur laquelle les amplitudes des composantes fréquentielles du signal, fortement corrélées, subissent des atténuations semblables [43]. Le canal est donc considéré comme plat. En effet, c'est la plus grande largeur de bande qui peut être utilisée pour que les interférences entre symboles demeurent minimales. En revanche, en dehors de cette bande les distorsions du signal deviennent non négligeables.

La bande de cohérence peut être définie par la valeur d'autocorrélation $R(\Delta f)$ pour certains pourcentages 50 %, 70 % ou 90 % de la valeur maximale de la corrélation. Elle peut être calculée à partir des relations suivantes selon la valeur du facteur de corrélation :

— Si le facteur de corrélation est égal à 0.9 :

$$B_c \approx \frac{1}{50 \cdot \tau_{rms}} \quad (3.22)$$

— Si le facteur de corrélation est égal à 0.5 :

$$B_c \approx \frac{1}{5 \cdot \tau_{rms}} \quad (3.23)$$

Perte de puissance

On peut déterminer la perte de puissance d'un signal entre son émission et sa réception à partir de la fonction de transfert, pour une certaine position.

$$P_{(dB)} = 10 \log_{10} \left(\frac{1}{N} \sum_0^{N-1} |H(f, t)|^2 \right) \quad (3.24)$$

Autrement dit, le modèle des pertes de puissance peut être considéré comme fonction de la distance d entre l'émetteur et le récepteur.

$$\bar{P} = P_0 \cdot \left(\frac{d}{d_0} \right)^n \quad (3.25)$$

Soit en dB

$$\overline{P_{dB}} = P_{0(dB)} + 10 \cdot n \cdot \log_{10} \left(\frac{d}{d_0} \right) \quad (3.26)$$

Où P_0 est l'atténuation liée à la distance de référence d_0 , n est l'exposant d'atténuation du canal de propagation qui varie entre 1.5 et 6 selon l'environnement, et est égale à 2 en espace libre.

Étalement angulaire

Ce paramètre est relié à la caractérisation spatiale du canal, parce que la caractérisation n'est pas uniquement temporelle. Dans le domaine temporel, le récepteur à large bande sépare les trajets multiples par leurs retards. Quant au domaine spatial, ils sont séparés par les angles d'arrivée.

Dispersion angulaire

L'information des angles d'arrivée des trajets peut être caractérisée par la distribution angulaire de puissance des trajets multiples $p(\varphi)$, où $\varphi \in [0, 2\pi]$ représente l'angle azimutal. L'étalement angulaire φ_m est calculé par [44] :

$$\varphi_m = \sqrt{1 - \frac{|F_1|^2}{|F_0|^2}} \quad (3.27)$$

où $F_n = \int_0^{2\pi} p(\varphi) \cdot \exp(jn\varphi) d\varphi$ est le $n^{\text{ième}}$ coefficient complexe en série de Fourier de $p(\varphi)$.

Pareillement, on peut calculer l'écart type angulaire φ_{RMS} par l'expression suivante [41]

$$\varphi_{RMS} = \sqrt{\overline{\varphi^2} - \overline{\varphi}^2} \quad (3.28)$$

$$\text{Où } \overline{\varphi} = \frac{\sum_K P(\varphi_k) \varphi_k}{\sum_K P(\varphi_k)} \quad \text{et} \quad \overline{\varphi^2} = \frac{\sum_K P(\varphi_k) \varphi_k^2}{\sum_K P(\varphi_k)}$$

φ_k et $P(\varphi_k)$ sont la direction d'arrivée et la puissance du $k^{\text{ième}}$ trajet respectivement.

3.6 Concept de sélectivité

Un canal de propagation évolue en temps, en fréquence ou en espace. Ces évolutions sont dénommées évanouissements (fading). Le type d'évanouissement affectant le signal dépend de la nature du signal transmis par rapport aux caractéristiques du canal et de la vitesse du mobile.

Si le canal n'est pas constant, on peut théoriquement le qualifier de sélectif en temps, en fréquence et/ou en espace. Inversement, s'il est constant, il peut être qualifié de cohérent. Comme un canal n'est jamais constant au sens strict, la

qualification est atténuée dans la pratique et des paramètres sont utilisés pour la quantification de la cohérence. La sélectivité d'un canal est décidée par la comparaison de ces paramètres de cohérence avec des caractéristiques de base d'un système de transmission utilisant le canal, telles que la durée d'un symbole, notée T_s , ou la bande de fréquence occupée par le signal notée B_s .

On considère un canal non sélectif en fréquence si toutes ses composantes fréquentielles subissent des atténuations semblables. Et cela tant que $B_s < B_c$, soit B_s la largeur de la bande du signal transmis et B_c la bande de cohérence. En revanche, un canal de transmission a une réponse sélective en fréquence lorsque les composantes fréquentielles ne subissent pas les mêmes affectations, et à la réception de multiples versions du signal atténuées et retardées sont reçues.

Donc pour résoudre le problème de la sélectivité on essaie de rendre la largeur de bande du signal très petite par rapport à la bande de cohérence du canal. Par le diagramme ci-dessous on peut résumer tous les cas que peut subir un signal dans un canal de propagation :

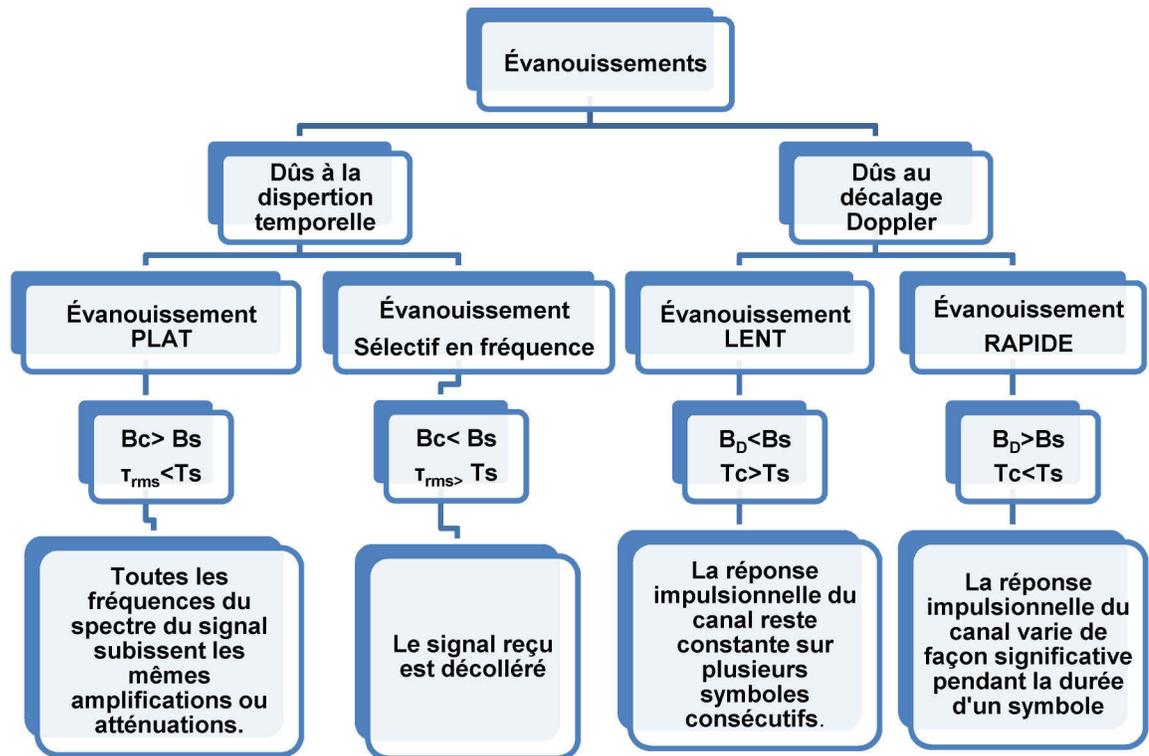


Figure 3-9: Types d'évanouissements subis par le signal dans un canal

Selon la sélectivité en temps et en fréquence, les évanouissements subis par le canal sont qualifiés :

- ✓ Si le canal est non sélectif en fréquence, les évanouissements sont dits plats (*flat fading*).
- ✓ Si le canal est sélectif en temps, il subit des évanouissements dits rapides (*fast fading*).
- ✓ Au contraire, s'il est non sélectif en temps, les évanouissements seront qualifiés de lents (*slow fading*).

Sélectivité spatiale

En prenant un signal se propageant selon deux trajets : direct et réfléchi, si la réflexion se produit à proximité de la ligne de visibilité directe, on peut considérer que ces deux trajets présenteront une atténuation similaire.

Ces deux versions du signal peuvent arriver en phase ou en opposition de phase tout dépend de la longueur d'onde du signal émis et la différence de marche entre les deux trajets. On distingue deux cas :

- 1) Les signaux s'additionnent de façon constructive et on observe un gain de puissance.
- 2) Les signaux s'additionnent de façon destructive et la puissance totale reçue est fortement affaiblie.

En cas de déplacement du mobile, la rotation des phases de chaque trajet conduit à une succession de maxima et de minima qui constituent un signal présentant des évanouissements rapides. Lorsque ce phénomène s'applique à un grand nombre de trajets, le signal reçu s'apparente à un processus aléatoire [19].

Il est évident qu'un canal idéal est non sélectif dans tous les domaines. La détermination de la sélectivité est intéressante pour le dimensionnement d'un système de transmission. Et la connaissance des dispersions est nécessaire pour calibrer les systèmes de communication et éviter les problèmes d'interférence inter-symboles.

3.7 Types de modélisations

La modélisation du canal a principalement trois applications :

— Comme les simulations informatiques plutôt que les essais sur le terrain sont utilisées pour l'optimisation de l'emplacement de la station de base (BS) et d'autres paramètres de conception de réseau, on a besoin de fournir une base de données

similaire pour les concepteurs des réseaux sans fil. Les concepteurs peuvent utiliser l'information sur le modèle de canal extraite de la base de données, qui contient des informations sur les canaux dans un endroit spécifique. Ce modèle doit être suffisamment stable pour éviter les petites erreurs qui peuvent exister dans la base de données géographique.

— Dans les conceptions, les tests, et les stéréotypes des systèmes sans fil, on a besoin de connaître les propriétés qui affectent la performance du système, et qui sont extraites à partir d'un modèle simple du canal.

— Les caractéristiques du modèle de canal existant sont résumées et analysées, ainsi les limitations appliquées sur les paramètres du canal. Ces paramètres peuvent être utilisés dans le développement de la prochaine génération du réseau de communication mobile sans fil à haut débit [37].

Lorsqu'une compréhension suffisante de l'environnement de propagation sans fil et les caractéristiques de propagation sont atteintes, le modèle du canal est connu sous le nom d'une description abstraite. Mais, le canal mobile présente le pire cas de stabilité par rapport aux autres canaux, parce que la transmission radio dans un canal subit de grandes fluctuations aléatoires dans le domaine temporel et dans l'espace.

Les modèles de communication existants sont classés comme suit : À Tokyo, Okumura avec d'autres chercheurs a proposé le modèle Okumura [45]. Le modèle COST-231 Hata [46] est proposé par EURO COST. Sa fréquence est étendue à 2 GHz. En 1982, Lee a proposé le modèle de Lee [47] [48], qui est largement utilisé dans les cellules macro et micro. Le modèle Manhattan [49] est un modèle de propagation mixte de l'intérieur à l'extérieur. Son atténuation est causée de l'extérieur vers l'intérieur.

D'une manière générale, la modélisation du canal radio est réalisée selon deux approches différentes : l'approche déterministe et l'approche statistique. La première

consiste à prévoir un modèle permettant de prédire le comportement du canal radio à une position donnée dans un environnement précis, tandis que la seconde consiste à modéliser les propriétés « typiques » du canal dans un environnement donné sans pour autant les relier à une position spécifique.

On note également l'existence de l'approche hybride qui tente de combiner les avantages des deux approches [11].

En effet, les modèles statistiques se basent sur l'analyse d'un grand nombre de mesures de propagation à partir desquelles les paramètres du canal sont définis par une loi statistique. En communications sans fil, ce type de modèle permet d'économiser le temps et diminuer le coût lors de la conception et l'installation d'équipements, en permettant d'avoir une idée sur le comportement du signal émis et reçu pour une largeur de bande et dans un environnement donné en modélisant par exemple la puissance des ondes ou le débit de transmission.

La validité et l'exactitude de ces modèles dépendent de la fiabilité et l'exactitude des mesures déjà utilisées pour monter ce modèle. Il devient ensuite plus facile de simuler des séquences et d'utiliser ces résultats au lieu de procéder à de vastes campagnes de mesures expérimentales [11] [18].

En revanche, les modèles déterministes se basent à l'utilisation d'un outil de simulation qui permet de prédire le signal reçu pour une liaison donnée. Un modèle déterministe se base sur une description minutieuse d'un environnement spécifique. Une des approches utilisées dans ce cas est la méthode des tracés de rayons (*Ray Tracing*). Elle est fondée sur des approximations optiques et nécessite la connaissance des spécifications géométriques et électromagnétiques de l'environnement. Aussi, d'autres modèles se basant sur les équations de Maxwell peuvent être utilisés. Les modèles obtenus peuvent être validés par des mesures afin de vérifier leurs validités [4].

3.7.1 Modèles du canal UWB

Afin d'atteindre les buts de la modélisation mentionnés ci-dessus, les concepteurs ont recours à des modèles du canal. Il n'y a pas un seul modèle de canal pour un environnement donné, mais plusieurs modèles possibles, qui dépendent des phénomènes que l'on souhaite reproduire en simulation. Ainsi, certains modèles s'intéressent uniquement à l'affaiblissement en puissance, tandis que d'autres s'attachent à reproduire les effets de fluctuations rapides ou les directions d'arrivée du signal. Dans cette section, nous présentons les principaux modèles du canal UWB présents dans la littérature.

3.7.1.1 Modèle Saleh et Valenzuela (S-V)

Dans le cas de transmission des signaux à bande étroite, le canal est souvent modélisé comme un bruit blanc additif gaussien. Tandis que le milieu de propagation est beaucoup plus complexe, surtout dans le cas des transmissions UWB.

Plusieurs recherches et observations ont montré que le canal de propagation UWB est constitué d'une multitude d'obstacles et de réflecteurs perturbant la propagation du signal [32] [34] [35]. En observant les mesures faites pour les réponses impulsionnelles, on constate que les rayons arrivent en salves (cf. Figure 3-10).

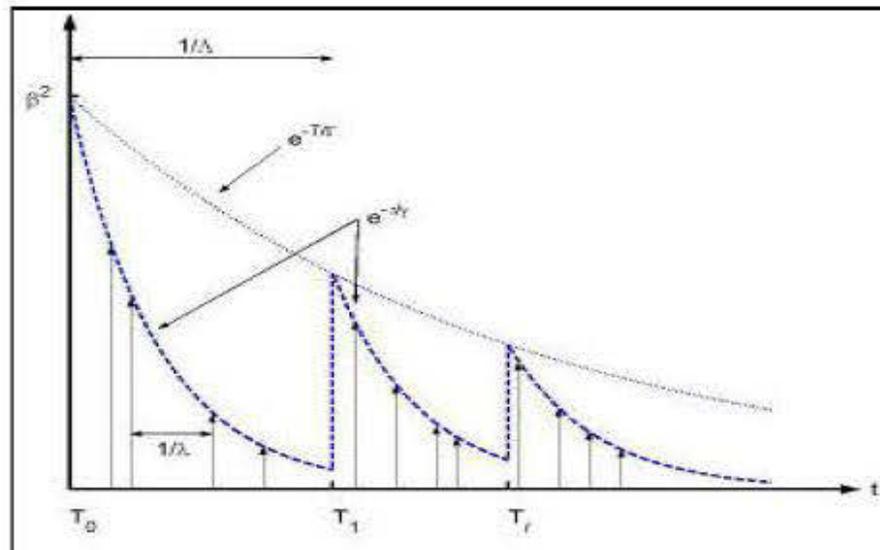


Figure 3-10 : Modèle de réponse impulsionnelle en forme de salves

En se basant sur ces observations et ces recherches, Adel A. M. Saleh et Reinaldo A. Valenzuela ont proposé un modèle de canal multitrajets qui a été adopté dans la normalisation du canal UWB [36].

Ce modèle consiste à modifier la réponse impulsionnelle du canal multitrajets classique pour l'adapter au modèle en salves, où chaque salve est constitué de plusieurs trajets, d'où

$$h(t) = \sum_{l=0}^{\infty} \sum_{k=0}^{\infty} \beta_{k,l} e^{j\theta_{k,l}} \delta(t - T_l - \tau_{k,l}) \quad (3.29)$$

où :

- $\delta(t)$: la fonction de Dirac.
- l : l'indice de la salve
- k : l'indice du trajet à l'intérieur des salves.
- T_l : le retard de la $l^{\text{ème}}$ salve, l est l'instant d'arrivée du premier trajet dans la salve 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 de la $l^{\text{ème}}$ salve.

3.7.1.2 Modèle IEEE 802.15.3a

Avec le modèle de Saleh et Valenzuela dans un système UWB, la résolution temporelle est très fine et les durées d'une salve sont très courtes, donc le nombre de trajets contenus dans chaque salve est faible. Pour cette raison, le groupe de travail de la norme IEEE 802.15.3a a proposé un modèle qui présente quelques modifications sur celui introduit par Saleh et Valenzuela. Quatre ensembles de valeurs pour les paramètres du canal sont disponibles et reflètent chacun une configuration donnée :

- CM1 : visibilité directe (LOS) entre 0 et 4 mètres.
- CM2 : absence du trajet directe (NLOS) entre 0 et 4 mètres.
- CM3 : absence du trajet directe (NLOS) entre 4 et 10 mètres.
- CM4 : *RMS delay spread* égal à 25 ns, illustrant une configuration NLOS sévère avec un nombre et une densité des trajets très importants.

Les quatre ensembles de paramètres du modèle sont donnés par le tableau 3.1.

Tableau 3.1 Valeurs des quatre ensembles de paramètres du modèle IEEE 802.15.3a.

Paramètres du modèle	CM1	CM2	CM3	CM4
Λ [1/ns] taux d'arrivée de la salve	0.0233	0.4	0.067	0.067
Λ [1/ns] taux d'arrivée des rayons	2.5	0.5	2.1	2.1
γ [ns] facteur de décroissance des rayons	4.3	6.7	7.9	12.00
Γ [ns] facteur de décroissance des salves	7.1	5.5	14.00	24.00
σ_1 [dB] (<i>standard deviation of cluster lognormal fading term</i>)	3.4	3.4	3.4	3.4
σ_2 [dB] (<i>standard deviation of ray lognormal fading term</i>)	3.4	3.4	3.4	3.4
σ_x [dB] (<i>standard deviation of lognormal fading term for total multipath realizations</i>)	3	3	3	3

3.7.1.3 Modèle IEEE 802.15.4a

Afin de s'adapter à un plus grand nombre d'applications potentielles, un modèle élargi à la fois en fréquences et en types d'environnement a été proposé par le groupe de travail IEEE 802.15.4a [33]. Les applications visées sont de type bas débit (de 1 kbit/s à quelques Mbit/s), dans de l'environnement intérieur (résidentiel et de bureau), extérieurs, et industriels (usines, etc.). Deux bandes de fréquences UWB sont considérées : 2 à 10 GHz et 0,1 à 1 GHz.

La forme générale de ce modèle statistique reprend celle du modèle IEEE 802.15.3a avec quelques différences :

- La phase θ_{kl} de chaque rayon ne prend plus uniquement les valeurs 0 ou π , mais est distribuée uniformément dans $[0, 2\pi]$.
- L'arrivée des rayons suit une loi mixte composée de deux processus de Poisson. Le modèle propose donc deux taux d'arrivée des rayons λ_1 et λ_2 , ainsi qu'un paramètre de mixité.
- La décroissance exponentielle de chaque salve augmente avec le retard.

3.7.1.4 Modèle Cassioli-Win Molisch

Ce modèle était le fruit de travail de trois équipes de recherche en Europe et aux États-Unis [67]. Il a été réalisé en se servant de campagnes de mesures menées dans des bureaux, avec une largeur du spectre de 1 GHz.

Il se base sur une discrétisation de l'échelle des retards avec un incrément de $\Delta\tau = 2\text{ns}$, et toute la puissance de la réponse impulsionnelle présente entre les retards $k\Delta\tau$ et $(k + 1)\Delta\tau$ est intégrée, par suite un seul rayon est considéré présent pour chaque retard $k\Delta\tau$, et la puissance de chaque rayon suit une décroissance exponentielle avec une seule salve.

Le profil de puissance peut être donné sous la forme :

$$P_h(0, \tau) = \sum_{k=1}^L \beta_k^2 \delta\left(\tau - \frac{d}{c} - (k-1)\Delta\tau\right) \quad (3.30)$$

Où d est la distance entre l'émetteur et le récepteur.

Avec ce modèle, les pertes de puissances sont caractérisées par la loi suivante :

$$PL(d) = \begin{cases} PL(d_0) + 20.4 \log\left(\frac{d}{d_0}\right) + S(d) & d \leq 11m \\ PL(d_0) - 56 + 74 \log\left(\frac{d}{d_0}\right) + S(d) & d > 11m \end{cases} \quad (3.31)$$

La variable aléatoire $S(d)$ traduit les variations lentes du canal de propagation en dB B, liée au phénomène irrégulier de masquage [19].

3.8 Environnement souterrain et mesures

3.8.1 Description de l'environnement souterrain

L'environnement d'une mine souterraine est très hostile et composé de nombreuses galeries. 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.

Il s'agit d'un environnement très humide composé de plusieurs galeries rocailleuses dont le plafond, le plancher et les murs montrent une rugosité rocheuse importante. Le plancher, un peu moins rugueux afin de permettre une libre circulation des véhicules et du personnel, comporte de multiples flaques d'eau.

La prédiction exacte de la propagation des ondes électromagnétiques est risquée à cause de la rugosité des parois et la géométrie ce qui conduit à des

réflexions multiples, l'évanouissement et les phénomènes de diffraction. Outre les problèmes causés par les murs, l'environnement minier est en constante évolution et présente des obstacles rendant la propagation des ondes plus difficile que dans d'autres environnements.

Plusieurs travaux récents ont été réalisés par des étudiants du laboratoire, et traitent le sujet de la modélisation et la caractérisation du canal UWB. Et pour ce but, des campagnes de mesures ont été réalisées dans la mine expérimentale CANMET dans des galeries souterraines de la mine à 70 m et à 40 m de profondeur.

Au niveau 70 m, la galerie présente une largeur d'environ 2.5 m et une hauteur d'environ 3 m, elle s'étend sur une longueur de 70 m. Sa topologie a permis aux chercheurs de réaliser les mesures en visibilité directe (LOS) et en non-visibilité directe (NLOS) (cf. Figure 3-11).

