

GILLES IBRAHIM WASSI

RADIOLOCALISATION EN MILIEU CONFINÉ NON STATIONNAIRE

Mémoire présenté
à la Faculté des études supérieures de l'Université Laval
dans le cadre du programme de maîtrise en génie électrique
pour l'obtention du grade de Maître ès sciences (M.Sc.)

FACULTÉ DES SCIENCES ET DE GÉNIE
UNIVERSITÉ LAVAL
QUÉBEC

MAI 2005

Résumé

Ce travail de recherche s'inscrit dans un projet plus global visant à faire de la radiolocalisation dans des mines souterraines. La technique de radiolocalisation utilisée est celle basée sur des signatures. Ces signatures étant prises dans un état statique du canal de propagation, il s'ensuit une dégradation de la précision de localisation lorsqu'elles sont utilisées pour localiser un mobile lorsque le canal devient non stationnaire. Pour contrer cette dégradation de la précision de localisation, on étudie dans ce projet un concept utilisant plusieurs bases de signatures recueillies dans différents états statiques du canal avec des références fixes. Ces références permettent de détecter les variations du canal de propagation et ainsi de choisir la base de signatures représentant l'état du canal le plus proche de son état actuel pour localiser le mobile. Les résultats montrent que ce concept fonctionne et permet d'avoir une précision de localisation pratiquement identique à celle obtenue dans un canal statique.

Remerciements

Je voudrais d'abord remercier le Dr Dominic Grenier, mon directeur de recherche, pour la confiance qu'il a eu en moi, le soutien constant qu'il m'a offert, l'aide précieuse et les conseils éclairés qu'il m'a fournis tout au long de la réalisation de ce projet de recherche. Je tiens également à remercier le Dr Chahé Nerguizian et le Dr Charles Despins, mes co-directeurs, pour toutes leurs précieuses contributions.

Mes remerciements vont aussi au Dr René Le, le directeur du Laboratoire de Recherche en Communications Souterraines (LRCS), pour m'avoir fourni un cadre de travail agréable et les moyens de réaliser ce projet.

À tous les membres du LRCS, je tiens à vous souligner le plaisir que j'ai eu à travailler avec vous et vous remercier de l'ambiance chaleureuse qui règne dans ce laboratoire.

Je tiens aussi à remercier infiniment ma petite amie, Geneviève Bouchard, pour tous les sacrifices qu'elle a faits et le soutien constant qu'elle m'a fourni afin que je mène à bien ce projet.

Enfin, rien de tout ceci n'aurait été possible sans mes parents qui ont toujours cru en moi et m'ont chaque fois donné le coup de pouce dont j'ai besoin dans les moments difficiles. Je tiens à leur exprimer toute ma gratitude et tout mon amour.

Table des matières

RÉSUMÉ	I
REMERCIEMENTS	II
TABLE DES MATIÈRES	III
TABLE DES FIGURES	VI
LISTE DES TABLEAUX	VIII
ACRONYMES ET ABRÉVIATIONS	IX
INTRODUCTION	1
INTRODUCTION À LA RADIOLOCALISATION	5
1.1 Introduction	5
1.2 Principe de la radiolocalisation	5
1.3 Principales techniques de radiolocalisation	9
1.3.1 Techniques basées sur la modélisation mathématique du canal de propagation	9
1.3.1.1 Technique basée sur la puissance des signaux reçus	9
1.3.1.2 Technique basée sur l'angle d'arrivée des signaux reçus	12
1.3.1.3 Technique basée sur le temps d'arrivée des signaux reçus	14
1.3.1.4 Technique basée sur la différence des temps d'arrivée des signaux reçus	15
1.3.2 Technique basée sur les signatures	17
1.3.3 Récapitulatif des principales techniques de radiolocalisation	19
1.4 Exemples de systèmes de radiolocalisation	21
1.4.1 Le système GPS	21
1.4.2 Le système RADAR	22
1.5 Conclusion du chapitre	23
SYSTÈME DE RADIOLOCALISATION UTILISÉ ET MESURES	
EXPÉRIMENTALES EFFECTUÉES	25
2.1 Introduction	25
2.2 Technique de radiolocalisation utilisée	25
2.2.1 Type de signature utilisé	28
2.2.2 Algorithmes de localisation utilisés	29
2.2.2.1 Réseaux de neurones perceptron multicouches	29
2.2.2.2 Réseaux de neurones GRNN	33
2.2.2.3 Méthode des K voisins les plus proches	34