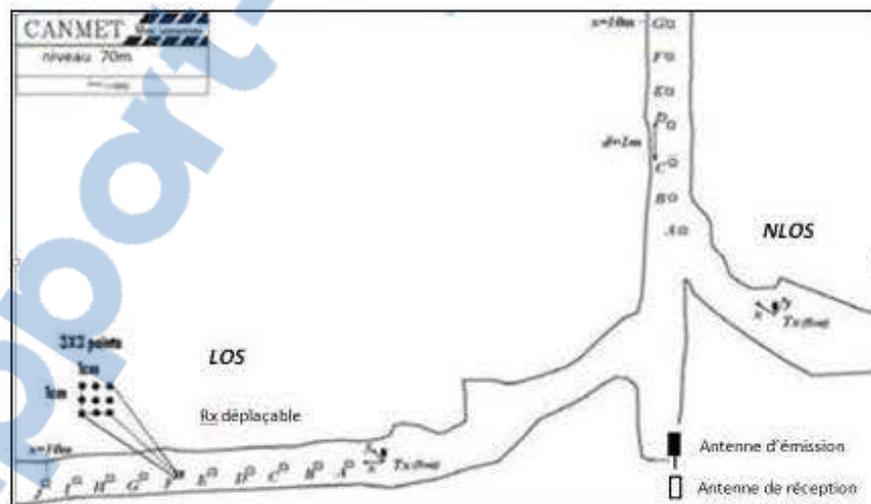


Figure 3-11: Plan de la mine CANMET au niveau 70m

Au niveau 40 m, on distingue 2 dimensions différentes pour la galerie, en effet, elle a une largeur de 4 m environ et une hauteur de 5 m pour les mesures

réalisées en LOS, tandis qu'au cas de NLOS les dimensions sont : 2 m et 4 m pour la largeur et 2.5 m et 5 m pour la hauteur (cf. Figure 3-12).

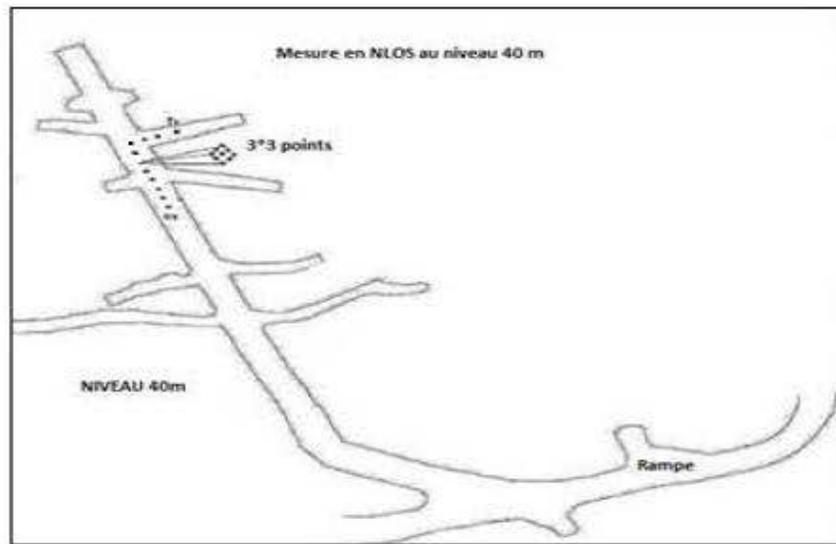


Figure 3-12: Plan de la mine CANMET au niveau 40m

Dans ce projet, un autre type de modélisations mentionnées ci-haut est appliqué. Ce type se base sur les réseaux de neurones RBF, et cela en construisant un modèle de réseaux de neurones artificiels qui représente le comportement du canal de propagation minier. Les mesures déjà menées par les chercheurs du LRTCS ont servi comme base de données pour accomplir ce travail.

3.8.2 Techniques de mesure

Les mesures menées par les chercheurs du laboratoire consistent à effectuer des mesures en LOS et NLOS aux deux niveaux de profondeur des galeries à 40 m et 70 m. Le but de ces mesures était d'étudier les variations à petite échelle et à grande échelle du canal. Un analyseur de réseau (VNA -Agilent E8363B) a été utilisé pour mesurer la réponse en fréquence du canal radio. Les mesures effectuées pour les deux scénarios (LOS et NLOS) ont été faites entre 1m et 10 m avec un intervalle de 1 m, et pour chaque position une grille spécialement construite a été utilisée pour réaliser des

mesures à neuf points horizontalement espacés autour de la position du récepteur nominale. La distance entre les points spatiaux est de 1 cm, ce qui permet d'éviter la corrélation entre les signaux à des fréquences très proches.

Lors des mesures, les hauteurs des antennes de transmission et de réception sont maintenues à 1,5 m dans le même plan horizontal et le canal est maintenu stationnaire en contrôlant à ce qu'il n'y ait pas de mouvement dans le milieu environnant. Une antenne directionnelle (DRG-118/A), polarisée linéairement couvrant une gamme de fréquences de 1 à 18 GHz avec un gain variant de 9,1 à 12,2 dBi, a été utilisée à l'émetteur. Au niveau du récepteur une antenne omnidirectionnelle (EM-6116), polarisée verticalement qui couvre la gamme de fréquences de 2 à 10 GHz avec un gain égal à 1 dB et un amplificateur à faible bruit (LNA) couvrant une gamme de fréquences de 0,1 à 18 GHz avec un gain égal à 30 dB ont été utilisés.

Au port 1 de l'analyseur du réseau, un signal a été émis et à la réception, l'antenne de réception a été reliée à l'autre port du VNA. La fonction de transfert du canal est donnée par le paramètre de diffusion S_{21} . Dans la phase de post-traitement des données, les gains des antennes, l'amplificateur et la perte dans les câbles ont été retirés de la réponse fréquentielle mesurée S_{21} . Le port d'émission du VNA a balayé 16 001 fréquences discrètes allant de 3 GHz à 10 GHz uniformément réparties sur la largeur de bande. Le paramètre de diffusion S_{21} obtenu par le VNA est composé d'une amplitude et une phase et il est proportionnel à la réponse fréquentielle du canal de transmission $H(f, t)$ [38].

3.9 Conclusion

Ce chapitre a présenté les notions de base d'un canal de propagation. Les phénomènes physiques affectant la propagation de l'onde radio sont présentés, ainsi que les caractéristiques de propagation sont expliquées.

Les méthodes de modélisation traditionnelle ont été traitées et ont été présentées dans la littérature pour caractériser le canal de propagation UWB. On distingue les modèles statistiques qui sont basés sur un grand nombre de mesures expérimentales, et les modèles déterministes, qui reproduisent les phénomènes de propagation dans un environnement prédéterminé. En outre, nous avons présenté une description brève des modèles existants (S-V, IEEE.802.15.3a, IEEE.802.15.4a, Cassioli-Win Molish).

Dans une autre partie, l'environnement minier est décrit, et plus spécifiquement la mine expérimentale CANMET où se réalisaient des mesures par les chercheurs du laboratoire LRTCS.

Enfin, nous avons présenté en bref les techniques de mesure effectuées, dont les résultats constituent la base de données sur laquelle nous nous sommes appuyés pour accomplir notre travail de modélisation du canal minier par les réseaux de neurones artificiels RBF.

Chapitre 4

RÉSEAUX DE NEURONES

Ce chapitre a pour but de présenter la théorie des réseaux de neurones, méthode utilisée dans notre projet, en général, et de discuter un type déterminé qui est le réseau RBF.

4.1 Introduction

Capter une image, la numériser, la segmenter en éléments de contours, détecter un objet mobile, capter le son d'une voix au milieu d'un bruit ambiant et reconnaître les mots qui sont prononcés, capter et analyser les signaux issus d'un processus industriel et en déduire si tout est conforme : voici quelques problèmes pourtant courants dans les sciences de l'informatique, mais dont les solutions, encore incomplètes, impliquent de multiples efforts de recherche dans la communauté scientifique [5].

Malgré la constante augmentation de puissance des calculateurs, malgré les approches théoriques de plus en plus sophistiquées, un certain nombre de tâches résistent encore aux algorithmes et aux méthodes classiques de traitement des signaux et des données. Le fait que les modèles physiques connus ne résolvent pas les problèmes nous laisse souvent démunis devant des tâches de caractérisation, de reconnaissance et de prise de décision.

En effet, le rêve de créer une machine dotée d'une forme d'intelligence est présent depuis fort longtemps dans l'imagination humaine. Comment l'homme fait-il

pour penser, raisonner ou même éprouver des sentiments ? Des recherches menées par des scientifiques ont abouti à deux types d'approches. L'étude des réseaux de neurones formels est l'une d'entre elles.

Il y a des centaines d'exemples nous montrant à la fois combien on peut espérer de la modélisation du système nerveux, mais aussi combien il sera difficile d'imaginer et de comprendre les divers aspects des problèmes de perception. Il paraît donc naturel d'essayer de comprendre comment les systèmes biologiques sont capables de telles performances, et si possible, de s'inspirer de leurs principes pour imaginer de nouveaux algorithmes ou de nouvelles machines plus efficaces que ceux dont nous disposons actuellement.

La pensée entourant le développement de systèmes de neurones et l'étude du fonctionnement du cerveau est aussi connue sous le nom de connexionnisme. Le but du connexionnisme est de rendre compte de la cognition humaine par les réseaux de neurones. Les caractéristiques essentielles des réseaux de neurones réels que nous conserverons dans les modèles mathématiques étudiés, concernent le grand nombre de connexions, la non-linéarité des relations entrée-sortie et la faculté de « plasticité » ou d'adaptabilité. Ces caractéristiques, même simplifiées, leur confèrent déjà de multiples possibilités en traitement des signaux et des informations ainsi que la faculté d'apprendre à classer et à reconnaître des formes ou à réaliser des tâches complexes [5].

4.2 Neurone biologique

4.2.1 Structure

Le cerveau humain contient environ 100 milliards de neurones. Ces neurones vous permettent, entre autres, de lire ce texte tout en maintenant une respiration régulière permettant d'oxygéner votre sang, en actionnant votre cœur qui assure une circulation efficace de ce sang pour nourrir vos cellules, etc.

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 (cf. Figure 4-1) :

- Le corps cellulaire
- Les dendrites
- L'axone

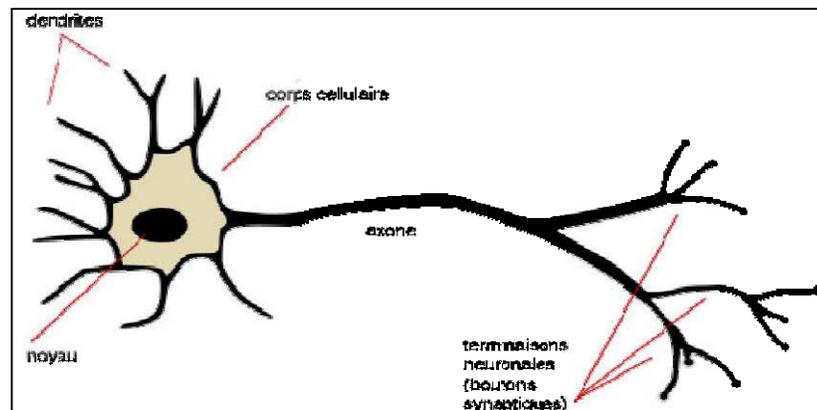


Figure 4-1: Neurone biologique

Le corps cellulaire :

Il contient le noyau du neurone ainsi que la machine biochimique nécessaire à la synthèse des enzymes. Ce corps cellulaire de forme sphérique ou pyramidale contient aussi les autres molécules essentielles à la vie de la cellule. Sa taille est de quelques microns de diamètre [7].

Les dendrites :

Ce sont de fines extensions tubulaires qui se ramifient autour du neurone et forment une sorte de vaste arborescence. Les signaux envoyés au neurone sont captés par les dendrites. Leur taille est de quelques dizaines de microns de longueur [7].

L'axone :

C'est le long de l'axone que les signaux partent du neurone. Contrairement aux dendrites qui se ramifient autour du neurone, l'axone est plus long et se ramifie à son extrémité où il se connecte aux dendrites des autres neurones. Sa taille peut varier entre quelques millimètres à plusieurs mètres [7].

Synapse :

Une synapse est une jonction entre deux neurones, et généralement entre l'axone d'un neurone et une dendrite d'un autre neurone.

Au point de vue fonctionnel, il faut considérer le neurone comme une entité polarisée, c'est-à-dire que l'information ne se transmet que dans un seul sens : des dendrites vers l'axone.

Quelques informations en vrac [6]

- Le cerveau contient environ 100 milliards de neurones.
- On ne dénombre que quelques dizaines de catégories distinctes de neurones.
- Aucune catégorie de neurones n'est propre à l'homme.

- La vitesse de propagation des influx nerveux est de l'ordre de 100 m/s. C'est à dire bien inférieure à la vitesse de transmission de l'information dans un circuit électronique.
- On compte de quelques centaines à plusieurs dizaines de milliers de contacts synaptiques par neurone. Le nombre total de connexions est estimé à environ 10^{15} .
- La connectique du cerveau ne peut pas être codée dans un << document biologique >> tel l'ADN pour de simples raisons combinatoires. La structure du cerveau provient donc en partie des contacts avec l'environnement.
- L'apprentissage est donc indispensable à son développement.
- On observe une grande plasticité de l'axone, des dendrites et des contacts synaptiques. Celle-ci est surtout très importante après la naissance. Cette plasticité est conservée tout au long de l'existence.
- Les synapses entre des neurones qui ne sont pas simultanément actifs sont affaiblies puis éliminées.
- Il semble que l'apprentissage se fasse par un double mécanisme : des connexions sont établies de manière redondante et aléatoire puis seules les connexions entre des neurones simultanément actifs sont conservées (phase de sélection) tandis que les autres sont éliminés. On parle de stabilisation sélective.

4.2.2 Fonctionnement

Le neurone va donc recevoir des informations, venant d'autres neurones, grâce à ses dendrites. Il va ensuite y avoir une sommation, au niveau du corps cellulaire, de toutes ces informations et via un potentiel d'action (un signal électrique) le résultat de l'analyse va transiter le long de l'axone jusqu'aux terminaisons synaptiques. À cet endroit, lors de l'arrivée du signal, des vésicules synaptiques vont venir fusionner

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. 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.

4.3 Historique

Les premiers à proposer un modèle de réseaux de neurones sont deux biophysiciens de Chicago, McCulloch et Pitts, qui ont inventé en 1943 le premier neurone formel qui portera leurs noms (neurone de McCulloch-Pitts), et ils montrent qu'un réseau de neurones discret, sans contrainte de topologie, peut représenter n'importe quelle fonction booléenne et donc émuler un ordinateur.

Selon leur description, chaque neurone est relié à d'autres par des connexions. L'activation du neurone se produit lorsque celui-ci atteint un certain seuil (degré) d'activation. Cette activation est générée par les connexions qui ont pour propriété d'être excitatrices ou inhibitrices.

Quelques années plus tard, en 1949, D. Hebb a proposé dans son ouvrage « *The Organization of Behavior* » une formulation du mécanisme d'apprentissage, sous la forme d'une règle de modification des connexions synaptiques (règle de Hebb). Cette règle, basée sur des données biologiques, modélise le fait que si des

neurones, de part et d'autre d'une synapse, sont activés de façon synchrone et répétée, la force de la connexion synaptique va aller croissant.

Le premier réseau de neurones artificiels apparaît en 1958, grâce aux travaux de Rosenblatt qui a conçu le fameux Perceptron. Le Perceptron est inspiré du système visuel (en termes d'architecture neurobiologique) et possède une couche de neurones d'entrée (« perceptive ») ainsi qu'une couche de neurones de sortie (« décisionnelle »). Ce réseau parvient à apprendre à identifier des formes simples et à calculer certaines fonctions logiques. Il constitue donc le premier système artificiel présentant une faculté jusque-là réservée aux êtres vivants : la capacité d'apprendre par l'expérience.

Malgré tout l'enthousiasme que soulève le travail de Rosenblatt dans le début des années 60, la fin de cette décennie sera marquée en 1969, par une critique violente du perceptron par Minsky et Papert. Ces derniers montrent dans un livre (« Perceptrons ») toutes les limites de ce modèle en utilisant une solide argumentation mathématique pour démontrer les limitations des réseaux de neurones à une seule couche, et soulèvent particulièrement l'incapacité du perceptron à résoudre les problèmes non linéairement séparables, tels que le célèbre problème du XOR (OU exclusif). Durant les années 70, les réseaux de neurones semblent oubliés à jamais et il s'en suivra alors, face à la déception, une période noire d'une quinzaine d'années dans le domaine des réseaux de neurones artificiels.

C'était l'évolution des systèmes informatiques et leur disponibilité qui permettaient plus facilement la simulation de réseaux de neurones au début des années 80. En 1982 Hopfield a démontré tout l'intérêt d'utiliser des réseaux récurrents (dits « feed-back ») pour la compréhension et la modélisation des processus mnésiques. Les réseaux récurrents constituent alors la deuxième grande classe de réseaux de neurones, avec les réseaux type perceptron (dits « feed-forward »).

En parallèle Werbos a conçu son algorithme de rétropropagation de l'erreur, qui offre un mécanisme d'apprentissage pour les réseaux multicouches de type Perceptron (appelés MLP pour Multilayer Perceptron), fournissant ainsi un moyen simple d'entraîner les neurones des couches cachées. Cet algorithme de « back-propagation » ne sera pourtant popularisé qu'en 1986 par Rumelhart qui avec Williams a publié, l'algorithme de la rétropropagation de l'erreur qui permet d'optimiser les paramètres d'un réseau de neurones à plusieurs couches. À partir de ce moment, la recherche sur les réseaux de neurones connaît un essor fulgurant et les applications commerciales de ce succès académique suivent au cours des années 90 [7] [8] [50].

4.4 Concept

Comme dans la nature, le fonctionnement du réseau de neurones est fortement influencé par la connexion des éléments entre eux. Voici quelques définitions pour les réseaux de neurones.

Selon le DARPA Neural Network Study (1988, AFCEA International Press, p. 60) :

Un réseau de neurones est un système composé de plusieurs unités de calcul simples fonctionnant en parallèle, dont la fonction est déterminée par la structure du réseau, la solidité des connexions, et l'opération effectuée par les éléments ou nœuds.

Selon Haykin, S. (1994), Neural Networks: A Comprehensive Foundation, NY: Macmillan, p. 2:

Un réseau de neurones est un processeur massivement distribué en parallèle qui a une propension naturelle pour stocker de 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.

Selon Nigrin, A. (1993), *Neural Networks for Pattern Recognition*, Cambridge, MA: The MIT Press, p. 11:

Un réseau de neurones est un circuit composé d'un nombre très important d'unités de calcul simples basées sur des neurones. Chaque élément opère seulement sur l'information locale. Chaque élément opère de façon asynchrone ; il n'y a donc pas d'horloge générale pour le système.

Selon Zurada, J.M. (1992), *Introduction To Artificial Neural Systems*, Boston: PWS Publishing Company, p. xv:

Les systèmes de neurones artificiels, ou réseaux de neurones, sont des systèmes physiques cellulaires qui peuvent acquérir, stocker et utiliser de la connaissance empirique (*experiential knowledge* selon l'auteur).

Comme leur nom l'indique, les réseaux de neurones sont ainsi organisés autour d'un ensemble de cellules ou neurones, connecté entre eux par des liaisons affectées de poids (les synapses).

4.5 Neurones et modèles de réseau

4.5.1 Neurone formel

On appelle neurone une fonction algébrique non linéaire, paramétrée, à valeurs bornées, de variables réelles appelées entrées. Le premier neurone formel est apparu en 1943. On le doit à Mac Culloch et Pitts. C'est un modèle mathématique très simple dérivé d'une analyse (elle aussi assez simple) de la réalité biologique. Voici un schéma de leur modèle de neurone formel :

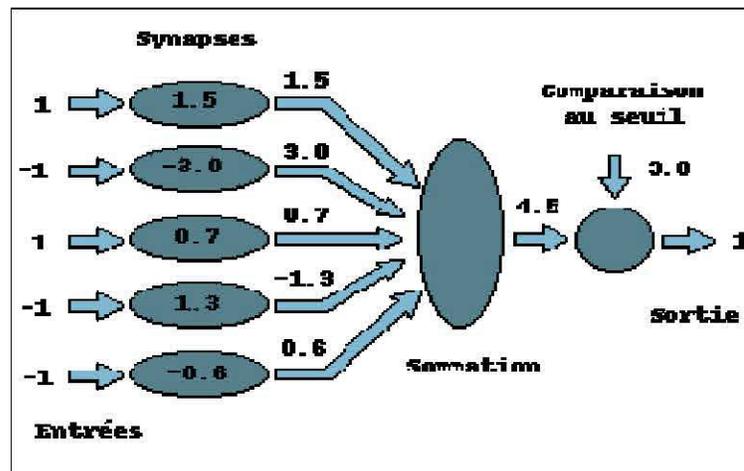


Figure 4-2: Neurone formel [7]

On note (x_i) , $1 \leq i \leq k$ les k informations parvenant au neurone. Sachant que dans le domaine biologique, les synapses n'ont pas toutes la même « valeur » (les connexions entre les neurones étant plus ou moins fortes), les auteurs ont donc créé un algorithme qui pondère la somme de ses entrées par des poids synaptiques (coefficients de pondération). Donc chaque entrée sera plus ou moins valorisée vis-à-vis du neurone par le biais d'un poids. Un poids est simplement un coefficient w_i lié à l'information x_i .

La sortie d'un neurone est alors multipliée par la valeur de la connexion synaptique avant d'être transmise à un autre neurone. On modélise ainsi la connexion

entre deux neurones. L' $i^{\text{ème}}$ information qui parviendra au neurone sera donc en fait $w_i \times x_i$. Il y a toutefois un « poids » supplémentaire, qui va représenter ce que l'on appelle le *coefficient de biais*. Nous le noterons w_0 et le supposons lié à une information $x_0 = -1$.

Le neurone formel qui est une modélisation mathématique reprend les principes du fonctionnement du neurone biologique, en particulier la sommation des entrées (plutôt que de considérer séparément chacune des informations). En effet, le modèle biologique fait intervenir une notion temporelle qui est difficile à intégrer dans un modèle simple, donc l'intégration temporelle est remplacée par une simple sommation des signaux arrivant au neurone (les *entrées* du neurone).

On définit une nouvelle donnée, in , par (4.1) :

$$in = \sum_{i=0}^k w_i \times x_i = \left(\sum_{i=1}^k w_i \times x_i \right) - w_0 \quad (4.1)$$

C'est en fait cette donnée-là que va traiter le neurone. Cette donnée passe à la fonction d'activation. La fonction d'activation, ou fonction de transfert, est une fonction qui doit renvoyer un réel proche de 1 quand les « bonnes » informations d'entrée sont données et un réel proche de 0 quand elles sont « mauvaises ». On utilise généralement des fonctions à valeurs dans l'intervalle réel $[0,1]$. Quand le réel est proche de 1, on dit que l'unité (le neurone) est **active** alors que quand le réel est proche de 0, on dit que l'unité est **inactive**. Le réel en question est appelé la **sortie** du neurone et sera noté a . En notant g la fonction d'activation, on obtient donc la formule donnant la sortie d'un neurone :

$$a = g(in) = g \left(\left(\sum_{i=1}^k w_i \times x_i \right) - w_0 \right) \quad (4.2)$$

En résumé, un neurone formel réalise simplement une somme pondérée de ces entrées, ajoute un seuil à cette somme et fait passer le résultat par une fonction de transfert pour obtenir sa sortie [7] [9].

Interprétation mathématique

D'un point de vue mathématique, le neurone formel peut être représenté de la manière suivante :

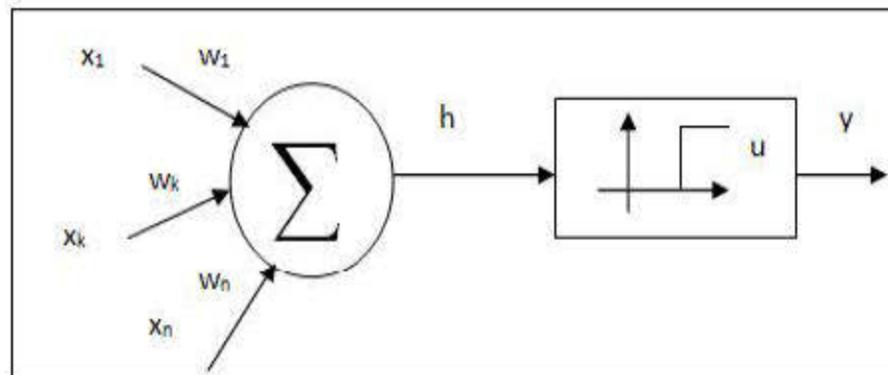


Figure 4-3: Neurone formel de point de vue mathématique

Pour un nombre compris entre j ($=1$) et un nombre quelconque n , le neurone formel va calculer la somme de ses entrées (x_1, \dots, x_n), pondérées par les poids synaptiques (w_1, \dots, w_n), et la comparer à son seuil θ . Si le résultat est supérieur au seuil, alors la valeur renvoyée est 1, sinon la valeur renvoyée est 0.

D'où la formule (4.3) (avec f = fonction seuil)

$$y = f\left(\sum_{j=1}^n w_j x_j - \theta\right) \quad (4.3)$$

Fonctions d'activation

Dans sa première version, le neurone formel était implémenté avec une fonction à seuil (a), mais de nombreuses versions existent. Ainsi le neurone de McCulloch et Pitts a été généralisé, en choisissant d'autres fonctions d'activations,

comme les fonctions linéaires par morceaux (b), des sigmoïdes (c) ou des gaussiennes (d) par exemple.

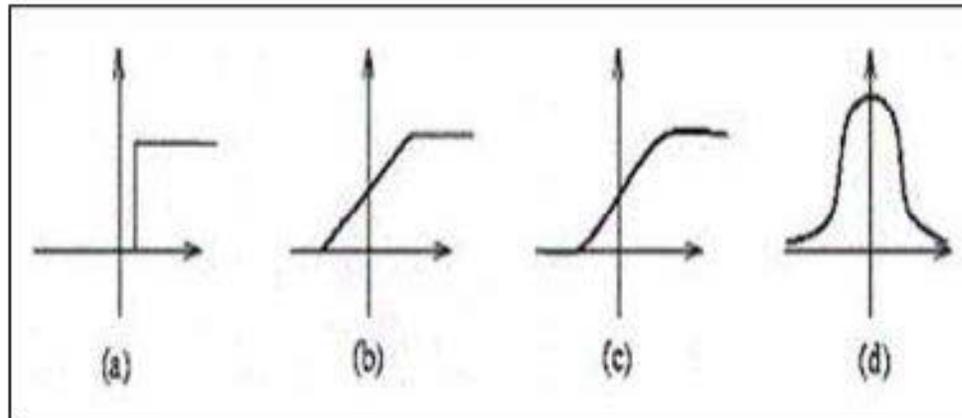


Figure 4-4 : Fonctions d'activations

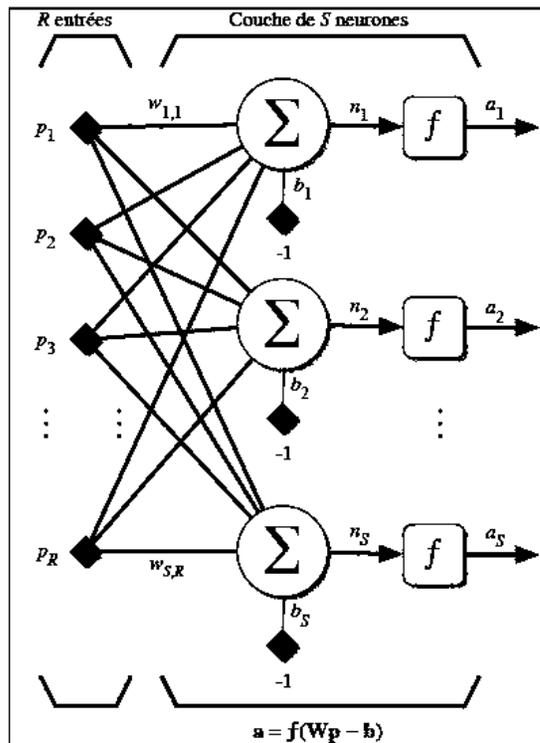
4.5.2 Architecture du réseau de neurones artificiels

Un RNA (Réseau de Neurones Artificiels) est un ensemble de neurones formels (d'unités de calcul simples, de nœuds processeurs) associés en couches (ou sous-groupes) et fonctionnant en parallèle. Pour construire une couche de S neurones, il s'agit simplement de les assembler comme à la figure 4-5. Les S neurones d'une même couche sont tous branchés aux R entrées. On dit alors que la couche est totalement connectée. Un poids $w_{i,j}$ est associé à chacune des connexions. Nous noterons toujours le premier indice par i et le deuxième par j (jamais l'inverse). Le premier indice (rangée) désigne toujours le numéro de neurone sur la couche, alors que le deuxième indice (colonne) spécifie le numéro de l'entrée. Ainsi, $w_{i,j}$ désigne le poids de la connexion qui relie le neurone i à son entrée j . L'ensemble des poids d'une couche forme donc une matrice W de dimension $S \times R$.

f présente la fonction d'activation qui peut être des fonctions « seuil », « linéaire » ou « sigmoïde ». Cette dernière calcule la sortie du neurone qui est toujours un scalaire [51].

Dans un réseau, chaque sous-groupe fait un traitement indépendant des autres et transmet le résultat de son analyse au sous-groupe suivant. L'information donnée au réseau va donc se propager couche par couche, de la couche d'entrée à la couche de sortie, en passant soit par aucune, une ou plusieurs couches intermédiaires (dites couches cachées). Il est à noter qu'en fonction de l'algorithme d'apprentissage, il est aussi possible d'avoir une propagation de l'information à reculons (*back propagation*). Habituellement (excepté pour les couches d'entrée et de sortie), chaque neurone dans une couche est connecté à tous les neurones de la couche précédente et de la couche suivante.

Les neurones de la première couche sont reliés au monde extérieur et reçoivent tous les vecteurs d'entrées. Ils calculent alors leurs sorties qui sont transmises aux neurones de la deuxième couche, constituant ainsi les entrées de ses neurones. Les sorties des neurones de la dernière couche forment la sortie du réseau. Les RNA ont la capacité de stocker de la connaissance empirique et de la rendre disponible à l'usage. Les habiletés de traitement (et donc la connaissance) du réseau vont être stockées dans les poids synaptiques, obtenus par des processus d'adaptation ou d'apprentissage. En ce sens, les RNA ressemblent donc au cerveau, car non seulement, la connaissance est acquise au travers d'un apprentissage, mais de plus, cette connaissance est stockée dans les connexions entre les entités, soit dans les poids synaptiques [8] [9] [63].

Figure 4-5: Couche de S neurones

4.5.3 Avantages des réseaux de neurones

Les réseaux de neurones présentent plusieurs propriétés utiles et plusieurs capacités, on en cite quelques-unes :

- La non-linéarité.
- L'adaptation au contexte.
- Les calculs parallèles et distribués.
- La tolérance aux fautes.
- La faible consommation d'énergie.
- L'apprentissage et la généralisation.
- La réponse probante.
- La contextualité des informations.

- L'applicabilité par la technologie VLSI (*very-large-scale integrated*).
- L'uniformité de l'analyse et de la conception.

4.6 Apprentissage des réseaux de neurones

Les humains apprennent de deux manières différentes :

- Par règles, c'est-à-dire qu'un élément extérieur (livre, professeur, parent...) définit un concept et ce qui le caractérise.
- Par l'expérience, c'est-à-dire que l'observation du monde qui les entoure leur permet d'affiner leur définition d'un concept.

L'apprentissage est la caractéristique principale des RNA, et il peut se faire de différentes manières et selon différentes règles. Pour un RNA, l'apprentissage peut être considéré comme le problème de la mise à jour des poids des connexions au sein du réseau, afin de réussir la tâche qui lui est demandée.

Selon Haykin [52], l'apprentissage dans le contexte de réseaux de neurones est défini comme suit :

« 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 comme résultats de cette simulation.*
3. *Le réseau de neurones réagit d'une nouvelle manière avec l'environnement, suite aux changements produits dans sa structure interne. »*

4.6.1 Types d'apprentissage

I - Le mode supervisé

Dans ce type d'apprentissage, le réseau s'adapte par comparaison entre le résultat qu'il a calculé, en fonction des entrées fournies, et la réponse attendue en sortie. Ainsi, le réseau va se modifier jusqu'à ce qu'il trouve la bonne sortie, c'est-à-dire celle attendue, correspondant à une entrée donnée.

II - Le renforcement

Le renforcement est un type d'apprentissage supervisé et certains auteurs le classent d'ailleurs, dans la catégorie des modes supervisés. Dans cette approche le réseau doit apprendre la corrélation entrée/sortie via une estimation de son erreur, c'est-à-dire du rapport échec/succès. Le réseau va donc tendre à maximiser un index de performance qui lui est fourni, appelé signal de renforcement. Le système étant capable ici, de savoir si la réponse qu'il fournit est correcte ou non, mais il ne connaît pas la bonne réponse.

III - Le mode non supervisé (ou auto-organisationnel)

Dans ce cas, l'apprentissage est basé sur des probabilités. Le réseau va se modifier en fonction des régularités statistiques de l'entrée et établir des catégories, en attribuant et en optimisant une valeur de qualité, aux catégories reconnues.

IV - Le mode hybride

Le mode hybride reprend en fait les deux autres approches, puisqu'une partie des poids va être déterminée par apprentissage supervisé et l'autre partie par apprentissage non supervisé.

Et pour ces 4 types d'apprentissages, il y a également un choix traditionnel entre :

L'apprentissage << *offline* >> : toutes les données sont dans une base d'exemples d'apprentissage qui sont traités simultanément ;

L'apprentissage << *online* >> : Les exemples sont présentés les uns après les autres au fur et à mesure de leur disponibilité.

4.6.2 Règles d'apprentissage

I - Règle de correction d'erreurs (*error correction learning*)

Cette règle s'inscrit dans le paradigme d'apprentissage supervisé c.-à.-dire dans le cas où l'on fournit au réseau une entrée et la sortie correspondante. 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 . Ce principe est notamment utilisé dans le modèle du perceptron simple.

Soit $d_k(n)$ la réponse désirée pour un neurone k au temps n , et soit $y_k(n)$ 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 k est intégré. Typiquement, la réponse $y_k(n)$ est différente de $d_k(n)$, donc on peut définir un signal d'erreur $e_k(n)$ tel que :

$$e_k(n) = d_k(n) - y_k(n) \quad (4.4)$$

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 qui est défini par :

$$J = E \left[\frac{1}{2} \sum_K e_k^2(n) \right] \quad (4.5)$$

Où E est l'opérateur de l'espérance statistique, et la sommation est sur tous les neurones de la couche de sortie du réseau. Mais la difficulté de cette procédure d'optimisation est qu'elle exige une connaissance des caractéristiques statistiques des processus fondamentaux. Pour franchir cette difficulté, une solution approximative est déterminée pour résoudre le problème de l'optimisation. Spécifiquement, on utilise la valeur instantanée de la somme des erreurs quadratiques comme un critère d'intérêt :

$$\mathcal{E}(n) = \frac{1}{2} \sum_k e_k^2(n) \quad (4.6)$$

Donc le réseau est optimisé en minimisant $\mathcal{E}(n)$. L'ajustement point à point des poids synaptiques du neurone k continue jusqu'à que le système atteigne un état stable (delta- Rule ou Widrow -Hoff Rule). À ce point, le processus d'apprentissage se termine.

Soit $w_{kj}(n)$ la valeur du poids synaptique w_{kj} du neurone k excité au moment n , ainsi, selon la règle de correction d'erreurs, l'ajustement $\Delta w_{kj}(n)$ appliqué au poids synaptique w_{kj} au moment n est défini par

$$\Delta w_{kj}(n) = \eta e_k(n) x_j(n) \quad (4.7)$$

Tel que η est le taux d'apprentissage, d'où finalement la valeur mise à jour du poids synaptique w_{kj} est déterminée par

$$w_{kj}(n+1) = w_{kj}(n) + \Delta w_{kj}(n) \quad (4.8)$$

En effet, $w_{kj}(n)$ et $w_{kj}(n+1)$ peuvent être considérés comme l'ancienne et la nouvelle valeur du poids synaptique w_{kj} [50].

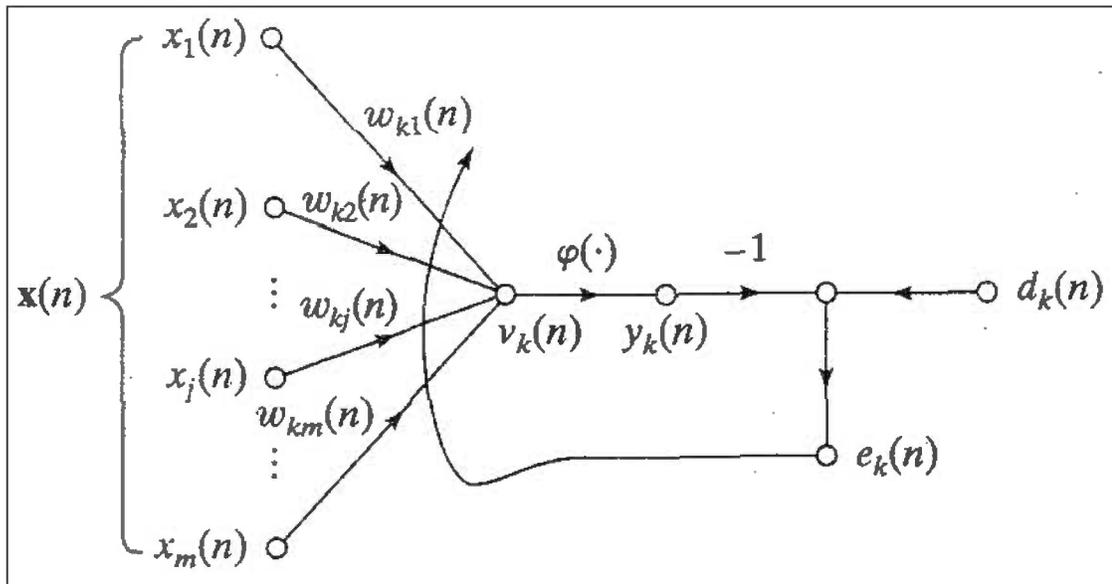


Figure 4-6 : Illustration de l'apprentissage par correction d'erreur

II - Apprentissage de Boltzmann

Les réseaux de Boltzmann sont des réseaux symétriques récurrents. Ils possèdent deux sous-groupes de cellules, le premier étant relié à l'environnement (cellules dites visibles) et le second ne l'étant pas (cellules dites cachées). Cette règle d'apprentissage est de type stochastique (= qui relève partiellement du hasard) et elle consiste à ajuster les poids des connexions, de telle sorte que l'état des cellules visibles satisfasse une distribution probabiliste souhaitée.

III - Règles de Hebb

Cette règle d'apprentissage est la plus ancienne et la plus fameuse de toutes les règles d'apprentissage ; elle est nommée ainsi à l'honneur du neurophysiologiste Hebb (1949), elle basée sur des données biologiques.

Selon Hebb « *si des neurones, de part et d'autre d'une synapse, sont activés de manière synchrone et répétée, la force de la connexion synaptique va aller croissant* ». Il est à noter ici que l'apprentissage est localisé, c'est-à-dire que la

modification d'un poids synaptique w_{ij} ne dépend que de l'activation d'un neurone i et d'un autre neurone j .

IV - Règle d'apprentissage par compétitions

La particularité de cette règle, c'est qu'ici l'apprentissage ne concerne qu'un seul neurone. Le principe de cet apprentissage est de regrouper les données en catégories. Les patrons similaires vont donc être rangés dans une même classe, en se basant sur les corrélations des données, et seront représentés par un seul neurone, on parle de « winner-take-all ».

Dans un réseau à compétition simple, chaque neurone de sortie est connecté aux neurones de la couche d'entrée, aux autres cellules de la couche de sortie (connexions inhibitrices) et à elle-même (connexion excitatrice). La sortie va donc dépendre de la compétition entre les connexions inhibitrices et excitatrices.

Voici un tableau récapitulatif des différents types d'apprentissages :

Tableau 4.1: Types d'apprentissage des RNA [7]

Paradigme	Règle d'apprentissage	Architecture	Algorithme	Tâches
Supervisé	Correction d'erreur	Perceptron Simple ou Multicouches	Perceptron, Rétropropagation, Adaline, Madaline	Classification, Approximation de fonctions, Prédiction, Contrôle
	Boltzmann	Récurrente	Apprentissage de Boltzmann	Classification
	Hebb	Multicouches non bouclés	Analyse de discriminants linéaires	Analyse de données, Classification
	Par compétition	à compétition	LVQ	Catégorisation au sein d'une classe Compression de données

		ART	ARTMap	Classification, Catégorisation au sein d'une classe
Non supervisé	Correction d'erreur	Multicouches non bouclées	Projection de Sammon	Analyse de données
	Hebb	Non bouclé ou à compétition	Analyse en composantes principales	Analyse de données, compression de données
	Par compétition	à compétition	VQ	Catégorisation Compression de données
		Cartes de Kohonen	SOM	Catégorisation, Analyse de données
		ART	ART-1, ART-2	Catégorisation
Hybride	Correction d'erreur et par compétition	RBF	RBF	Classification, Approximation de fonctions, Prédiction, Contrôle

4.7 Applications

L'étude des réseaux de neurones est une voie prometteuse de l'intelligence artificielle, qui a des applications dans de nombreux domaines.

- Industrie : contrôle qualité, diagnostic de panne, corrélations entre les données fournies par différents capteurs, analyse de signature ou d'écriture manuscrite.
- Finance : prévision et modélisation du marché (cours de monnaies...), sélection d'investissements, attribution de crédits.
- Télécommunications et informatique : analyse du signal, élimination du bruit, reconnaissance de formes (bruits, images, paroles), compression de données.
- Environnement : évaluation des risques, analyse chimique, prévisions et modélisation météorologiques, gestion des ressources.

- Médecine : stockage d'un grand nombre de dossiers médicaux qui présentent un meilleur diagnostic des maladies, et un meilleur traitement.

4.8 Réseaux à fonctions de base radiales (RBF)

Comme déjà montré, il existe plusieurs types de RNA. L'un de ces types est le réseau RBF qui va faire sujet des sections suivantes.

4.8.1 Présentation

Les réseaux à fonctions de base radiales (RBF) sont des modèles connexionnistes simples à mettre en œuvre et assez intelligibles, et sont très utilisés pour la régression et la discrimination. Leurs propriétés théoriques et pratiques ont été étudiées en détail depuis la fin des années 80 [56] [55] ; il s'agit certainement, avec le Perceptron multicouche, du modèle connexionniste le mieux connu [52].

Ces modèles neuronaux non linéaires sont des réseaux hybrides qui représentent une approche d'approximation de fonction universelle, et ils ont d'abord été utilisés pour résoudre les problèmes d'interpolation à plusieurs variables.

L'approche utilisée dans la conception de ce type de réseau réside dans la visualisation du design comme un problème d'ajustement de courbe en grande dimension dans l'espace. Selon ce point de vue, l'apprentissage équivaut à trouver une surface dans l'espace multidimensionnel assurant un meilleur ajustement des données d'entraînement [50].

Les neurones sigmoïdes (utilisés dans les réseaux perceptrons) ne sont pas les seuls à posséder une capacité d'approximation universelle. De nombreuses autres fonctions la possèdent aussi, dont les fonctions radiales qu'utilisent les réseaux RBF.

Il est important de se rappeler qu'un neurone sigmoïde agit partout dans son espace d'entrée. Il passe une frontière de décision linéaire qui traverse l'espace de bord en bord. En ce sens, lorsqu'un stimulus est présenté à la couche cachée d'un perceptron multicouche, tous les neurones de cette dernière peuvent contribuer à produire la réponse du réseau. Ils travaillent globalement. Contrairement aux neurones sigmoïdes, les neurones « radiaux » travaillent localement dans l'espace des entrées. C'est la principale particularité des réseaux RBF. Plusieurs fonctions radiales peuvent être utilisées, mais la plus courante est une fonction φ de type gaussienne.

Une fonction de base radiale (RBF) est une fonction φ symétrique autour d'un centre μ_j :

$$\varphi_j(x) = \varphi(\|x - \mu_j\|) \quad (4.9)$$

Où $\|\cdot\|$ est une norme. Par exemple, la fonction gaussienne est une RBF avec la norme euclidienne ($r = e^{-r^2/2\sigma^2}$). En général, les RBF sont paramétrées par σ qui correspond à un paramètre qui correspond à la largeur de la fonction :

$$\varphi_j(x) = \varphi(\|x - \mu_j\|, \sigma_j) \quad (4.10)$$

Un modèle ou *réseau* RBF calcule une combinaison linéaire de fonctions radiales de centres μ_j :

$$y(x) = \sum_{j=1}^N w_j \varphi(\|x - \mu_j\|, \sigma_j) \quad (4.11)$$

Dans un réseau RBF on distingue trois couches : entrée, cachée (fonction radiale), et sortie (cf. Figure 4-7). Et trois jeux de paramètres : les centres μ_j , les largeurs σ_j et les poids w_j

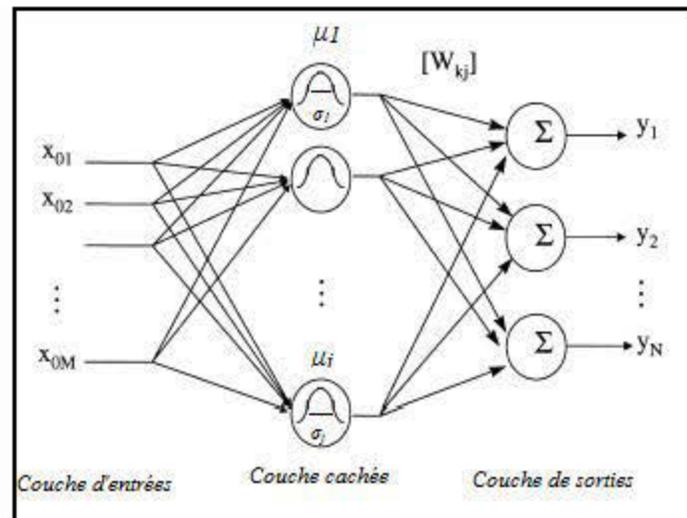


Figure 4-7 : Réseau de neurones RBF

4.8.2 Apprentissage des modèles RBF

L'apprentissage des modèles RBF est supervisé, donc il faut disposer d'un échantillon de l exemples (x_b, y_i) . Le problème d'apprentissage consiste à déterminer les paramètres d'une fonction d'approximation étant donné un ensemble fini de l points $(x_b, f(x_b))$, ce qui revient à déterminer une hypersurface passant le plus près possible des points donnés (exemples d'apprentissage). Mais dans le même temps, on cherche à obtenir une solution permettant une bonne généralisation, c.-à-d. une estimation correcte de la fonction dans les zones où l'on ne dispose pas d'exemples [57]. Pour cela, l'hypersurface doit être la plus régulière possible [52].