2.2.2.4	Méthode basée sur les histogrammes.....	35
2.3	<i>Protocole expérimental.....</i>	37
2.3.1	Matériel et logiciel utilisés	38
2.3.2	Mode opératoire	42
2.4	<i>Environnements de mesures.....</i>	44
2.4.1	Corridor d'un immeuble	44
2.4.2	Galerie souterraine de la mine CANMET	45
2.5	<i>Mesures effectuées.....</i>	47
2.5.1	Mesures prises dans le corridor	47
2.5.1.1	Formation des bases de signatures	47
2.5.1.2	Mesures prises pour le test du concept.....	50
2.5.2	Mesures prises dans la galerie minière souterraine	52
2.6	<i>Conclusion du chapitre</i>	53
RÉSULTATS DE RADIOLOCALISATION DANS LE CORRIDOR.....		54
3.1	<i>Introduction</i>	54
3.2	<i>Résultats de localisation dans les cinq états statiques.....</i>	54
3.2.1	État statique 1	55
3.2.1.1	Couverture des trois points d'accès	56
3.2.1.2	Résultats de localisation.....	57
3.2.2	État statique 2	59
3.2.2.1	Couverture des trois points d'accès	59
3.2.2.2	Résultats de localisation.....	60
3.2.3	État statique 3	61
3.2.3.1	Couverture des trois points d'accès	61
3.2.3.2	Résultats de localisation.....	62
3.2.4	État statique 4	64
3.2.4.1	Couverture des trois points d'accès	64
3.2.4.2	Résultats de localisation.....	64
3.2.5	État statique 5	66
3.2.5.1	Couverture des trois points d'accès	66
3.2.5.2	Résultats de localisation.....	67
3.3	<i>Comparaison des résultats de localisation dans les états</i>	69
3.3.1	Comparaison des résultats avec le réseau MLP.....	69
3.3.2	Comparaison des résultats avec le réseau GRNN.....	71
3.3.3	Comparaison des résultats avec la méthode KNN.....	72
3.3.4	Comparaison des résultats avec la méthode Prob.....	74
3.3.5	Comparaison générale et analyse	75
3.4	<i>Conclusion du chapitre</i>	77
RÉSULTATS DE RADIOLOCALISATION DANS LE CANAL NON STATIONNAIRE.....		79
4.1	<i>Introduction</i>	79
4.2	<i>Système de radiolocalisation pour le canal non stationnaire</i>	79
4.2.1	Concept proposé par Nerguizian	80
4.2.2	Implantation du concept	81
4.3	<i>Résultats de localisation dans le canal non stationnaire</i>	84

4.3.1	Résultats de localisation obtenus avec le réseau de neurones MLP	84
4.3.2	Résultats de localisation obtenus avec le réseau de neurones GRNN	88
4.3.3	Résultats de localisation obtenus avec la méthode KNN	90
4.3.4	Résultats de localisation obtenus avec la méthode Prob.....	92
4.3.5	Récapitulatif et comparaison des résultats dans le canal non stationnaire.....	93
4.4	<i>Gain de performance obtenu avec le concept proposé</i>	95
4.5	<i>Conclusion du chapitre</i>	97
RÉSULTATS DE RADIOLOCALISATION DANS LA GALERIE MINIÈRE SOUTERRAINE		99
5.1	<i>Introduction</i>	99
5.2	<i>Résultats de radiolocalisation</i>	99
5.2.1	Couverture des trois points d'accès.....	101
5.2.2	Résultats	102
5.3	<i>Comparaison des résultats de localisation obtenus dans la galerie minière souterraine et dans le corridor</i>	104
5.4	<i>Conclusion du chapitre</i>	105
CONCLUSION GÉNÉRALE		106
BIBLIOGRAPHIE		110
ANNEXE A. COUVERTURE EN 3D DES POINTS D'ACCÈS		113
A.1	<i>Couverture en 3D des trois points d'accès dans l'état 1 du corridor</i>	114
A.2	<i>Couverture en 3D des trois points d'accès dans l'état 2 du corridor</i>	116
A.3	<i>Couverture en 3D des trois points d'accès dans l'état 3 du corridor</i>	118
A.4	<i>Couverture en 3D des trois points d'accès dans l'état 4 du corridor</i>	120
A.5	<i>Couverture en 3D des trois points d'accès dans l'état 5 du corridor</i>	122
A.6	<i>Couverture en 3D des trois points d'accès dans la galerie souterraine</i>	124
ANNEXE B. PROGRAMMES MATLAB		126
B.1	<i>Programme qui permet de ne retenir que trente secondes d'enregistrement ...</i> 127	
B.2	<i>Programme qui calcule la puissance moyenne sur trente secondes pour chaque point d'accès</i>	128
B.3	<i>Programme pour entraîner le réseau MLP</i>	130
B.4	<i>Programme pour entraîner le réseau GRNN</i>	131
B.5	<i>Programme pour la radiolocalisation en utilisant le réseau MLP</i>	132
B.6	<i>Programme pour la radiolocalisation en utilisant le réseau GRNN</i>	133
B.7	<i>Programmes pour la radiolocalisation en utilisant la méthode KNN</i>	134
B.8	<i>Programmes pour la radiolocalisation en utilisant la méthode Prob</i>	137
B.9	<i>Programme pour la radiolocalisation en utilisant le concept proposé dans le canal non stationnaire</i>	145