Les neurones d'entrée (X_i) agissent comme un tampon de données d'entrée et n'exécutent aucun traitement. La couche cachée comporte un nombre variable de neurones qui devrait être déterminé par le processus d'entraînement. Les neurones de la couche cachée contiennent la fonction gaussienne comme une fonction d'activation, et leurs sorties sont inversement proportionnelles à la distance du centre du neurone. Chaque neurone est constitué d'un RBF centré sur un point spécifique qui

possède un certain nombre de dimensions qui devraient être équivalentes à la quantité de variables prédictives. La largeur (rayon) de la fonction RBF peut être différente pour chaque dimension.

Lorsque le vecteur X est présenté au réseau ayant des valeurs provenant de la couche d'entrée, un neurone caché calcule la distance euclidienne de la valeur au point central des neurones, puis applique la fonction Kernel RBF à cette distance, en utilisant la valeur de la largeur (σ). La valeur résultante de ce calcul est transférée à la couche de sortie [58].

Un neurone caché est plus sensible aux points de données à proximité de son centre. En ce qui concerne la gaussienne RBF, la sensibilité des neurones peut être réglée en ajustant la largeur de la fonction gaussienne. Dans la couche de sortie, les neurones implémentent une somme pondérée des sorties des unités cachées (combinaison linéaire de fonctions cachées).

Pendant le processus d'apprentissage, les paramètres de la RBF sont le nombre de neurones dans la couche cachée, les coordonnées du centre de chaque fonction cachée de la couche RBF, le rayon (largeur) de chaque RBF dans chaque dimension, et les poids qui ont été appliqués aux sorties de la fonction RBF dans la couche de sommation.

Pour entraîner le réseau RBF, on peut utiliser plusieurs stratégies. La première consiste à optimiser simultanément tous les paramètres du réseau, par exemple, en utilisant la rétropropagation des erreurs. Il s'agit de la position des centres des fonctions radiales, de leur variance et, finalement, des poids de la couche linéaire de sortie.

Malheureusement, cette approche comporte certaines difficultés liées à la nature très différente de ces deux couches et de leur dynamique de convergence. La première couche, constituée de neurones non linéaires agissant localement dans l'espace des entrées, a plutôt tendance à converger lentement, alors que la seconde, avec ses

neurones linéaires, converge généralement très rapidement. Ces dynamiques très différentes provoquent souvent une stagnation de l'apprentissage autour d'un minimum local parfois très éloigné de l'optimum global [51].

Ce qu'il importe de remarquer ici est que les deux couches du réseau RBF réalisent des fonctions distinctes. En ce sens, on peut très bien procéder à leur apprentissage en deux étapes également distinctes. La première consistant à estimer la position des centres des neurones radiaux puis à estimer leur variance, et la deuxième consistant à estimer les poids de la couche linéaire.

4.8.2.1 Approche séquentielle

Cette technique d'apprentissage proposée dès la fin des années 1980 [53] est très couramment utilisée. Elle consiste à optimiser successivement les trois jeux de paramètres $(\mu_j; \sigma_j; w_j)$. Cette technique a l'avantage d'être simple à mettre en œuvre, de demander peu de calculs et de donner des résultats acceptables. La solution obtenue n'est cependant pas optimale. Dans un premier temps, on estime les positions des centres μ_j et des largeurs σ_j à l'aide d'un algorithme *non supervisé* de type *k*-moyennes. Une fois ces paramètres fixés, il est possible de calculer les poids w_j optimaux par une méthode de régression linéaire.

a. Calcul des poids

Si l'on suppose les centres et largeurs connus, les poids w optimaux se calculent aisément

$$y(x) = \sum_{j=1}^N w_j \varphi(\|x - \mu_j\|, \sigma_j) = \sum_{j=1}^N w_j h_j(x) \quad (4.12)$$

On cherche la solution w qui minimise la différence e entre la sortie estimée et la sortie désirée. On a donc un système d'équations linéaires qui s'écrit :

$$y = Hw + e \quad (4.13)$$

La matrice H , de taille $l \times N$, donne les réponses des N centres RBF sur les l exemples, y est un vecteur regroupant les l sorties y_i sur l'ensemble d'apprentissage, et e est le vecteur d'erreur. Le critère à optimiser est : $E = e^T e$

La solution s'obtient par un calcul classique de pseudo-inverse, et s'écrit :

$$w = (H^T H + \lambda I)^{-1} H^T y \quad (4.14)$$

Où λ est un terme de régularisation, et I est la matrice identité de taille l .

b. Estimation non supervisée des centres et des largeurs

Afin de déterminer les positions et largeurs des centres gaussiens, on les interprète comme représentant la densité de probabilité des données et on cherche une solution *locale* (chaque fonction va s'activer dans une « petite » région de l'espace d'entrée).

Ce point de vue suggère d'utiliser une approche non supervisée, qui estime la densité de probabilité des données. Dans ce cadre, les valeurs cibles y_i ne vont pas être utilisées pour l'estimation des centres μ_j et des largeurs σ_j .

Le problème principal que rencontrent les modèles RBF est lié à leur comportement lorsque la dimension de l'espace d'entrée augmente (« malédiction de la dimension »). Si l'on veut couvrir l'espace d'entrée avec des sphères placées sur les centres RBF, le nombre de sphères nécessaires augmente exponentiellement avec la dimension d des entrées, affectant non seulement les temps de calcul, mais aussi augmentant proportionnellement le nombre d'exemples requis pour l'estimation correcte des paramètres.

Utilisation de tous les exemples

L'approche la plus simple pour choisir les centres RBF μ_i est de retenir tous les exemples disponibles. Mais cette méthode cause une lenteur d'exécution dès que

l'on dispose d'un nombre significatif d'exemples, et surtout nombre beaucoup trop important de paramètres à estimer, donc sur-apprentissage garanti.

Utilisation d'une méthode de clustering

La sélection des centres la plus utilisée fait appel à un algorithme de *clustering*, type *k*-moyennes, permettant de calculer rapidement *k* vecteurs minimisant l'erreur de quantification (ou erreur empirique) sur l'ensemble d'apprentissage :

$$E(\mu) = \frac{1}{2} \sum_i \min_k (x_i - \mu_k)^2 \quad (4.15)$$

Détermination des largeurs

Une fois les centres RBF placés, il reste à déterminer les valeurs de largeurs (paramètres σ). On utilise en général une heuristique, basée soit sur la distance de chaque centre à son voisin, soit sur le calcul de la variance de l'ensemble d'exemples rattachés à un centre (ceux pour lesquels ce centre est le plus proche).

4.8.2.2 Apprentissage par descente de gradient

Une alternative à l'apprentissage séquentiel consiste à optimiser les paramètres du modèle RBF par descente de gradient [54]. Il faut pour cela calculer les dérivées du coût (éventuellement régularisé) par rapport aux différents paramètres.

Pour une fonction gaussienne :

$$\phi_{ij} = \exp\left(-\frac{\|x_i - \mu_j\|^2}{2\sigma_j^2}\right) \quad (4.16)$$

Et un coût $E_i = \frac{1}{2}(y_i - y(x_i))^2$ les dérivées partielles s'écrivent

$$\frac{\partial E_i}{\partial w_j} = -w_j \left(y_i - \sum_j w_j \phi_{ij} \right) \phi_{ij} \quad (4.17)$$

$$\frac{\partial E_i}{\partial \sigma_j} = -w_j \frac{\|x - \mu_j\|^2}{\sigma_j^3} \left(y_i - \sum_j w_j \phi_{ij} \right) \quad (4.18)$$

$$\frac{\partial E_i}{\partial \mu_j^k} = -w_j \frac{x_i^k - \mu_j^k}{\sigma_j^2} \left(y_i - \sum_j w_j \phi_{ij} \right) \phi_{ij} \quad (4.19)$$

À partir de ces équations, un algorithme d'apprentissage standard de minimisation de l'erreur peut être mis en œuvre, en version *batch* ou en ligne. Il s'agit cependant d'un problème non linéaire, et l'algorithme d'optimisation a de grandes chances de rester bloqué dans un minimum local de la fonction de coût. La réussite de l'optimisation dépend donc beaucoup des conditions initiales.

4.8 Conclusion

Les réseaux de neurones sont depuis quelque temps un point de focalisation des médias, du public et des scientifiques. Les travaux menés dans le domaine des sciences de la cognition artificielle ont été marqués par quelques apports non négligeables, mais surtout par beaucoup d'optimisme.

Dans ce chapitre, on a présenté les caractéristiques, les types et quelques idées importantes dans la théorie des réseaux de neurones en général. En plus, on a présenté plus spécifiquement le type du réseau utilisé dans ce projet ; le réseau RBF, en présentant de même sa structure et son entraînement. Une bonne compréhension de quelques caractéristiques de ce réseau facilite la conception de modèles de ce type afin de s'en servir pour de diverses applications.

Chapitre 5

RÉSULTATS ET ANALYSE

Dans ce chapitre nous présentons les importants résultats obtenus lors de nos simulations. L'objectif de ce travail est de trouver un modèle de réseau de neurones RBF capable de modéliser le canal minier UWB et de le présenter. Le modèle obtenu va permettre de décrire avec précision le milieu de propagation, ce qui favorise la réalisation de différentes opérations (calcul de la capacité, déploiement des réseaux dans la mine, conception des amplificateurs, des filtres, des égaliseurs, etc.) pour mieux maîtriser le canal minier.

Plusieurs tentatives ont été réalisées pour atteindre les meilleurs résultats qu'on présente dans ce chapitre.

5.1 Description du modèle et entraînement

L'architecture du réseau RBF est construite à l'aide du logiciel Matlab, les mesures déjà menées par les étudiants du laboratoire ont été utilisées pour entraîner et tester le réseau. Les mesures sont faites sur une distance allant de 1 à 10 m avec un pas de 1 m en variant la fréquence sur la bande allant de 3 à 10 GHz avec un pas de 437,5 MHz. Et à chaque distance une grille de 3*3 était utilisée pour mesurer à neuf points horizontalement espacés autour de la position du récepteur nominale. Donc à chaque distance on a 9 mesures pour 16 001 points.

Nous avons calculé une moyenne pour ces 9 mesures pour chaque fréquence à chaque distance (de 1 à 10 m), et comme on l'avait mentionné le paramètre S_{21} est

obtenu à partir du VNA, et il est composé d'une phase et d'une amplitude dont on s'est servi pour calculer l'affaiblissement de parcours.

Donc le réseau RBF est constitué d'une couche d'entrée de deux variables d'entrée ; la fréquence f et de la distance d , d'une couche cachée dont la fonction d'activation est une fonction gaussienne, et d'une couche de sortie linéaire présentant deux variables ; l'affaiblissement de parcours (dB) et la phase (degré) (Figure 5-1).

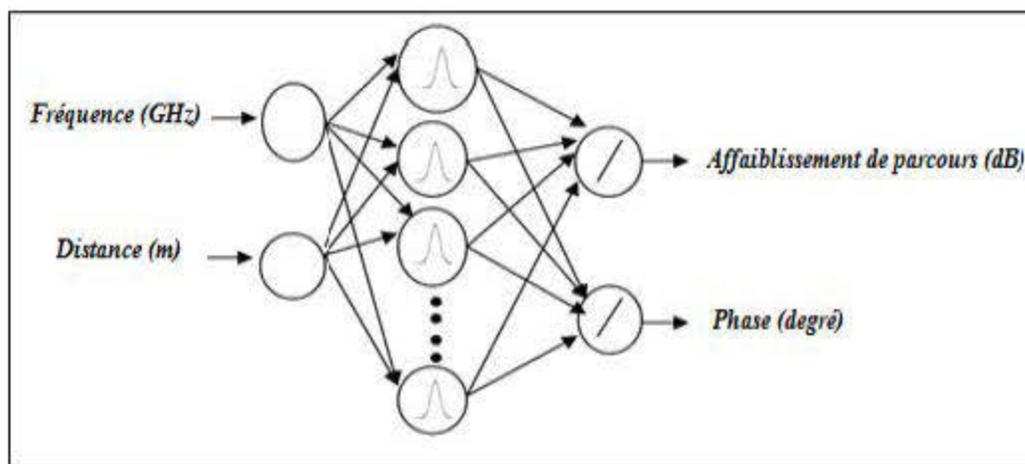


Figure 5-1: Architecture du réseau RBF utilisé

Les entrées sont mises à une échelle, et les paramètres d'entraînement du réseau sont choisis comme suit :

La largeur de la fonction gaussienne est égale à 0.01 ; cette valeur est choisie après plusieurs essais de valeurs différentes durant les tests de simulations, et l'objectif d'erreur est égal à 10^{-4} . Le nombre de nœuds (neurones) de la couche cachée est non déterminé et il dépend de la complexité du problème.

N.B. (1) Plus la largeur de la fonction gaussienne est grande, plus la fonction d'approximation sera lisse. Un trop grand écart (largeur) signifie que beaucoup de neurones seront nécessaires pour s'adapter à une fonction présentant beaucoup de changements (en évolution rapide). Tandis qu'un petit écart signifie que de nombreux

neurones seront nécessaires pour s'adapter à une fonction lisse, et le réseau de neurones peut ne pas bien généraliser. Donc il faut essayer plusieurs valeurs de l'écart de la fonction gaussienne pour trouver le meilleur choix pour un problème déterminé [64].

(2) Le nombre de neurones peut être déterminé et nous avons précisé une valeur dans une autre tentative, mais en principe on l'a laissé indéterminé permettant ainsi au réseau de créer lui-même le nombre qu'il trouve nécessaire pour accomplir sa tâche.

Deux réseaux sont conçus pour la modélisation du canal :

Un réseau en utilisant les campagnes de mesures réalisées en LOS, et un autre en NLOS. L'entraînement de chaque réseau est un entraînement *offline*, et il s'est réalisé en utilisant seulement 5 % des mesures, ce qui équivaut à 8000 données. L'algorithme crée un réseau à deux couches. La première couche possède des neurones « *radbas* », et elle calcule ses entrées pondérées avec la fonction « *dist* » et ses entrées au réseau avec la fonction « *netprod* ». La deuxième couche possède des neurones « *purelin* », et calcule son entrée pondérée avec la fonction « *dotprod* » et ses entrées au réseau avec « *netsum* ». Les deux couches ont des biais.

Initialement, la couche « *radbas* » n'a pas de neurones. Les étapes suivantes sont répétées jusqu'à ce que l'erreur quadratique moyenne du réseau tombe en dessous de l'objectif.

1. Le réseau est simulé.
2. Le vecteur d'entrée avec la plus grande erreur est trouvé.
3. Un neurone *radbas* est ajouté avec des poids égaux à ce vecteur.
4. Les poids de la couche *purelin* sont restructurés pour minimiser l'erreur.

Dès la fin de la phase de l'entraînement des réseaux, les architectures de ces derniers sont obtenues. Pour vérifier la performance et la capacité des réseaux à

estimer les sorties, une phase de test doit être appliquée, et cela en présentant aux réseaux une base de données qui ne leur était pas présentée durant la phase d'entraînement. Les résultats obtenus sont présentés dans les sections ci-dessous.

5.2 Modélisation du canal minier à 70 m en LOS

5.2.1 Modélisation de l'affaiblissement de parcours au niveau 70m en LOS

Le premier réseau RBF conçu était pour modéliser le canal minier en visibilité directe. Comme on l'avait mentionné après avoir fini la phase d'entraînement, on procède à une autre phase afin de valider et tester la performance de ce réseau. La figure 5-2 présente les résultats du test avec 5 % des données jamais vues par le réseau. Le réseau reçoit les entrées (f , d) et estime à sa sortie l'affaiblissement de parcours en fonction de ces entrées.

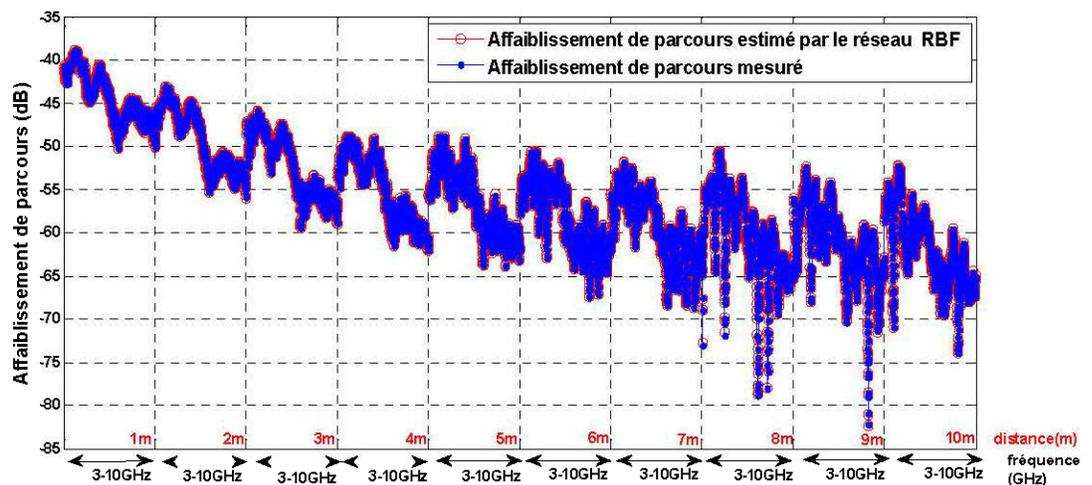


Figure 5-2 : Affaiblissement de parcours estimé par RBFN en LOS (70m)

Le RNA estime l'affaiblissement de parcours (*path loss*) en fonction des entrées; la fréquence variant de 3 à 10 GHz et la distance variant de 1 à 10 m. Comme la figure le montre, à chaque distance la fréquence varie de 3 à 10 GHz, donc les phases d'entraînement et du test ont été effectuées de sorte qu'à chaque distance, toute la gamme de fréquence correspondante à l'opération de la technologie UWB soit balayée.

La courbe bleue présente les valeurs réelles mesurées de l'affaiblissement de parcours (dB), tandis que la courbe rouge présente l'affaiblissement estimé par le RNA.

Pour rendre ce résultat plus clair, on présente par la figure 5-3 une portion de 0.05 % de données seulement.

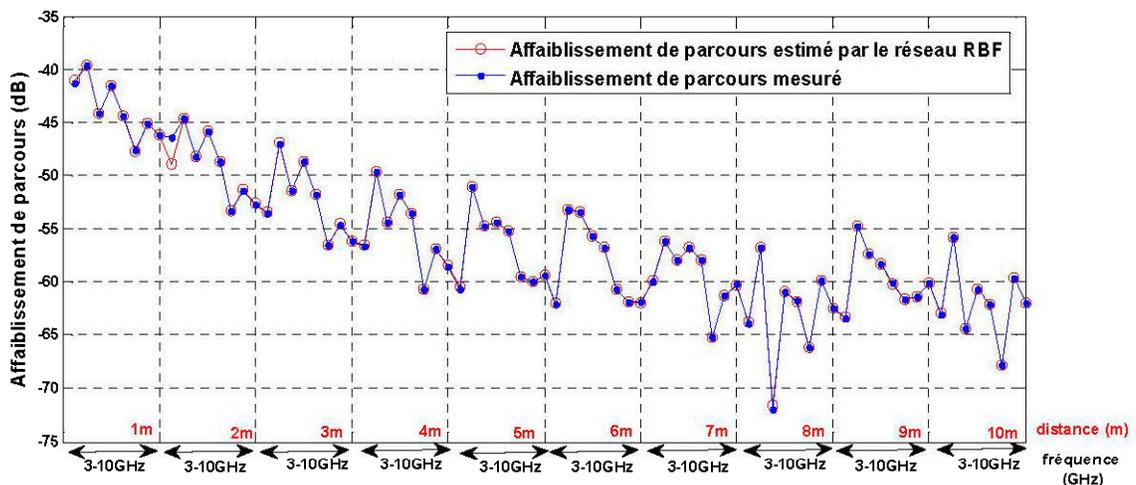


Figure 5-3 : Affaiblissement de parcours estimé avec 0,05 % des données en LOS (70m)

La figure ci-dessus montre que les courbes présentant l'affaiblissement de parcours sont presque superposées, et cela montre la capacité du réseau RBF à estimer l'affaiblissement de parcours dans un canal minier UWB. En outre, pour quantifier ce résultat on a calculé l'erreur moyenne (MSE ; mean square error) (erreur

par point, sur les 0.05 % des données, entre la valeur désirée et la valeur obtenue). Étant égale à 0.0844 dB, cette erreur vérifie la haute performance de notre réseau dans l'estimation de l'affaiblissement avec une grande précision.

5.2.2 Modélisation de la phase au niveau 70m en LOS

Lors de la réalisation des campagnes de mesures, pour chaque pas de fréquence un signal connu est transmis et des informations détaillées sur l'amplitude et la phase du signal reçu sont obtenues. Cependant, pour obtenir la réponse impulsionnelle du canal, la transformée de Fourier inverse doit être appliquée, d'où, pour modéliser un canal, la modélisation de l'affaiblissement de parcours n'est pas suffisant, par conséquent, l'estimation de la phase est nécessaire. La figure 5-4 montre le résultat de la simulation pour estimer la phase comme une seconde sortie du réseau RBF.