B.10	Programme qui calcule les erreurs commises	150
-------------	---	------------

Table des figures

Figure 1.1	Principe de radiolocalisation utilisant l'approche ascendante.....	7
Figure 1.2	Principe de radiolocalisation utilisant l'approche descendante.....	7
Figure 1.3	Technique de radiolocalisation basée sur la puissance du signal reçu	11
Figure 1.4	Technique de radiolocalisation basée sur l'angle d'arrivée des signaux des trajets directs reçus	13
Figure 1.5	Technique de radiolocalisation basée sur la différence des temps d'arrivée des signaux des trajets directs reçus.....	16
Figure 2.1	Principe de base du système de radiolocalisation utilisé.....	27
Figure 2.2	Modèle d'un neurone artificiel.....	30
Figure 2.3	Structure du réseau MLP utilisé.....	31
Figure 2.4	Matériel utilisé pour faire les mesures	38
Figure 2.5	Fenêtre de capture de Network Stumbler.....	41
Figure 2.6	Fenêtre de capture du logiciel client de la carte Orinoco	41
Figure 2.7	Photo du corridor utilisé pour les mesures	44
Figure 2.8	Plan du corridor utilisé pour les mesures	45
Figure 2.9	Plan de la galerie souterraine utilisée pour les mesures	46
Figure 2.10	Photo de la galerie souterraine utilisée pour les mesures	46
Figure 2.11	Plan du corridor avec position des points d'accès.....	48
Figure 2.12	Plan du corridor avec la position des points d'accès et des références	51
Figure 2.13	Plan de la galerie souterraine avec la position des points d'accès.....	52
Figure 3.1	Puissances des 3 points d'accès mesurées suivant l'axe y dans l'état statique 1.....	56
Figure 3.2	Fonctions de distribution cumulative des erreurs sur les données (a) d'apprentissage et (b) de test recueillies dans l'état statique 1	58
Figure 3.3	Puissances des 3 points d'accès mesurées suivant l'axe y dans l'état statique 2.....	59
Figure 3.4	Fonctions de distribution cumulative des erreurs sur les données (a) d'apprentissage et (b) de test recueillies dans l'état statique 2	60
Figure 3.5	Puissances des 3 points d'accès mesurées suivant l'axe y dans l'état statique 3.....	62
Figure 3.6	Fonctions de distribution cumulative des erreurs sur les données (a) d'apprentissage et (b) de test recueillies dans l'état statique 3	63
Figure 3.7	Puissances des 3 points d'accès mesurées suivant l'axe y dans l'état statique 4.....	64
Figure 3.8	Fonctions de distribution cumulative des erreurs sur les données (a) d'apprentissage et (b) de test recueillies dans l'état statique 4	65
Figure 3.9	Puissances des 3 points d'accès mesurées suivant l'axe y dans l'état statique 5.....	67
Figure 3.10	Fonctions de distribution cumulative des erreurs sur les données (a) d'apprentissage et (b) de test recueillies dans l'état statique 5	68
Figure 3.11	Fonctions de distribution cumulative des erreurs faites par le réseau MLP sur les données (a) d'apprentissage et (b) de test dans les 5 états statiques.....	70