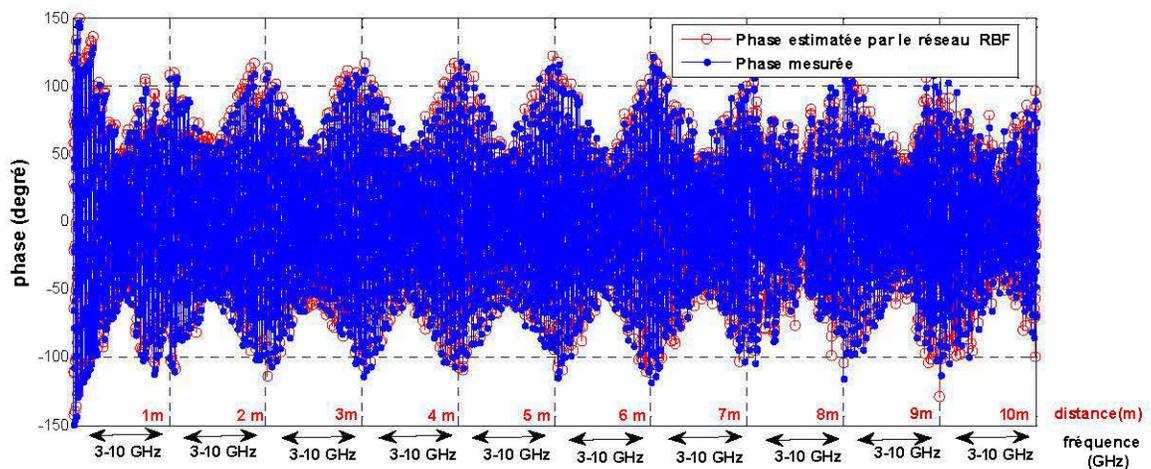


Figure 5-4 : Phase estimée par RBFN au niveau 70m en LOS

De même, la courbe bleue présente la phase mesurée, tandis que la courbe rouge montre la phase estimée par le réseau RBF. Pour clarifier ce résultat on présente une petite portion de la base de données (0.05 %) par la figure 5-5.

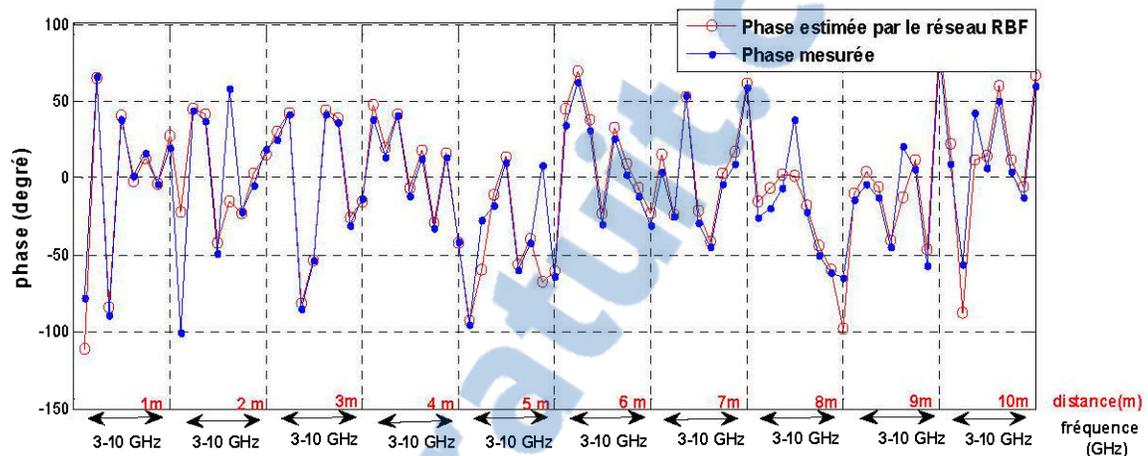


Figure 5-5 : Phase estimée par RBFN en utilisant 0,05 % des données à 70m en LOS

Ce résultat montre de même que la courbe créée par le réseau RBF suit l'allure de la courbe réelle avec la présence de quelques erreurs, ce qui assure le potentiel de notre réseau à accomplir sa tâche dans la prédiction de la phase (obtenue à partir des enregistrements du paramètre S_{21}).

5.3 Test de la performance au niveau 40 m en LOS

Le réseau RBF est testé, et il a prouvé une bonne performance en estimant l'affaiblissement de parcours et la phase, mais les résultats obtenus sont toujours dans le même environnement minier à 70 m de profondeur. Dans cette section nous allons tester notre réseau dans un nouvel environnement minier tout en conservant la même architecture obtenue.

Le réseau entraîné dans un environnement à 70 m de profondeur va être testé dans un environnement à 40 m de profondeur. En conséquence, une autre campagne de

mesures réalisées par les chercheurs dans la galerie à profondeur 40 m est utilisée pour créer la base de données correspondante.

5.3.1 Prédiction de l'affaiblissement de parcours au niveau 40 m en LOS

La figure 5-6 illustre la prédiction du réseau RBF entraîné au niveau 70 m de l'affaiblissement de parcours au niveau 40m en utilisant seulement 0.05 % de la base de données.

Comme la figure le montre, les allures des courbes sont similaires avec une erreur observable, mais acceptable, vu que les deux environnements sont différents, soit en ce qui concerne la composition naturelle de ces deux galeries, soit en ce qui concerne leurs dimensions qui auront un grand effet sur l'émission et la réception des signaux.

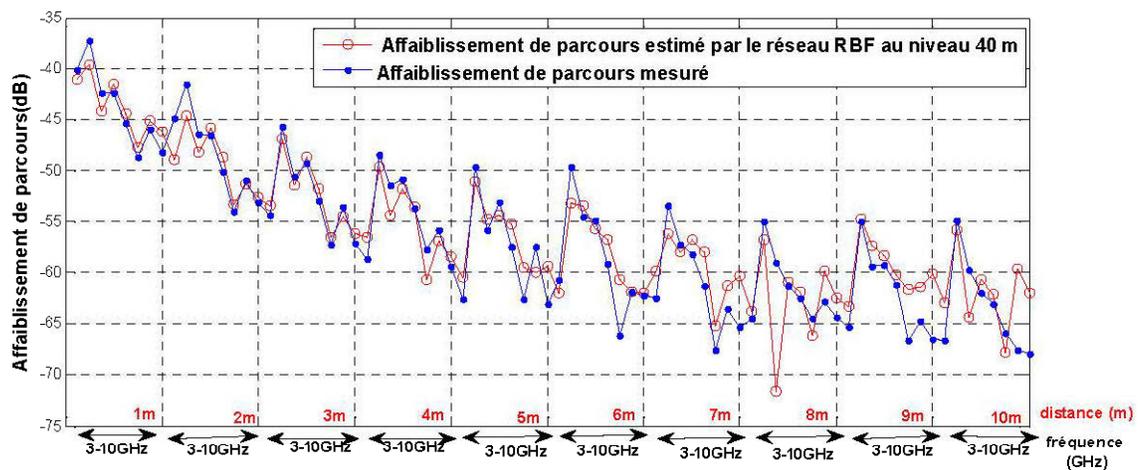


Figure 5-6 : Affaiblissement de parcours estimé à 40m par RBFN entraîné à 70 m (LOS)

Quand même, on a calculé l'erreur par point et on l'a trouvée égale à 8.145 dB. Cette dernière a augmenté, mais on peut toujours considérer que le réseau reste capable de prédire correctement les variations de l'affaiblissement de parcours.

5.3.2 Prédiction de la phase au niveau 40 m en LOS

La figure 5-7 montre l'estimation de la phase en degré au niveau 40m par le réseau entraîné à 70m. Le résultat montre une déficience du réseau à prédire la seconde variable. Néanmoins, ces erreurs peuvent être justifiées par le changement de la galerie qui a des conséquences sur la prédiction de la phase.

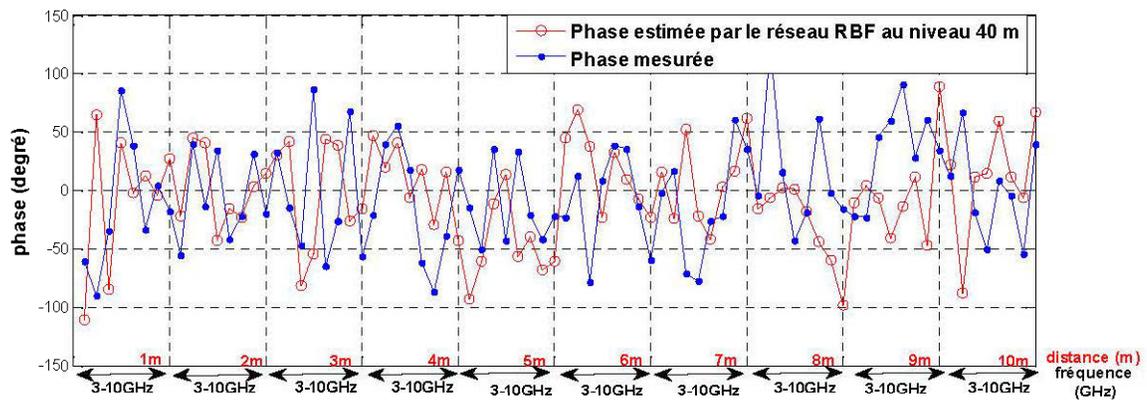


Figure 5-7: Phase estimée au niveau 40m par le réseau entraîné à 70 m en LOS

5.4 Modélisation du canal minier à 70 m en NLOS

Deux autres campagnes de mesures ont été réalisées par les chercheurs du laboratoire en NLOS à 70m et à 40 m. Pour modéliser le canal minier UWB en NLOS, un autre réseau de neurones RBF était construit en utilisant les mesures obtenues en NLOS comme paires d'entrées/sorties pour l'entraînement.

5.4.1 Modélisation de l'affaiblissement de parcours à 70 m en NLOS

Le deuxième réseau conçu a pour objectif de modéliser le canal en NLOS. Premièrement, on présente la prédiction de l'affaiblissement de parcours (dB). Les résultats sont illustrés dans les figures 5-8 et 5-9.

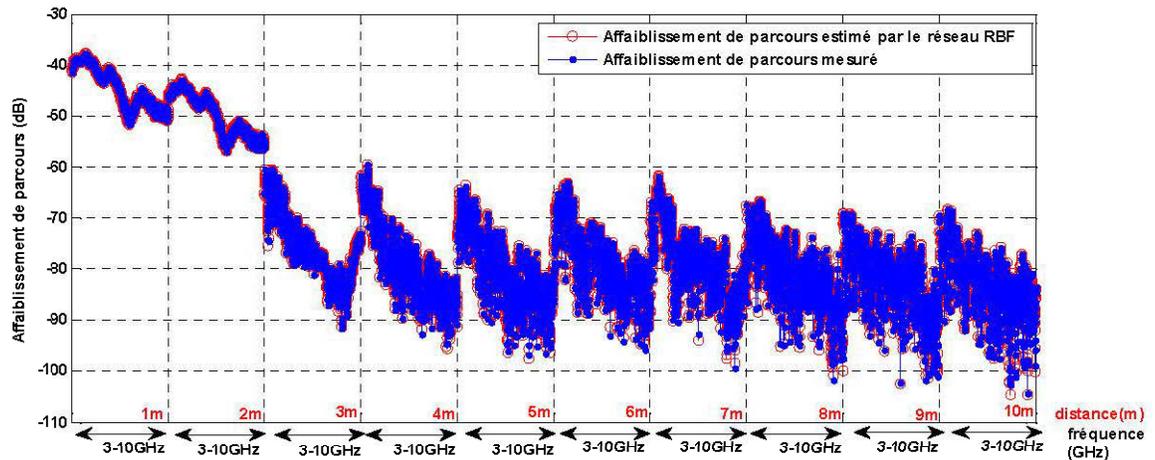


Figure 5-8 : Affaiblissement de parcours estimé par RBF en NLOS (70m)

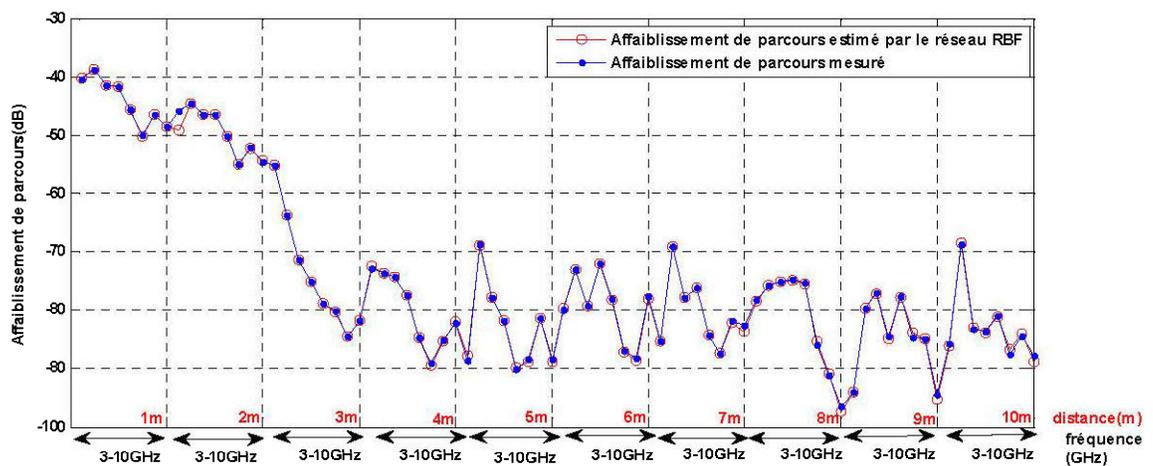


Figure 5-9 : Affaiblissement de parcours estimé avec 0,05 % des données en NLOS

Les résultats ci-dessus montrent le pouvoir du réseau RBF à modéliser l'affaiblissement de parcours (dB) en fonction des entrées : la fréquence et la distance. Et d'après les courbes, on peut bien constater que la courbe rouge représentant la sortie du réseau suit les mêmes variations de la courbe présentant les mesures réelles. La figure 5-8 présente l'affaiblissement sur 5 % de données tandis que la figure 5-9 présente une clarification de ce résultat en affichant seulement 0.05 % de la base de données au niveau 70 m en NLOS. Également, pour quantifier le résultat, l'erreur par

point est calculée et est trouvée égale à 0.2470 dB (sur 80 points). Ce qui reflète une bonne performance du modèle RBF.

5.4.2 Modélisation de la phase à 70 m en NLOS

Les figures 5-10 et 5-11 montrent les résultats obtenus pour la prédiction de la phase dans l'environnement minier au niveau 70 m en NLOS, bien que les mesures dans cette visibilité non directe ne soient pas faciles, et que la mesure de la phase soit plus compliquée que la mesure de l'affaiblissement de parcours, le réseau RBF montre qu'il est capable d'estimer les valeurs des phases aux différentes distances et différentes fréquences correspondantes.

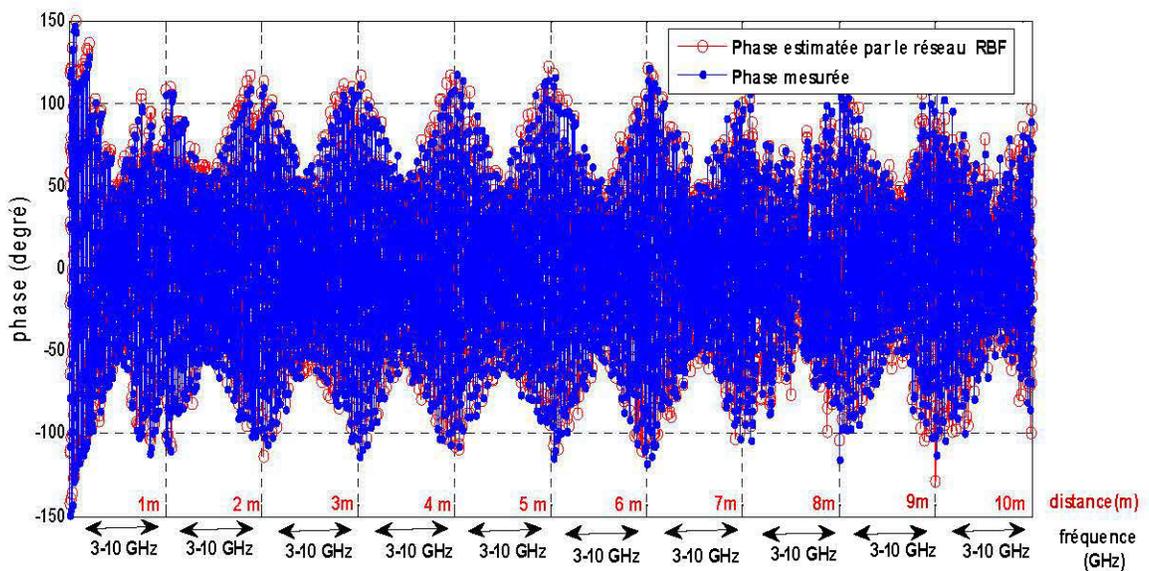


Figure 5-10 : Phase estimée par le réseau RBF au niveau 70m en NLOS

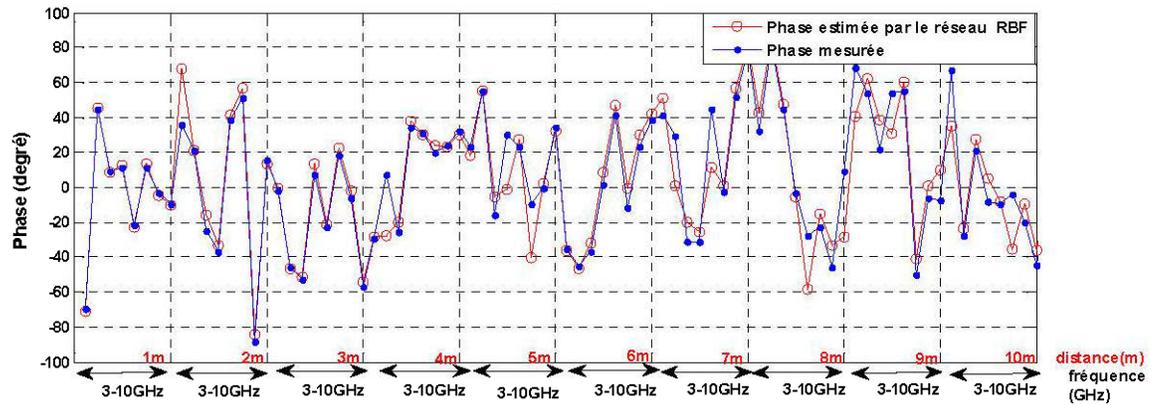


Figure 5-11: Phase estimée par RBFN en utilisant 0,05 % des données en NLOS

5.5 Test de la performance au niveau 40 m en NLOS

Pour valider l'efficacité de ce réseau RBF, on a changé l'environnement du test, donc on a utilisé les mesures réalisées dans l'environnement au niveau 40m pour tester le réseau entraîné à 70m. Les figures ci-dessous présentent les résultats.

5.5.1 Prédiction de l'affaiblissement de parcours au niveau 40 m en NLOS

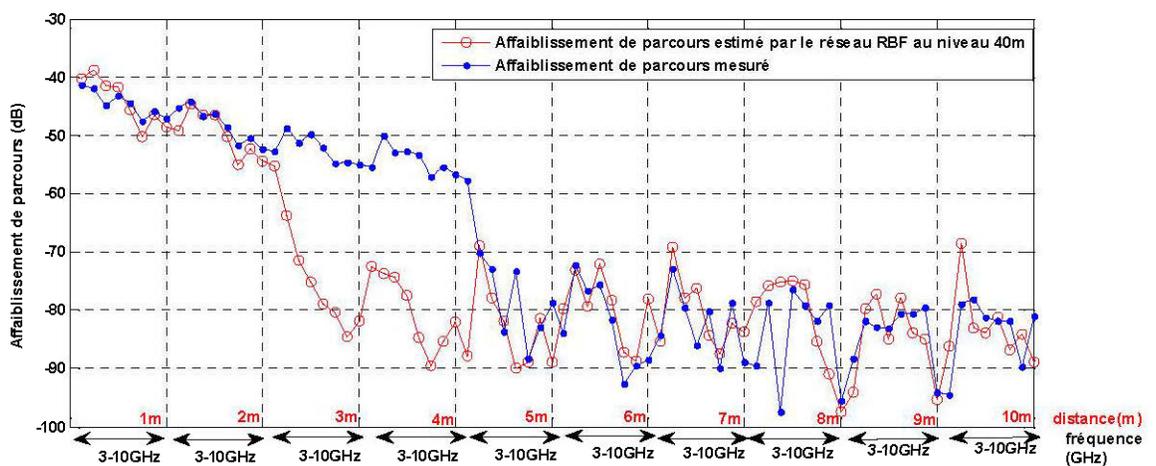


Figure 5-12 : Affaiblissement de parcours estimé à 40m par RBFN entraîné à 70m (NLOS)

Le résultat à la figure 5-12 montre que le réseau de neurones entraîné au niveau 70m en NLOS est capable, sur les distances 1m et 2 m, de prédire le comportement du canal en estimant son affaiblissement de parcours sur ces distances, et nous avons calculé l'erreur par point sur cette distance seulement, et elle équivaut 4.726 dB. Cette valeur d'erreur est acceptable vu que le plan de mesures est en visibilité non directe et que l'environnement du test est changé.

Pourtant, les courbes montrent que sur la distance étendue entre 3 et 4 m le réseau n'est pas capable d'estimer et de suivre l'affaiblissement réel. Donc, cette différence propose un problème qu'on doit essayer régler afin de minimiser ces erreurs. À noter que cette distance présente une courbure au niveau du plan minier à la profondeur 40m (voir figure 5-13). Au-delà de cette distance, le réseau RBF revient capable de suivre l'allure de l'affaiblissement de parcours mesuré, mais présente encore d'erreurs bien observables.

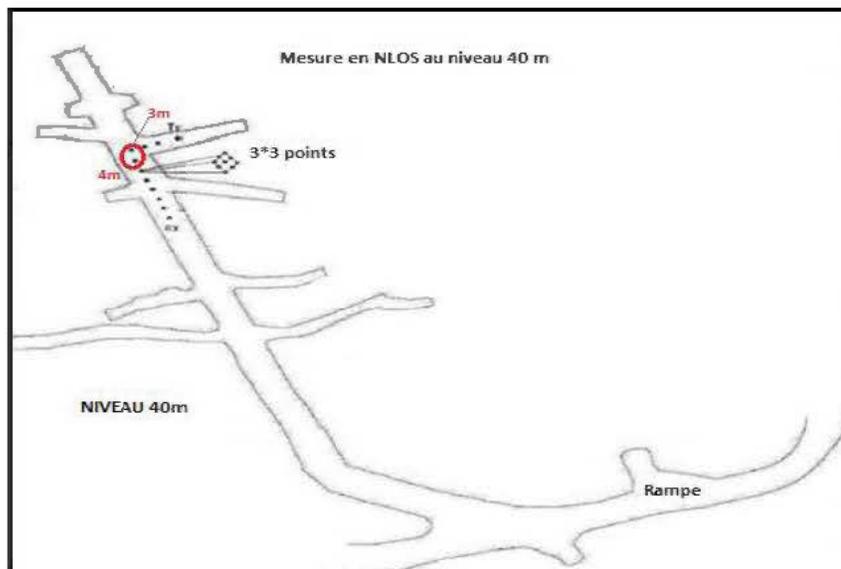


Figure 5-13: Plan minier au niveau 40 m

5.5.2 Prédiction de la phase au niveau 40 m en NLOS

La figure 5-14 montre la prédiction de la phase dans un nouvel environnement, pourtant une déficience du réseau à accomplir ce travail est remarquable. La courbe rouge présentant la seconde sortie du réseau RBF ne suit pas la courbe bleue présentant la phase mesurée, et cela comme nous l'avons mentionné, peut être justifié par le changement de l'environnement d'une part et par le type de la visibilité étudié d'autre part.