Figure 3.12 Fonctions de distribution cumulative des erreurs faites par le réseau GRNN sur les données (a) d'apprentissage et (b) de test dans les 5 états statiques.....	71
Figure 3.13 Fonctions de distribution cumulative des erreurs faites par la méthode KNN sur les données (a) d'apprentissage et (b) de test dans les 5 états statiques.....	73
Figure 3.14 Fonctions de distribution cumulative des erreurs faites par la méthode Prob sur les données (a) d'apprentissage et (b) de test dans les 5 états statiques.....	74
Figure 4.1 Schéma du processus de localisation utilisé dans le canal non stationnaire.....	82
Figure 4.2 Fonctions de distribution cumulative des erreurs faites par le réseau MLP sur les données de test prises dans le canal non stationnaire	85
Figure 4.3 Fonctions de distribution cumulative des erreurs faites par le réseau GRNN sur les données de test prises dans le canal non stationnaire	88
Figure 4.4 Fonctions de distribution cumulative des erreurs faites par la méthode KNN sur les données de test prises dans le canal non stationnaire	90
Figure 4.5 Fonctions de distribution cumulative des erreurs faites par la méthode Prob sur les données de test prises dans le canal non stationnaire	92
Figure 4.6 Fonctions de distribution cumulative des erreurs sur les données de test du canal non stationnaire faites par le concept et les algorithmes de jumelage (état statique 1)	96
Figure 5.1 Puissances des 3 points d'accès mesurées suivant l'axe y dans la galerie minière souterraine	101
Figure 5.2 Fonctions de distribution cumulative des erreurs sur (a) les données d'apprentissage et (b) de test dans la galerie minière souterraine.....	102
Figure A1 Puissances du point d'accès AP1 mesurées dans l'état statique 1 dans le corridor.....	114
Figure A2 Puissances du point d'accès AP2 mesurées dans l'état statique 1 dans le corridor.....	114
Figure A3 Puissances du point d'accès AP3 mesurées dans l'état statique 1 dans le corridor.....	115
Figure A4 Puissances du point d'accès AP1 mesurées dans l'état statique 2 dans le corridor.....	116
Figure A5 Puissances du point d'accès AP2 mesurées dans l'état statique 2 dans le corridor.....	116
Figure A6 Puissances du point d'accès AP3 mesurées dans l'état statique 2 dans le corridor.....	117
Figure A7 Puissances du point d'accès AP1 mesurées dans l'état statique 3 dans le corridor.....	118
Figure A8 Puissances du point d'accès AP2 mesurées dans l'état statique 3 dans le corridor.....	118
Figure A9 Puissances du point d'accès AP3 mesurées dans l'état statique 3 dans le corridor.....	119
Figure A10 Puissances du point d'accès AP1 mesurées dans l'état statique 4 dans le corridor.....	120
Figure A11 Puissances du point d'accès AP2 mesurées dans l'état statique 4 dans le corridor.....	120
Figure A12 Puissances du point d'accès AP3 mesurées dans l'état statique 4 dans le corridor.....	121
Figure A13 Puissances du point d'accès AP1 mesurées dans l'état statique 5 dans le corridor.....	122
Figure A14 Puissances du point d'accès AP2 mesurées dans l'état statique 5 dans le corridor.....	122
Figure A15 Puissances du point d'accès AP3 mesurées dans l'état statique 5 dans le corridor.....	123
Figure A16 Puissances du point d'accès AP1 mesurées dans la galerie minière souterraine.....	124
Figure A17 Puissances du point d'accès AP2 mesurées dans la galerie minière souterraine.....	124
Figure A18 Puissances du point d'accès AP3 mesurées dans la galerie minière souterraine.....	125