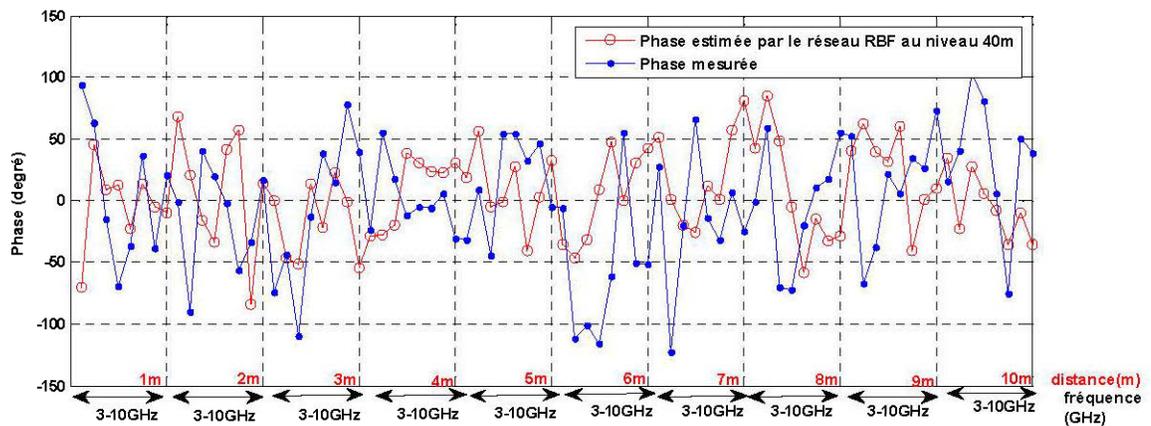


Figure 5-14 : Phase estimée au niveau 40m par le réseau entraîné à 70 m en NLOS

5.6 Apprentissage mixte

Quelques résultats obtenus montrent que le réseau de neurones RBF est parfois incapable de bien estimer les sorties et cela en cas où il est testé dans un environnement différent de celui utilisé pour réaliser son entraînement. Ce problème envisagé nous pousse à chercher une solution qui permet de réduire les erreurs, d'améliorer et de perfectionner notre réseau de neurones RBF.

Pour cela on suggère deux solutions :

1) Une conception d'un réseau de neurones pour chaque niveau à part ce qui résulte à l'obtention de 4 architectures différentes qui présentent la mine expérimentale CANMET; deux réseaux en LOS l'un au niveau 40m et l'autre au niveau 70m, et deux autres réseaux en NLOS l'un au niveau 40m et l'autre au niveau 70m. Par suite, le choix du réseau revient à l'utilisateur et à ces objectifs.

2) Une conception d'un réseau par apprentissage mixte qui comprend à la fois les mesures faites aux deux niveaux 40 et 70m. Ainsi, deux architectures de réseaux de neurones sont générées ; une pour présenter le canal minier UWB en LOS et l'autre en NLOS, de sorte que les entraînements se font en utilisant les données résultantes des campagnes de mesures à 40 m et à 70 m simultanément.

5.6.1 Apprentissage mixte en LOS

Les mesures faites en LOS aux deux niveaux différents 40 et 70m sont utilisées pour construire le réseau RBF. L'architecture de ce réseau en ce cas sera différente. En effet, le réseau reçoit trois variables dans sa couche d'entrée : la fréquence, la distance et un *flag* qui détermine si les données sont extraites de la base de données à 40 m ou à 70 m (Figure 5-15).

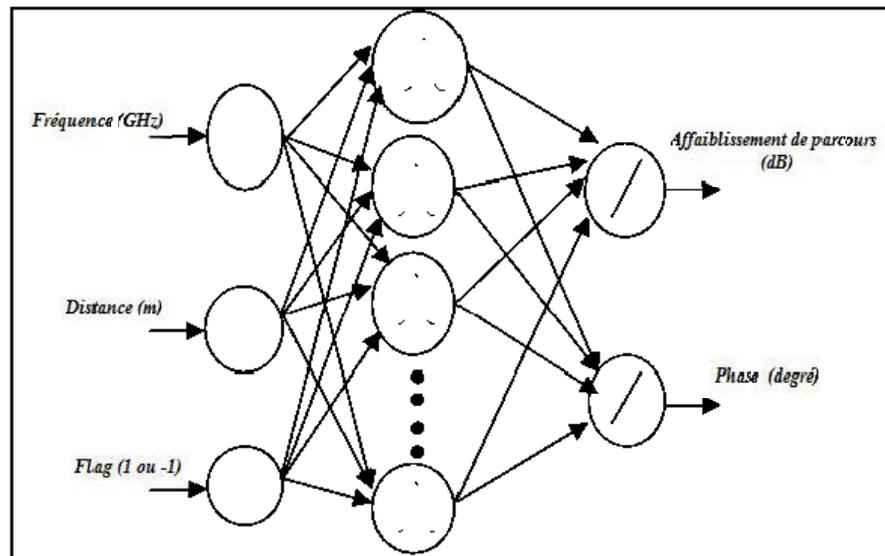


Figure 5-15 : Architecture du réseau RBF en apprentissage mixte

La valeur de la largeur de la gaussienne est modifiée aussi, et elle équivaut à 0.1 dans ce cas. L'entraînement est fait de la même manière que celui des autres réseaux. Dans cette section on présente les résultats de l'affaiblissement de parcours et de la phase en utilisant une petite portion des données (0.07 %) pour mieux les éclaircir.

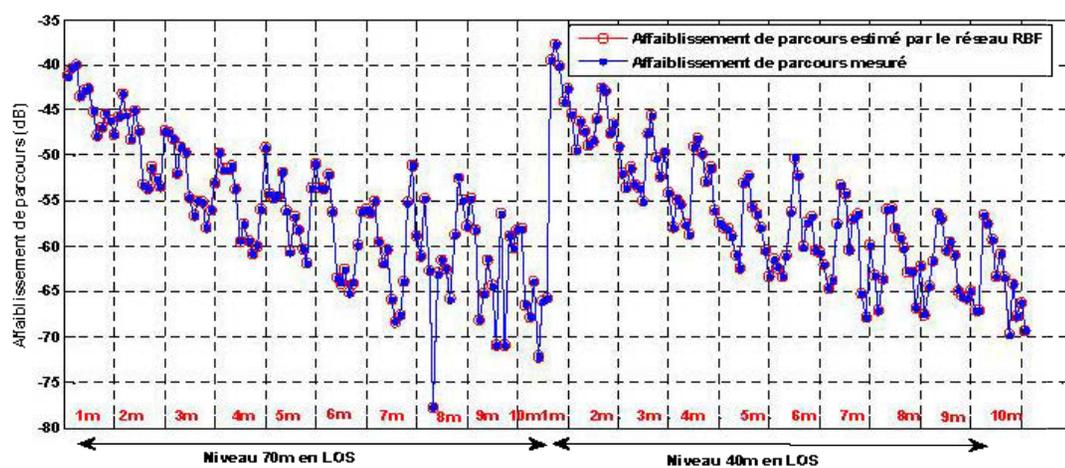


Figure 5-16 : Estimation de l'affaiblissement de parcours aux deux niveaux en LOS

La figure 5-16 montre l'estimation de l'affaiblissement de parcours aux deux niveaux (70 et 40 m). De même, la courbe rouge présente les valeurs estimées de l'affaiblissement de parcours tandis que la courbe bleue présente les valeurs réelles, mesurées. L'erreur par point est calculée et vaut 0.0016 dB. Cette valeur de l'erreur montre la grande capacité de notre réseau à estimer l'affaiblissement de parcours dans l'environnement minier aux deux niveaux différents.

En outre, ce réseau est capable d'estimer la phase. Les résultats de la simulation sont illustrés par la figure 5-17.

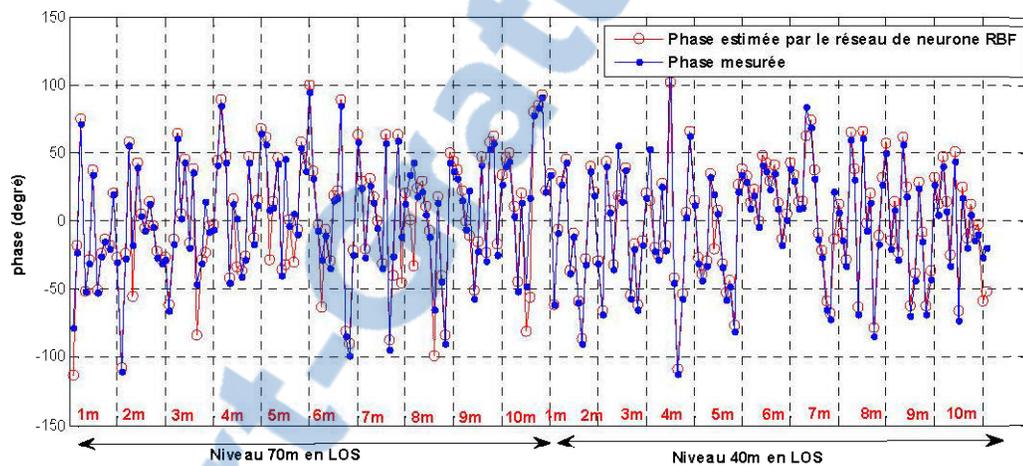


Figure 5-17: Estimation de la phase aux deux niveaux en LOS

5.6.2 Apprentissage mixte en NLOS

Pour accomplir la tâche qu'on vient de présenter dans la section 5.6, on présente dans cette sous-section les résultats de la conception d'un réseau de neurones RBF avec flag en visibilité non directe aux deux niveaux différents (70m et 40m).

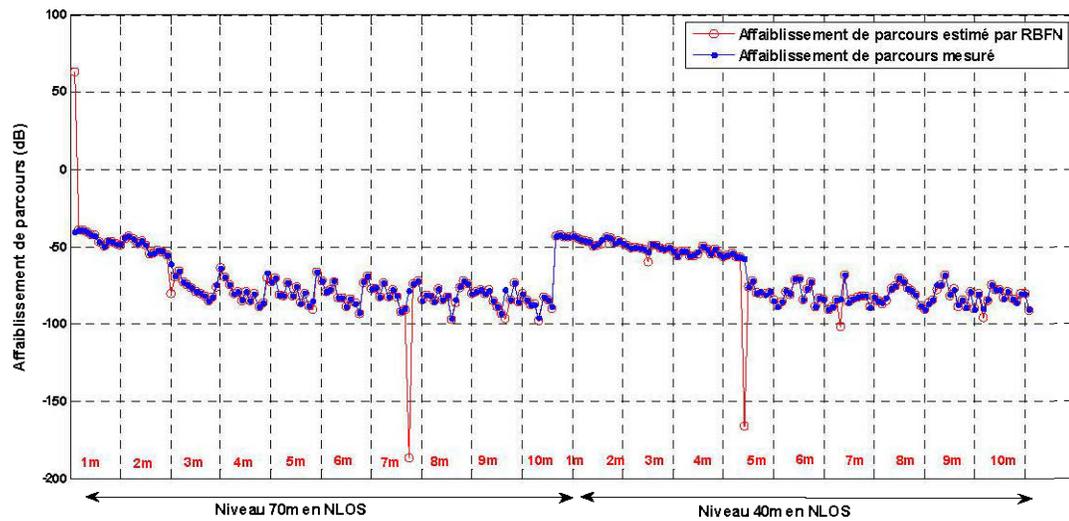


Figure 5-18 : Estimation de l'affaiblissement de parcours aux deux niveaux en NLOS

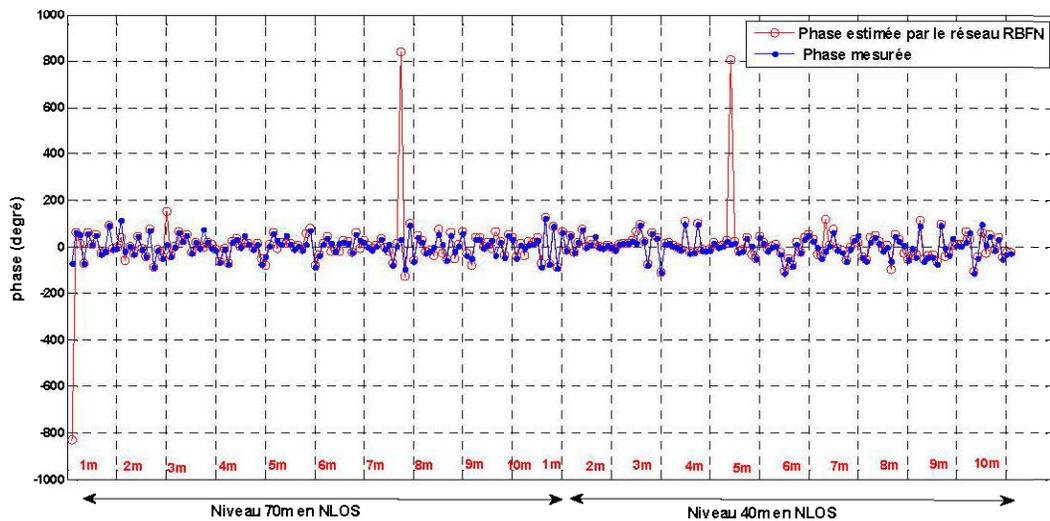


Figure 5-19 : Estimation de la phase aux deux niveaux en NLOS

Bien qu'il existe quelques erreurs au niveau de l'estimation de l'affaiblissement et de la phase par ce réseau, on ne pas nier sa capacité à accomplir sa tâche dans la modélisation du canal minier.

5.7 Capacité du canal

Pour rendre ce travail plus intéressant et plus utile, nous avons calculé l'une des importantes caractéristiques du canal de propagation : la capacité du canal.

La capacité d'un canal peut se définir par le débit d'information maximal que peut supporter le canal tout en assurant une transmission sans erreur.

Afin d'atteindre notre but nous nous sommes servis d'une formule qui calcule la capacité d'un canal UWB, déjà présente dans la littérature, et définie par [65] [66] :

$$C = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M \log_2 \left(1 + \frac{P|H(f_k)|^2}{N_0W} \right) \quad (5.1)$$

Où M est le nombre d'échantillons dans le domaine fréquentiel, $|H(f)|$ est la réponse fréquentielle du canal, P est la puissance transmise distribuée sur la bande de fréquence, N_0 est une gaussienne centrée et W est la bande passante.

Un programme, en utilisant le logiciel Matlab, a permis de calculer la capacité réelle du canal à partir des mesures réelles, et à estimer d'autre part la capacité estimée du canal à partir des sorties du réseau de neurones. Ce travail a été fait pour mettre en valeur la performance du réseau de neurones, en comparant les valeurs de la capacité calculée à partir de ses estimations à celle calculée à partir des mesures réelles. Les calculs ont été faits en considérant un SNR de 10 dB. Les résultats sont présentés aux figures 5-20 et 5-21.

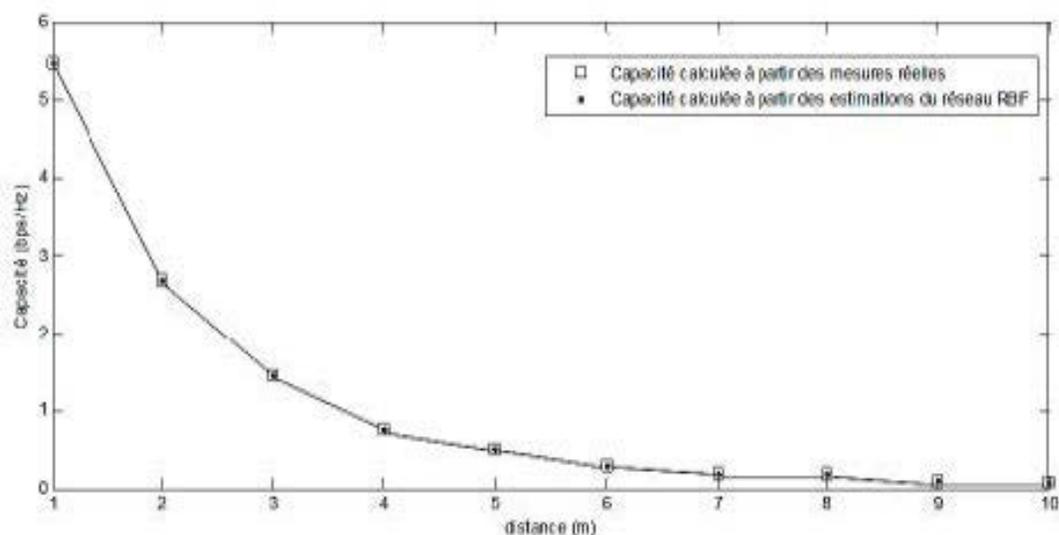


Figure 5-20: Capacité du canal au niveau 70m en LOS

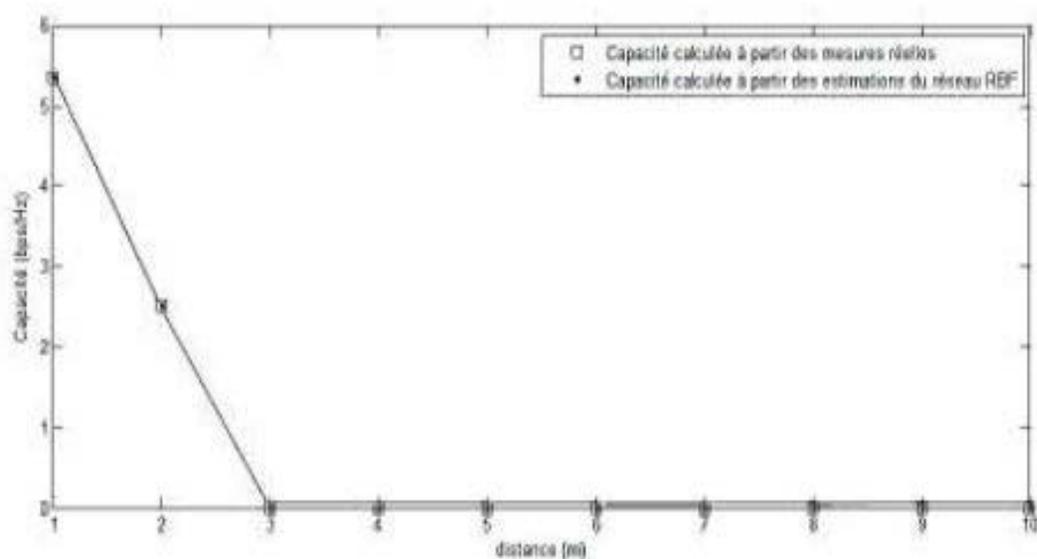


Figure 5-21: Capacité du canal au niveau 70m en NLOS

Les figures ci-dessus montrent la précision des réseaux de neurones à estimer, et cela est bien clair en considérant par exemple le calcul de la capacité. Dans les deux figures, les symboles "carrés" présentent la capacité calculée à partir des données réelles de $H(f)$ (obtenues lors de la réalisation des mesures dans

l'environnement minier), tandis que les symboles ‘‘points’’ montrent la capacité calculée à partir des valeurs de $H(f)$ estimées par les réseaux RBF (dans les cas de visibilité directe et non directe).

5.8 Conclusion

Le but de ce chapitre était de présenter la méthode utilisée dans ce projet de recherche, et de présenter les résultats obtenus des simulations effectuées. La conception des réseaux de neurones RBF est présentée pour les deux visibilités : direct et non directe.

Les modèles conçus sont du type radial, ayant trois couches dans leurs structures avec une fonction d'activation gaussienne à la couche cachée. La couche d'entrée saisit deux variables : la fréquence et la distance. La couche de sortie délivre deux variables : l'affaiblissement de parcours et la phase.

Des mesures réelles, réalisées dans une mine expérimentale au niveau 70m, ont été utilisées pour entraîner les réseaux RBF, et une phase de test est appliquée pour valider la performance de ces réseaux. Ensuite, les réseaux entraînés à 70 m ont été testés dans un autre niveau (40m), et les résultats ont montré la capacité des RBF dans la prédiction de l'affaiblissement de parcours et la phase même en changeant le niveau de l'environnement.

Pour mieux mettre en valeur le travail, une sous-section a présenté le calcul de la capacité du canal, montrant qu'on peut bénéficier de ces modèles de réseaux de neurones pour estimer et calculer des caractéristiques importantes du canal de transmission.

Chapitre 6

CONCLUSION

Dès que la réglementation américaine a autorisé en février 2002 l'émission de signaux UWB entre 3.1 et 10.6 GHz, un virage est marqué dans les activités de recherche sur cette bande. Aussitôt, tous les systèmes basés sur des approches impulsionnelles, et tout signal ayant une bande fréquentielle supérieure à 500 MHz et une bande fractionnelle supérieure à 20 % peuvent être considérés de la famille UWB.

Cet important étalement fréquentiel offre à l'UWB des caractéristiques uniques, comme son fort pouvoir de résolution temporelle, sa faible densité spectrale de puissance, et la largeur de son support spectral conférant une capacité théorique supérieure à celle des systèmes large bande traditionnels. D'autre part, les propriétés de résolution temporelle des signaux UWB permettent une grande robustesse du système face aux évanouissements rapides du canal.

L'UWB se présente donc comme une technologie attrayante pour les systèmes de localisation et de communication radio à courte portée et haut débit.

L'environnement minier est caractérisé par des conditions de travail difficiles, 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, et pour assurer la sécurité des mineurs et des travailleurs dans cet environnement.

Avec l'essor des communications sans fil, ces dernières ont commencé à substituer les systèmes de communications filaires qui sont incapables de résister en cas d'urgence aux accidents (explosion, incendies, inondations) dans les mines souterraines. Les communications sans fil peuvent être appliquées dans plusieurs domaines dans les mines souterraines telles que la surveillance vidéo, la transmission de la voix, la localisation et l'automatisation. L'une des technologies utilisées est l'ultra-large bande, et cela grâce à ses caractéristiques, sa robustesse, sa capacité et sa flexibilité.

Avoir idée précise du comportement d'un signal radio à ultra large bande se propageant dans un milieu confiné chaotique avec des parois rocheuses à rugosité importante, afin de développer des systèmes *UWB*, est un défi de taille. L'objectif de notre travail consistait donc à proposer un modèle du canal de propagation d'un signal UWB dans l'environnement minier afin de mieux connaître le milieu de propagation.

Afin d'atteindre notre but, nous avons modélisé le canal en utilisant les réseaux de neurones RBF. Pour avoir l'architecture de ces réseaux, ces derniers sont entraînés en utilisant des mesures réelles, réalisées par les chercheurs du laboratoire LRTCS dans la mine expérimentale CANMET à Val d'or. Plusieurs campagnes de mesures ont été réalisées, nous nous sommes servis de quatre campagnes : des mesures effectuées en visibilité directe aux deux niveaux de la mine 70 m et 40 m, et des mesures effectuées en visibilité non directe aux deux niveaux 70 m et 40 m. Chaque réseau RBF est constitué de trois couches : entrée, cachée et sortie. Sa mission est d'estimer l'affaiblissement de parcours et la phase en fonction des entrées qui sont la fréquence et la distance.

L'entraînement des réseaux a été fait en utilisant une partie de ces mesures constituant ainsi la base de données (5 % des mesures), les paramètres des réseaux

sont choisis après plusieurs tentatives, et une phase de test est appliquée pour valider la performance des réseaux à estimer les sorties, en lui présentant des entrées qui ne lui sont pas présentées lors du processus d'entraînement.

Nous avons effectué plusieurs tentatives pour avoir les meilleures valeurs des paramètres de chaque réseau. Nous avons conçu en première étape deux réseaux de neurones : l'un en LOS et l'autre en NLOS, et tous les deux sont entraînés en utilisant les mesures au niveau 70 m. Les résultats de la simulation ont montré la grande capacité de ces modèles à estimer l'affaiblissement de parcours et la phase.

Ensuite, chacun de ces réseaux entraînés à 70 m est testé en changeant le niveau de l'environnement, donc la base de données utilisée est extraite des mesures réalisées au niveau 40 m. De même, les résultats ont montré une bonne adaptation des RNA, mais tout en ayant quelques erreurs observables.

Pour résoudre le problème rencontré, nous avons proposé de construire un modèle de réseau RBF qui s'entraîne en utilisant des données mixtes des deux niveaux du milieu souterrain. Les réseaux en apprentissage mixte (en LOS et NLOS) ont montré leurs performances en estimant les sorties désirées.

Une fois les architectures internes des réseaux de neurones sont obtenues (matrices des poids, matrices des biais, positions des centres des gaussiennes), on peut dire qu'un modèle représentant l'environnement minier est monté. Et pour profiter de ce modèle, on peut estimer ou calculer n'importe quelle caractéristique du canal de propagation. Dans une sous-section nous avons présenté l'estimation de la capacité du canal minier par les réseaux RBF.

Comme ce travail est mené dans le cadre d'un projet de maîtrise, plusieurs détails et aspects ne sont pas pris en considération. Plusieurs perspectives peuvent être proposées pour continuer ce travail et le généraliser. La modélisation avec les réseaux RBF a tenu compte juste de deux caractéristiques du canal (affaiblissement

de parcours et phase), tandis qu'il existe beaucoup d'autres qui peuvent être estimés pour mieux connaître et maîtriser l'environnement de propagation. En outre, le canal étudié est un canal UWB, d'autres canaux peuvent être sujets de modélisations (exemple canal à 60 GHz).

D'autre part, comme on l'avait mentionné, les mesures sont réalisées dans un environnement statique où aucun véhicule ou mineur ne se trouvait dans les galeries minières, mais cette hypothèse ne reflète pas la réalité, d'où la nécessité de l'étude et de la modélisation d'un canal minier dynamique en utilisant les réseaux de neurones artificiels.

En plus, le modèle du réseau de neurones conçu peut être implémenté dans un circuit matériel présentant ainsi un émulateur pour le canal UWB dans environnement minier et reflète le comportement du canal en fonction de la fréquence et de la distance.

ANNEXE A

A.1 FONCTION RADBAS

RADBAS Radial basis transfer function

Syntax

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

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

$INFO = \text{radbas}(CODE)$

Description

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

RADBAS(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 of the radial basis function applied to each element of N.

RADBAS('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.

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

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

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

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

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

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

A.2 FONCTION NETPROD

NETPROD Product net input function.

Syntax

$N = \text{netprod}(\{Z1,Z2,\dots,Zn\},FP)$

$dN_dZj = \text{netprod}('dz',j,Z,N,FP)$

$INFO = \text{netprod}(CODE)$

Description

NETPROD is a net input function. Net input functions calculate a layer's net input by combining its weighted inputs and biases.

NETPROD ($\{Z1,Z2,\dots,Zn\},FP$) takes these arguments,

Zi - $S \times Q$ matrices in a row cell array.

FP - Row cell array of function parameters (optional, ignored).

Returns element-wise product of $Z1$ to Zn .

NETPROD (code) returns information about this function.

These codes are defined:

'deriv' - Name of derivative function.

'fullderiv' - Full $N \times S \times Q$ derivative = 1, Element-wise $S \times Q$ derivative = 0.

'name' - Full name.

'fpnames' - Returns names of function parameters.

'fpdefaults' - Returns default function parameters.

A.3 FONCTION NETSUM

NETSUM Sum net input function.

Syntax

$N = \text{netsum}(\{Z1,Z2,\dots,Zn\},FP)$

$dN_dZj = \text{netsum}('dz',j,Z,N,FP)$

$INFO = \text{netsum}(CODE)$

Description

NETSUM is a net input function. Net input functions calculate a layer's net input by combining its weighted inputs and bias.

NETSUM({Z1,Z2,...,Zn},FP) takes Z1-Zn and optional function parameters,

Zi - SxQ matrices in a row cell array.

FP - Row cell array of function parameters (ignored).

Returns element-wise sum of Z1 to Zn.

NETSUM('dz',j,{Z1,...,Zn},N,FP) returns the derivative of N with respect to Zj. If FP is not supplied the default values are used. if N is not supplied, or is [], it is calculated for you.

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

NETSUM('type') returns the type of this function.

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

NETSUM('fpdefaults') returns default function parameter values.

NETSUM('fpcheck',FP) throws an error for illegal function parameters.

NETSUM('fullderiv') returns 0 or 1, if the derivate is SxQ or NxSxQ.

A.4 FONCTION PURELIN

PURELIN Linear transfer function.

Syntax

A = purelin(N,FP)

dA_dN = 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 - $S \times Q$ matrix of net input (column) vectors.

FP - Struct of function parameters (ignored).

and returns A , an $S \times Q$ matrix equal to N .

PURELIN('dn', N,A,FP) returns $S \times Q$ 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 $S \times S \times Q$ or $S \times Q$.

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

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

ANNEXE B

N. Zaarour, N. Kandil, N. Hakem and C. Despins, « Comparative Experimental Study on Modeling the Path Loss of an UWB Channel in a Mine Environment Using MLP and RBF Neural Networks», *Wireless Communications in Unusual and Confined Areas (ICWCUCA)*, 2012 International Conference, August 2012.

Comparative Experimental Study on Modeling the Path Loss of an UWB Channel in a Mine Environment Using MLP and RBF Neural Networks

Val d'or, Québec

Nour Zaarour, Nahi Kandil, Nadir Hakem
 Laboratoire de recherche Télébec en
 communications souterraines
 Université du Québec en Abitibi-
 Témiscamingue
 nour.zaarour@uqat.ca

Charles Despins
 Prompt Québec
 Montréal, Canada

Abstract- Channel modeling is an important task when conceiving Ultra-Wideband communication systems (UWB). Having a precise and accurate model of the channel is necessary for designing telecommunication systems. Moreover, modeling the channel in an underground mine environment presents more difficulties and challenges to accomplish the task. The objective of this paper is to present a comparative experimental study on modeling an UWB channel in a mine environment using two types of artificial neural networks (ANN), Multilayer Perceptron (MLP) and Radial Basis Function (RBF), focusing on the change of the path loss attenuation as a function of distance and frequency.

Keywords- Path Loss; Mine environment; MLP; RBF

I. Introduction

Wireless Communication is one of the communication fields undergoing fast progress. UWB is one of the technologies used for wireless communication; it has been employed for several and various applications such as commercial communications applications, surveillance system, medical applications, localization and military applications and newly wireless personal area networks [1].

UWB radios use frequencies from 3.1 GHz to 10.6 GHz with an absolute bandwidth greater than 500 MHz, it offers many advantages and benefits such as large throughput, covertness, fading robustness, capacity, flexibility and coexistence with

current radio services. The wide bandwidths have attracted great interest and created many new possibilities in the field of radar, communications, and sensor network [2].

Due to the advantages offered by the UWB technology, this latter is used in the communication systems in a mine environment.

However, the propagation of the signal in a mine environment undergoes many physical phenomena such as reflection, refraction, diffraction and scattering due to the natural composition of the ground, walls and ceiling in such a complex environment. Knowledge of the channel is necessary to obtain high-quality and high-capacity information transmission. Hence, modeling the channel, with high accuracy, in this environment is an important and complicated issue to be accomplished. Also, it allows developing a reliable channel emulator, which can be used to overcome going underground to test filters, equalizers or to develop receivers, emitters or amplifiers.

Many approaches are used to achieve this goal such as i) deterministic approaches which can be closed-form, empirical, ray tracing or ii) stochastic approaches which can be geometry-based or correlation-based.

This work presents another approach in modeling the path loss attenuation as a function of distance and frequency, based on Artificial Neural Networks (ANN). Moreover, it shows a comparative experimental study between two types of ANNs used in modeling the channel, and demonstrates the ANN capability in such approaches.

The remainder of this paper is organized as follows. After this introduction, a second section exposes the UWB channel modeling in a mine environment. The third section presents the details of the two ANNs going to be used. Simulations and results are given in the fourth section, and we wrap up with a conclusion in the fifth section.

II. UWB channel modeling in a mine environment

The channel transmission is the propagation environment through which the signal passes from transmitter to receiver.

Most cellular radio systems operate in areas where there is no direct line of sight path between the transmitter and the receiver. Due to multiple reflections from various objects, the electromagnetic waves travel along different paths of varying length. The interaction between the waves, cause multipath fading at a specific location and the strength of the waves, decreases as the distance between the transmitter and the receiver increases [3].

Thus, the wireless channel is the transmission medium for all information. Hence, a realistic radio channel model is essential to avoid losing or noising the information.

Many researchers have already treated channel modeling: In Tokyo, Okumura proposed the Okumura model, Cost-231 Hata Model is proposed by Euro-Cost, the Lee model was proposed by W.C.Y Lee, and Manhattan Model is a mixed indoor to outdoor propagation model. Besides, stochastic channel modeling methods exist and that by studying the probability density function of the channel impulse response to derive the channel model. Also, by using the information of form and geography we can determine the Maxwell's equation exact solution, this method is the deterministic modeling method such as Ray tracing and FDTD (finite-difference time domain) [4].

What exactly interests us in this work is the path loss defined as the ratio of the effective transmitted power to the received power, calibrating out system losses, amplifier gains, and antenna gains [5].

In recent years, several measurement campaigns to characterize channel mining were conducted at the "Télébec Underground Communications Research Laboratory" (LRTCS) located in Val-d'Or, Québec, Canada [6] [7] [8]. This laboratory specializes in communications in underground and confined areas and has been provided with an experimental mine known as CANMET (Canadian Centre for Minerals and Energy Technology) to perform measurements in a real physical environment.

Both LOS and NLOS measurements are considered at two corridor depth levels at 40 m and 70 m where the environment consists of rough walls, the floor is bumpy presenting some puddles of water at level 70 m. The purpose of these measurements was to study small-scale and large-scale variations in the statistics of the channel.

A vector network analyzer (VNA-Agilent E8363B) was used to measure the radio channel frequency response. The measurements were made between 1m and 10 m with an interval of 1 m, and for each position a specially constructed grid was used to measure at nine horizontally-spaced points around the nominal receiver position. The distance between spatial points is 1 cm, allowing avoiding the correlation between signals at very close frequencies.

During measurements, the heights of transmitting and receiver antennas are maintained at 1.5 m in the same horizontal plane and the channel is kept stationary by ensuring that there is no movement in the surrounding environment. An ARA directional antenna (DRG-118/A), linearly polarized covering a frequency range from 1 to 18 GHz with a gain varying from 9.1 to 12.2 dBi, was used at the emitter. At the receiver an omnidirectional antenna (EM-6116), vertically polarized covering the frequency range from 2 to 10 GHz with a gain equal to 1 dB, and a Low noise amplifier LNA covering a frequency range from 0.1 to 18 GHz with a gain equal to 30 dB were used.

At port 1, a signal was emitted and at the reception, the receiving antenna was connected to the other port of the VNA. The channel transfer function is given by the S_{21} scattering parameter. In the phase of post processing of

the data, the gains of the antennas, the amplifier and the loss in the cables were removed from the measured frequency response S_{21} [8].

The transmitting port of the VNA swept 16001 discrete frequencies ranging from 3 GHz to 10 GHz uniformly distributed over the bandwidth. The scattering parameter S_{21} obtained by the VNA is a complex value composed of an amplitude and a phase, and is proportional to the frequency response of the transmission channel $H(f,t)$. Since the measures were done in a stationary channel, the time dependency is null and the frequency response is $H(f)$, this latter is given by (1).

$$H(f) = |H(f)| e^{-j\theta(f)} \quad (1)$$

III. Neural Networks

Since 1980 the field of ANN became an important subject in the field of research, they have been developed as generalizations of mathematical models of human cognition or neural biology. ANNs are used for statistical analysis, data modeling, and problems of classification, approximation, prediction, and optimization.

ANN were used in channel modeling; MLP was the first neural structure applied to channel equalization [15], researches used ANN to estimate a signal for multipath mobile communications [16], to make a comparative study on the channel modeling using feed forward and recurrent neural networks [17], to present a research of wireless fading channel modeling based on radial basis function network [18], also, Wavelet neural network were used to model a mobile communication fading channel [19].

A neural network is a massively parallel-distributed processor made up of simple processing units, which has a natural propensity for storing experiential knowledge and making it available for use [9].

The procedure used to perform the learning process is called a learning algorithm. Many pairs of inputs-targets, consisting train data sets, are used in this process (supervised learning). ANN can learn from training data sets, and does not need a prior knowledge of an

explicit relationship between the inputs and the targets. The processing ability of an ANN is stored in the weights, connections between the units (nodes). The function of the learning algorithm is to modify the synaptic weights of the network to attain a desired design objective [9] [10].

The most popular and used neural networks are Multilayer Perceptron (MLP) and Radial Basis Function (RBF) networks, each has its structure and algorithms.

A. Multilayer Perceptron Network (MLP)

Multilayer Perceptron Networks are feed-forward neural networks with one or more hidden layers. The most popular learning algorithm for MLPs is the error back propagation (EBP) algorithm. Knowledge is encoded in the synaptic weights [11].

This algorithm involves three stages: the feed-forward of the input training pattern, the back-propagation of the associated error, and the adjustment of the weights [12].

During training, each output unit compares its computed activation with its target to determine the associated error for the input with the unit. At each iteration, the weights are adjusted to minimize the resulting error.

The number of hidden nodes is a free parameter and its value depends on the complexity of the modeling problem.

An activation function for a back-propagation net should have several important characteristics; it should be continuous, differentiable, and monotonically non-decreasing. This function typically falls into one of three categories: linear (or ramp), threshold, or sigmoid [12].

To compare the two ANNs, we used the parameters of the MLP used in [14]. The ANN has one hidden layer with a hyperbolic tangent

sigmoid (Tansig) function as an activation function. The output layer has linear function (Purline) (Fig.1).

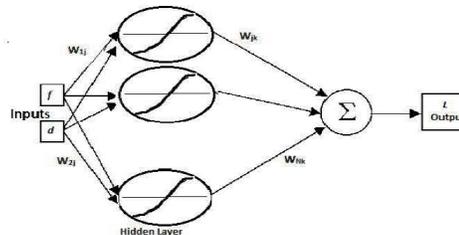


Figure 1. MLP Neural Network

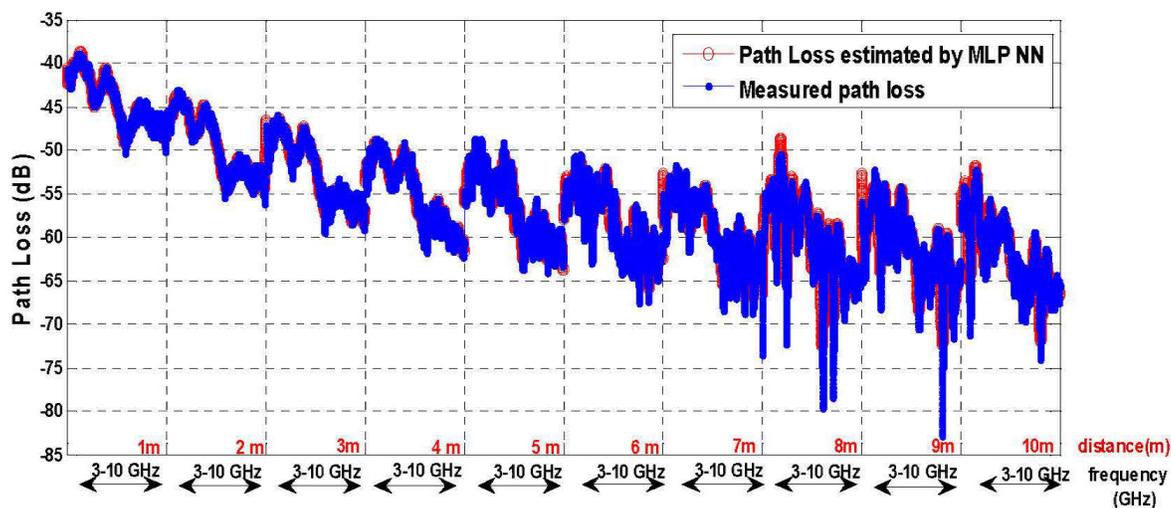


Figure 2. Estimated path loss by MLP ANN as a function of distance and frequency

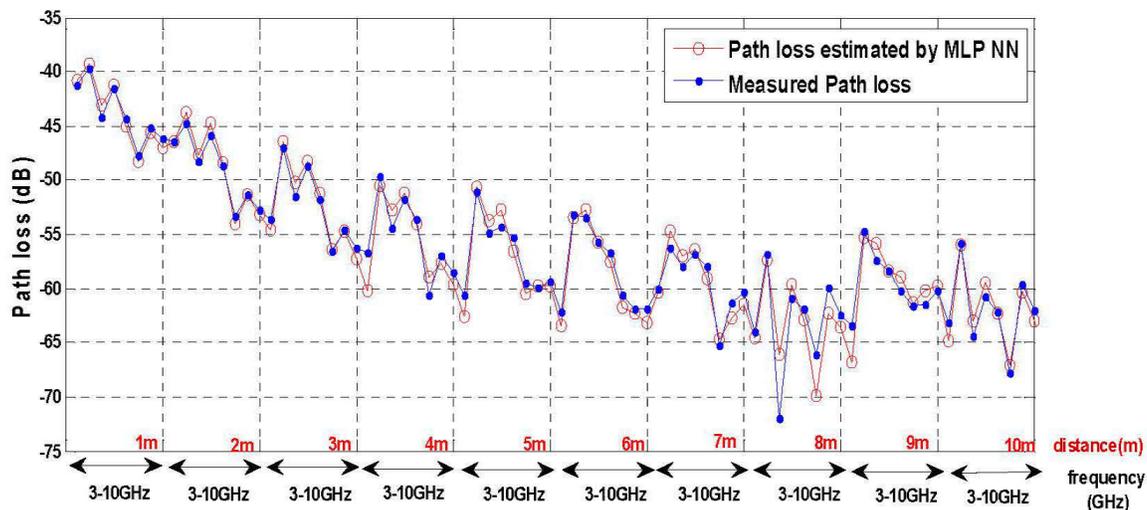


Figure 3. Estimated path loss by MLP ANN by using a portion of 0.05 % of data set

B. Radial Basis Function Network (RBF)

A Radial Basis Function neural network is composed of three layers: an input layer, a hidden layer with a non-linear RBF activation function and a linear output layer.

The name RBF comes from the fact that the basis functions in the hidden layer nodes are radially symmetric [10]. Similar to the MLPs, the number of nodes in the hidden layer depends on the complexity of the problem.

The nonlinear activation function used can be Gaussian function, Multiquadric function, Inverse Multiquadric or Cauchy function.

The RBF ANN used in this work has the Gaussian function as activation function in its hidden layer, and linear function in its output layer.

In RBF ANN, the connections between the input and the hidden layers are not weighted. The inputs therefore reach the hidden layer node unchanged, and then the output of the hidden neuron is presented in (2).

$$y_m = \exp[-\|x - v_m\|^2 / (2\sigma_m^2)] \quad (2)$$

Here, x is the input data, v_m is the center of the m^{th} neuron of the hidden layer, σ_m is the width of the m^{th} Gaussian, and y_m is the output of the m^{th} Gaussian function. The outputs from the hidden layer are forwarded to the output layer where neurons implement a weighted sum of hidden unit outputs (linear combination of hidden function) [13]. (Fig.4)

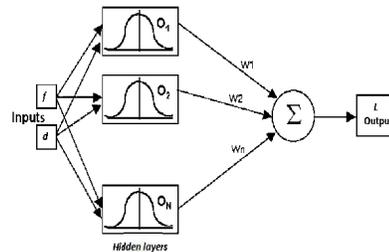


Figure 4. RBF Neural Network

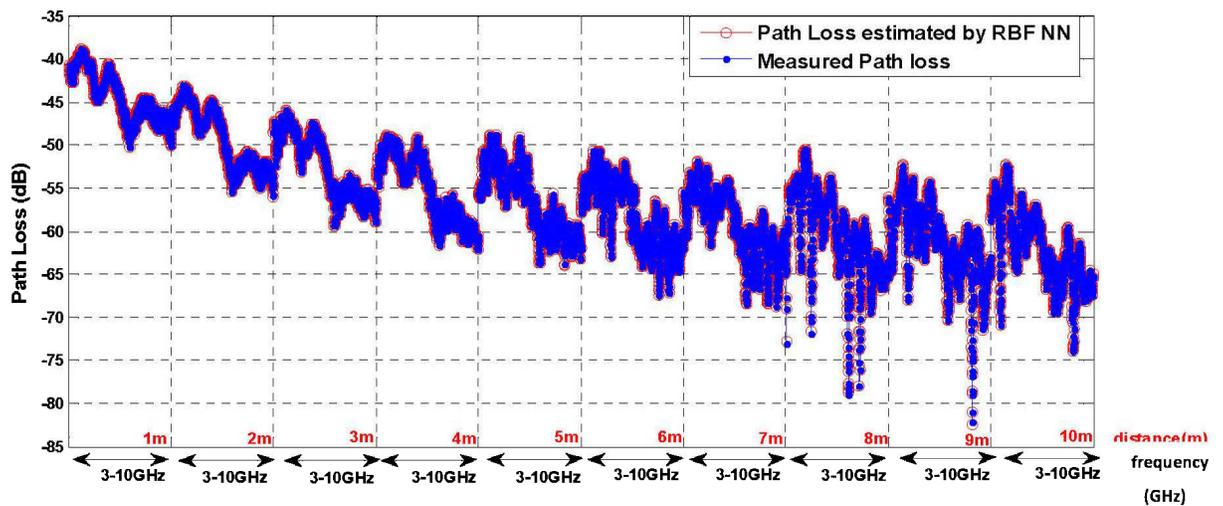


Figure 5. Estimated path loss by RBF ANN as a function of distance and frequency

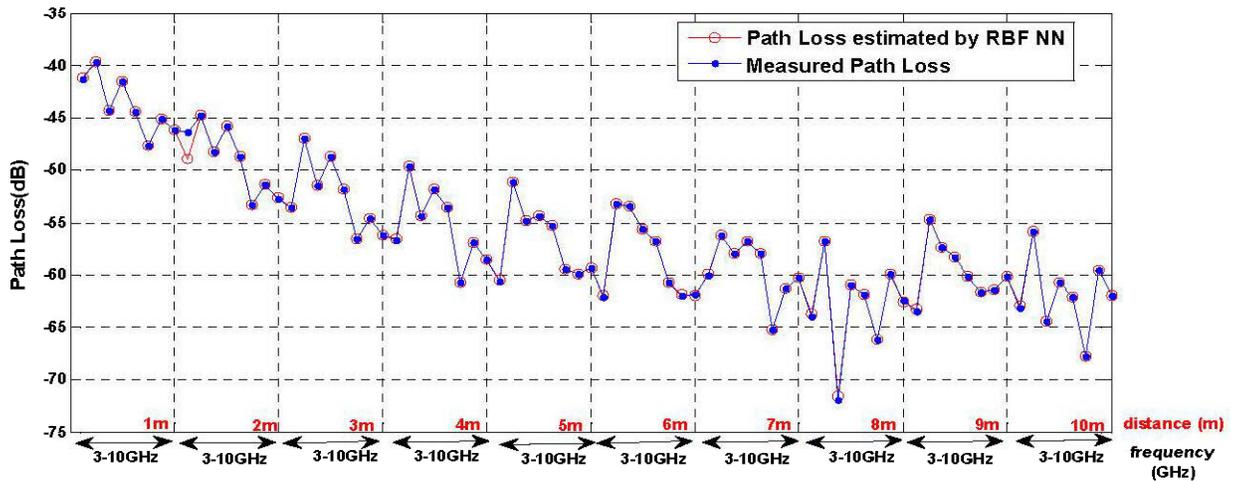


Figure 6. Estimated path loss by RBF ANN by using a portion of 0.05 % of data set

C. MLP versus RBF

- The RBF NN has a single hidden layer, whereas the MLP ANN may have one or more hidden layers [9].
- The hidden layer of an RBF ANN is nonlinear, and the output layer linear, while the hidden and output layers of an MLP are usually nonlinear. (When the MLP is used to solve nonlinear regression problems, a linear layer for the output is usually the preferred choice.) [9].
- The argument of the activation function of an RBF ANN, of each hidden unit, computes the Euclidean norm (distance) between the input vector and the center of that unit. On the other hand, in an MLP the activation function of each hidden unit computes the inner product of the input vector and the synaptic weight vector of that unit [9].
- MLPs construct global approximation, although RBFs construct local approximation [9].

D. Models Description

Both neural networks consisted of an input layer with two inputs, frequency f that varied from 3 GHz to 10 GHz and distance d that varied from 1 m to 10 m, and consisted of an output layer with one output, the path loss. Measurements done in [8] were used in this

work to estimate only the path loss obtained from the S_{21} amplitude parameter. In fact an average was done for the 9 measurements done (at 9 horizontally-spaced points) for each frequency at each distance (from 1m to 10 m).

A portion of this data set is used for training the ANN and another portion, which was not presented to the ANN during the training, is used for testing the ANN. During the training phase the ANNs learn to build a relationship (Mapping) between the inputs-targets pairs, and that by adjusting the weights during the process of learning to reach the minimal tolerated error (by comparing the output of the ANN with the desired target). Then, a phase of testing is used to check the performance and the accuracy of the ANN to predict correctly the relation between the testing data and their corresponding outputs. Each type of the two ANNs has its behavior giving different results, and we will show this in the next section.

IV. Simulations and Results

To train ANNs, a little portion of measurements was used, only 5% of the data constituted the learning samples (8000 points of 160010 points).

Corresponding algorithms for each type of ANN are written using Matlab Neural Network Toolbox.

The MLP ANN consists of an input layer which contains two inputs, frequency f and distance d , a single hidden layer having the hyperbolic tangent sigmoid as an activation function, and an output layer with one output which is the path loss. The learning parameters are selected as follow: the number of epochs used for training is 500 and the train parameter goal is 10^{-4} . Fig. 2 presents the estimated path loss by MLP ANN on a large number of data used for testing.

The RBF ANN consists of an input layer which contains two inputs, frequency f and distance d , and a single hidden layer which activation function is a Gaussian and an output layer. The input samples were scaled, and the learning parameters are selected as follow: the spread of the Gaussian is 0.01, and the training parameter goal is same as in MLP ANN. Fig.5 presents the estimated path loss by RBF ANN.

ANNs estimate the path loss as function of inputs; frequency varying from 3 to 10 GHz and distance varying from 1 to 10 m. As the curves show, at each distance the frequency is varying from 3 to 10 GHz, so the phases of training and testing were done on all the range of frequency at each distance.

The blue curves present the real measured data in the mine environment, while the red curves present the output of the ANNs presenting the path loss estimated. To clarify the obtained results, we present a small portion of testing data (0.05%) used to estimate the performance of ANNs and that is shown in Fig.3 and Fig. 6.

Fig.3 presents the estimated path loss in an UWB channel in a mine environment by MLP ANN and the real data measures. The results show a good performance of this type to predict and model the channel in a mine environment and that is justified by the value of the mean square error (MSE) equals to 1.7618 decibel (dB), calculated over the 0.05% of the data set.

Fig.6 presents the estimated path loss in an UWB channel in a mine environment by RBF ANN and the real data measures show the performance of this type in modeling the channel, as we can see the two curves are almost superposed; besides, the value of MSE

equals to 0.0844 dB shows the accuracy of this type.

The results above show that the ANNs are able to predict the path loss in a mine environment, where measurements were done at 70 m, with high accuracy and with low MSE.

In fact, RBF ANN requires that there be as many RBF centers as there are distinct data points in the input space [13]. Although the RBF presents more precision and that is justified by the values of MSE calculated in each case, so it can be used to estimate the path loss of the channel, this type of ANN requires a large number of hidden neurons unlike the MLP ANN. Therefore, the needed time to achieve the training process is longer than that required in the case of MLP.

Nevertheless, since the training process is an offline procedure, we can neglect the time factor, and consider the RBF more effective to model the path loss of the channel in an experimental mine environment.

Also, there is another advantage of these models using neural network, owing to their capability of modeling the path loss as a function of the distance and the frequency, therefore for any frequency and distance desired, their path loss can be estimated.

V. Conclusion

This paper presents a different approach than traditional methods in modeling the path loss of the channel in a mine environment, based on using ANNs. The results show the efficiency of this method. Besides, it presents a comparative experimental study between two types of ANN. The performance of the RBF and the MLP in modeling the path loss has been compared. We have shown that the RBF ANNs generally achieve a lower error rate (MSE=0.0844 dB) than that of the MLP (MSE=1.7618 dB) and present more accuracy in predicting the channel path loss.

This work can help to choose the appropriate type of ANN to model the channel in a mine environment; once the most effective type is chosen; further work can be done such as estimating the phase of the S_{21} parameter.

The ANN can be implemented in a hardware circuit that presents an emulator for the UWB channel in a mine environment, and reflects the channel behavior in function of frequency and distance.

VI. REFERENCES

- [1] Tabataba Vakili, D. Abbasi-Moghadam, M. Yahyaabadi, "UWB Channel modeling improvement in indoor line-of-sight (LOS) Environments", *Int. J. Communications, Network and System Sciences*, 2010,3, 870-876.
- [2] J. TZU-HO Chuang, "Characterization of Ultra-Wideband radio wave propagation within the passenger cabin of Boeing 737-200 Air craft", B.A.S.C., The University of British Columbia, 2004.
- [3] T. S. Rappaport "Wireless Communications, principle & practice", 2nd edition, Prentice Hall, 2002
- [4] X. Mao, J. Jin, J. Yang, "Wireless channel modeling: classification, comparison and application", the 5th Int. Conference on Computer Science & Education, China, 2010.
- [5] Durgin, G. ; Rappaport, T.S. ; Xu, H. ;" Radio path loss and penetration loss measurements in and around homes and trees at 5.85 GHz", *IEEE Antennas and Propagation Society International Symposium*, 1998. Vol. 2, pp 618-621.
- [6] Benzakour, A. ; Affes, S. ; Despins, C. ; Tardif, P.M. ; "Wideband measurements of channel characteristics at 2.4 and 5.8 GHz in underground mining environments" *Proc .Of IEEE VTC2004-Fall,Los Angles, California, USA, September 26-29,2004,pp.3595-3599.*
- [7] C. Nerguizian ,C. Depins, S. Affes, M. Djadel, "Radio-channel characterization of an underground mine at 2.4 GHz", *Wireless Communications ,IEEE Transactions ,Vol. 4, Issue 5,Sept 2005 pp.2441-2453.*
- [8] B. Nkakanou, G.Y. Delisle, N. Hakem, "Experimental characterization of Ultra-Wideband propagation channel parameters measurements in an underground mine", *Journal of Computer Networks and Communications*Volume 2011 (2011),doi:10.1155/2011/157596
- [9] S. Haykin, *Neural Networks*, 2nd ed. Upper Saddle River, NJ: Prentice-Hall, 1999.
- [10] A.W. Jayawardena, D.A.K. Fernando, M.C. Zhou, " Comparison of Multilayer Perceptron and Radial Basis Function networks as tools for flood forecasting", *Proc. of the conference held at Anaheim, California, June, 1996, IAHS Publ. no. 239, 1997.*
- [11] W.D. Zhang, M.X. He, M.W. Mak, "Application of MLP and RBF Networks to cloud detection", *IEEE Proceedings of 2001 International Symposium on Intelligent Multimedia, Video and Speech Processing, Hong Kong May 2-4 2001.*
- [12] L. Fausett, *Fundamentals of Neural Networks, Architectures, Algorithms, and Applications*", Upper Saddle River, New Jersey, Prentice Hall 1994.
- [13] A. Bianconi, C.J. Von Zuben, A.B.de S. Serapiao, J.S. Govone, "Artificial neural networks: A novel approach to analyzing the nutritional ecology of a blowfly species, *Chrysomya, megacephala*", *Journal of Insect Science: Vol.10, Article 58.*
- [14] M. Kalakh, N. Kandil, N.Hakem, "Neural networks model of an UWB channel path loss in a mine environment", the 75th VTC spring 2012 Yokohama, Japon
- [15] S. Chen, G. J. Gibson, C. F. N. Cowan and P. M. Grant., "Adaptive Equalization of Finite Non-linear Channels Using Multilayer Perceptron". *Signal Processing* 20, Elsevier Science Publishers B.V, pp: 107-119, 1990.
- [16] T.L Hemminger, "Signal estimation with neural networks for multipath mobile communications", *Neural Networks*, 1997, International Conference on 9-12 June 1997
- [17] W. Chagra, R. Ben Abdenour, F. Bouani, M.Ksouri, G. Favier, "A comparative study on the channel modeling using feedforward and recurrent neural network structures", *IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics*, Oct. 1998, pp.3759 - 3763 vol.4
- [18] J. Tian, M. Gao, S. Zhou, "Research of wireless fading channel modeling based on radial basis function network", 5th International Conference on Wireless Communications, Networking and Mobile Computing, 2009. *WiCom '09*
- [19] M. Gao, J. Tian, S. Zhou, "Modeling for Mobile communication fading channel based on Wavelet Neural network", *International Conference on Information and Automation*, 2008. *ICIA June 2008*, pp 1566 - 1570

BIBLIOGRAPHIE

- [1] «DT 26 - L'UWB ou la bande ultra large, 19 mars 2010», Disponible en ligne : <http://www.strategiestm.com/DT-26-L-UWB-ou-la-bande-ultra.html>.
- [2] Disponible en ligne : <http://wapiti.telecom-lille1.eu/commun/ens/peda/options/ST/RIO/pub /exposes/ exposesrio2009-ttnfa2010/laurent-lejolivet/principes.html>
- [3] «Gestion du spectre et télécommunications», Disponible en ligne : <http://www.ic.gc.ca/eic/site/smt-gst.nsf/fra/sf06060.html>
- [4] «Caractérisation, modélisation, simulation et capacité du canal de transmission MIMO», Disponible en ligne http://ursifrance.instituttelecom.fr/pages/pages_evenements/journees_scient/docs_journees_2009/data/articles/000022.pdf
- [5] «Les Réseaux de Neurones, CHAPITRE 1», Disponible en ligne : <http://www.peoi.org/Courses/Coursesfr/neural/frame1.html>
- [6] «Apprentissage automatique : les réseaux de neurones», Disponible en ligne : http://thebrain.mcgill.ca/flash/capsules/pdf_articles/reseau_neurones.pdf
- [7] « Les réseaux de neurones », Disponible en ligne : <http://www-igm.univ-mlv.fr/~dr/XPOSE2002/Neurones/index.php?rubrique=Introduction>
- [8] «Introduction aux réseaux de neurones», Disponible en ligne : <http://www.a525g.com/intelligence-artificielle/introduction-reseaux-neurones.php>
- [9] «Introduction aux réseaux de neurones», Disponible en ligne : <http://www.chimique.usherbrooke.ca/cours/gch445/neurones-intro.html>
- [10] Paul Mühlethaler, « 802.11 et les réseaux sans fil », Eyrolles, 2002
- [11] H. Ghannoum, « Étude conjointe antenne/canal pour les communications Ultra Large Bande en présence du corps humain », Thèse de doctorat, l'École Nationale Supérieure des Télécommunications Spécialité : Électroniques et Communications, Décembre 2006.

- [12] V. Tabataba Vakili, D. Abbasi-Moghadam, M. Yahyaabadi, «UWB Channel modeling improvement in indoor line-of-sight (LOS) Environments Int. J. Communications, Network and System Sciences », 2010,3, 870-876.
- [13] T. S. Rappaport «Wireless Communications, principle & practice», 2nd edition, Prentice Hall, 2002
- [14] A. Chehri, P. Fortier, P. M Tardif « Frequency Domain Analysis of UWB Channel Propagation in Underground Mines», IEEE VTC'06-fall, September 25-28, Montreal, Canada, 2006
- [15] T.W. Barrett. , « History of UltraWideband radar and communication: Pionners and innovators ». Progress in Electromagnetic Symposium, Juillet 2000.
- [16] FCC, « First report and order, revision of Part 15 of the Commission's rules regarding ultra-wideband transmission systems », Document technique ET Docket 98-153, FCC,Avril 2002.
- [17] Jeffrey H. Reed, « An Introduction to Ultra Wideband Communication Systems », Prentice Hall, 2005.
- [18] Y. Rissafi, « Caractérisation d'un canal minier souterrain Ultra-Large bande (3 GHz-10 GHz) », Mémoire de maîtrise en informatique, Université du Québec en Outaouais, juin 2007
- [19] P. Pagani « Caractérisation et modélisation du canal de propagation radio en contexte Ultra Large Bande », thèse de doctorant, Institut National des sciences appliquées de Rennes, Décembre 2005.
- [20] N. Blaustein. Radio propagation in cellular networks. Artech house 2000
- [21] J. D. Parsons, « The Mobile Radio Propagation Channel », Chichester Wiley, 2000.
- [22] 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, Institut National des Sciences Appliquées de Rennes, France, 2000.
- [23] L. Yang et G. B. Giannakis, « Ultra-wideband communications an idea whose time has come », IEEE Signal Processing Magazine vol. 21, no 6, pages 26–54, November 2004.
- [24] P. A. Bello, « Characterization of randomly time-variant linear channels», IEEE Transactions on Communication Systems, vol. 11, pages 360–393, décembre 1963.

- [25] 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.
- [26] S. Gezici, H. Vincent Poor, « Position Estimation via Ultra-Wide-Band Signals », *Proceedings of the IEEE* | Vol. 97, No. 2, February 2009.
- [27] First report and order 02-48, Federal Communications Commission, Feb. 2002.
- [28] Z. Sahinoglu, S. Gezici, and I. Guvenc, « Ultra-Wideband Positioning Systems: Theoretical Limits, Ranging Algorithms, and Protocols ». Cambridge, U.K.: Cambridge Univ. Press, 2008.
- [29] S. Gezici, Z. Tian, G. B. Giannakis, H. Kobayashi, A. F. Molisch, H. V. Poor, and Z. Sahinoglu, « Localization via ultra-wideband radios: A look at positioning aspects for future sensor networks », *IEEE Signal Process. Mag.*, vol. 22, pp. 70–84, Jul. 2005.
- [30] K. Siwiak and J. Gabig, « IEEE 802.15.4IGa informal call for application response, contribution#11 contribution #11, IEEE 802.15-04/266r0, Jul. 2003. [Online]. Available: <http://www.ieee802.or/15/pub/TG4a.html>.
- [31] F. Salem Bahri, « Contribution À L'étude Des Systèmes Ultra Wideband Différentiels », Thèse de Doctorat, École nationale d'ingénieurs de Tunis en cotutelle avec l'école nationale supérieure des télécommunications de Bretagne, Mai 2009.
- [32] G. L. Turin, F. D. Clapp, T. L. Johnston, S. B. Fine et D. Lavry, « A Statistical Model of Urban Multipath Propagation », *IEEE Trans. Veh. Technol*, VOL. VT-21, pp. 1-9, Feb 1972.
- [33] TG4a channel modeling group, Andreas F. Molisch (Chairman); « 802.15.4a Channel model subgroup final report »; IEEE P802.15-04-0535-00-004a ; 15 September 2004.
- [34] H. Suzuki, «A Statistical Model for Urban Radio Propagation », *IEEE Trans. Commun* VOL. COM-251, Page (s): 673-680, July 1977.
- [35] H. Suzuki, «Simulation of the Urban Radio Propagation Channel », *IEEE Trans. Veh Technol*, VOL. VT-28, August 1979.
- [36] Adel A. M. Saleh et Reinaldo A. Valenzuela, «A Statistical Model for Indoor Multipath Propagation », *IEEE Journal on selected Areas in Communications*. Vol. Sac-5. No. 2. February 1987.

- [37] X. Mao, J. Jin, J. Yang, « Wireless channel modeling: classification, comparison and application », the 5th Int. Conference on Computer Science & Education, China, 2010.
- [38] B. Nkakanou, « Caractérisation d'un canal Ultra Large Bande (UWB) en milieu confiné souterrain », mémoire de maîtrise, université du Québec en Abitibi-Témiscamingue, Octobre 2011.
- [39] A. F. Molisch, « Ultra-Wide-Band Propagation Channels », Proceedings of the IEEE vol. 97, Feb 2009, pp. 353-371.
- [40] F. Dowla and F. Nekoogar, « Multiple access in ultra-wideband communications using multiple pulses and the use of least squares filters », Radio and Wireless Conference, RAWCON « 03. Proceedings, 2003, pp. 211-214.
- [41] G. Durgin and T. S. Rappaport, « Basic relationship between multipath angular spread and narrowband fading in wireless channels », *Electronics Letters*, vol. 34, Dec 1998, pp. 2431-2432.
- [42] S. Ait Farès, « Étude et conception d'un réseau d'antennes intelligent pour les applications dans les communications mobiles souterraines », thèse de doctorat, Université du Québec INRS-Énergie, Matériaux et Télécommunications, novembre 2007.
- [43] J. Proakis, « Digital communications », McGraw Hill, 4 th edition, 2000.
- [44] G.D Durgin and T.S, Rappaport, « Effects of multipath angular spread on the spatial cross-correlation of received voltage envelopes », Proc. of IEEE VTC99, 1999 v1o.2, pp.996-1000.
- [45] 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 - October 1968.
- [46] 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, September 1991.
- [47] D. J. Y. Lee, W. C. Y. Lee, « Fine Tune Lee Model », Personal, Indoor and Mobile Radio Communications, vol. 1, 2000.
- [48] W. C. Y. Lee, « Mobile Cellular Telecommunication System », Analog & Digital, McGraw Hill, 1995.

- [49] Procedures for the choice of radio transmission technologies of the UMTS, TR 101 112 V3.1.0, November 1997, UMTS 30.03 version 3.1.0. UMTS30.03.
- [50] E. Viennet, « Réseaux à fonctions de base radiales », 2006.
- [51] J. Moody J, C. Darken , « Fast Learning in Networks of Locally-tuned Processing Units », *Neural Computation*, vol. 1, p. 281-294, 1989.
- [52] S. Haykin, « Neural Networks », 2nd ed. Upper Saddle River, NJ: Prentice-Hall, 1999.
- [53] M. Parizeau, « RÉSEAUX DE NEURONES GIF-21140 et GIF-64326 », Université Laval, Automne 2004.
- [54] F. Fogelman Soulié, B. Lamy, E. Viennet, « Multi-Modular Neural Networks Architectures for Pattern Recognition: Applications in Optical Characters Recognition and Human Face Recognition », *Int. J. Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, vol. 7, n° 4, p. 721-755, 1993, Extended version as Tech. Report 827, LRI 1993.
- [55] T. Poggio, F. Girosi, « Networks for Approximation and Learning », *Proceedings of the IEEE*, vol. 78, n° 9, p. 1481-1497, September 1990.
- [56] D. Broomhead, D. Lowe, « Multivariate functional interpolation and adaptive Networks », *Complex Systems*, vol. 2, 1988.
- [57] A. Tikhonov, V. Arsenin, « Solutions of Ill-posed Problem », W.H. Winston, Washington D.C., 1977.
- [58] A. Bianconi, C.J. Von Zuben, A.B. de S. Serapiao, J.S. Govone, « Artificial neural networks: A novel approach to analyzing the nutritional ecology of a blowfly species, *Chrysomya, megacephala* », *Journal of Insect Science*: Vol.10, Article 58.
- [59] D. Porcino Et W. Hirt, « Ultra-wideband radio technology: potential and challenges ahead », *IEEE Communications Magazine*, vol. 41, no 7, pages 66–74, juillet 2003.
- [60] Y. Liuqing and G. B. Giannakis, « Ultra-wideband communications: an idea whose time has come », *Signal Processing Magazine, IEEE*, vol. 21, pp. 26-54, 2004.
- [61] K. Siwiak and D. McKeown, « Ultra-wideband radio technology: John Wiley & Sons », 2004.
- [62] S. Collonge, « Caractérisation et modélisation de la propagation des ondes électromagnétiques à 60 GHz à l'intérieur des bâtiments », Thèse de doctorat, Institut National des Sciences Appliquées de Rennes, Mai 2005.

- [63] L. Fausett, «Fundamentals of Neural Networks, Architectures, Algorithms, and Applications», Upper Saddle River, New Jersey, Prentice Hall 1994.
- [64] Matlab R2010a Neural network toolbox.
- [65] D. Tse and P. Viswanath, «Fundamentals of Wireless Communication», Cambridge University, 2005.
- [66] F. Zheng and T. Kaiser, «On the Evaluation of Channel Capacity of UWB Indoor Wireless Systems», IEEE Transactions on Signal Processing, vol.56, Dec 2008, pp.6106-6113.
- [67] D. Cassioli, M. Z. win, et A. F. molisch, « The ultra-wide bandwidth indoor channel : from statistical model to simulations », IEEE, Journal on Selected Areas in Communications, vol. 20, no 6, pages 1247–1257, August 2002.
- [68] N. Zaarour, N. Kandil, N. Hakem and C. Despins, « Comparative Experimental Study on Modeling the Path Loss of an UWB Channel in a Mine Environment Using MLP and RBF Neural Networks», Wireless Communications in Unusual and Confined Areas (ICWCUCA), International Conference, August 2012.