Liste des tableaux

Tableau 1.1 Récapitulatif des techniques de radiolocalisation.....	20
Tableau 2.1 Spécifications du point d'accès Hawking WA300 Wireless AP 802.11b	39
Tableau 3.1 Paramètres des quatre algorithmes de localisation utilisés dans le corridor	55
Tableau 3.2 Tableau récapitulatif des résultats de localisation dans l'état statique 1.....	58
Tableau 3.3 Tableau récapitulatif des résultats de localisation dans l'état statique 2.....	61
Tableau 3.4 Tableau récapitulatif des résultats de localisation dans l'état statique 3.....	63
Tableau 3.5 Tableau récapitulatif des résultats de localisation dans l'état statique 4.....	66
Tableau 3.6 Tableau récapitulatif des résultats de localisation dans l'état statique 5.....	68
Tableau 3.7 Tableau comparatif des résultats de localisation donnés par le réseau MLP dans les 5 états statiques.....	70
Tableau 3.8 Tableau comparatif des résultats de localisation donnés par le réseau GRNN dans les 5 états statiques	72
Tableau 3.9 Tableau comparatif des résultats de localisation donnés par la méthode KNN dans les 5 états statiques	73
Tableau 3.10 Tableau comparatif des résultats de localisation donnés par la méthode Prob dans les 5 états statiques	75
Tableau 3.11 Tableau récapitulatif des résultats de localisation dans les cinq états statiques.....	75
Tableau 4.1 Tableau récapitulatif des résultats de localisation dans le canal non stationnaire obtenus avec le réseau de neurones MLP.....	86
Tableau 4.2 Tableau récapitulatif des résultats de localisation dans le canal non stationnaire obtenus avec le réseau de neurones GRNN.....	89
Tableau 4.3 Tableau récapitulatif des résultats de localisation dans le canal non stationnaire obtenus avec la méthode KNN.....	91
Tableau 4.4 Tableau récapitulatif des résultats de localisation dans le canal non stationnaire obtenus avec la méthode Prob	93
Tableau 4.5 Tableau comparatif des résultats de localisation dans le canal non stationnaire	94
Tableau 4.6 Tableau récapitulation des résultats de localisation dans le canal non stationnaire obtenus avec le concept et les algorithmes de jumelage (état statique 1)	96
Tableau 5.1 Paramètres des quatre algorithmes de jumelage utilisés dans la galerie minière souterraine	100
Tableau 5.2 Tableau récapitulatif des résultats de localisation obtenus dans la galerie minière souterraine.....	103
Tableau 5.3 Tableau comparatif des résultats de localisation obtenus dans le corridor (état statique 1) et dans la galerie minière souterraine.....	104

Acronymes et abréviations

AP	Access Point
BER	Bit Error Rate
CANMET	CANadian centre for Minerals and Energy Technology
CCK	Complementary Code Keying
DBPSK	Differential Binary Phase Shift Keying
DQPSK	Differential Quadrature Phase Shift Keying
DSSS	Direct Sequence Spread Spectrum
GPS	Global Positioning System
GRNN	Generalized Regression Neural Network
IEEE	Institute of Electrical and Electronics Engineers
ISM	Industry, Scientific and Medical
KNN	K-Nearest Neighbors
LOS	Line Of Sight
LRCS	Laboratoire de Recherche en Communications Souterraines
MAC	Medium Access Control
MLP	Multi-Layer Perceptron
NLOS	No Line Of Sight
RBF	Radial Basis Function
RF	Radio Frequency
SB	Station de Base
SNR	Signal Noise Ratio
UQAT	Université du Québec en Abitibi-Témiscamingue
WLAN	Wireless Local Area Network

Introduction

La ville de Val-d'Or, et plus généralement la région de l'Abitibi-Témiscamingue, s'est développée grâce aux mines¹ souterraines. Avec le développement et l'agrandissement des galeries souterraines de ces mines qui sont creusées de plus en plus profondément, on a assisté au fil des années à plusieurs accidents mortels (incendies, effondrements des galeries souterraines, etc.). La sécurité, et plus particulièrement l'évacuation rapide et efficace des galeries souterraines en cas d'accident, est ainsi devenue une préoccupation importante.

En cas d'incendie par exemple, il est important d'évacuer rapidement les galeries souterraines et de ramener toutes les personnes qui sont présentes à la surface afin que la fumée qui s'y propage n'incommodé d'autres personnes ou pire n'entraîne des décès. Or ces galeries, souvent très nombreuses, constituent un véritable labyrinthe et si on ne sait pas approximativement où se trouvent les personnes, les retrouver rapidement devient un véritable tour de force. Il s'est donc avéré indispensable de mettre en place des mesures pour connaître précisément le nombre de personnes qui descendent dans les galeries souterraines et les endroits où elles travaillent. La principale mesure implantée est, qu'avant de descendre dans les galeries souterraines, toute personne doit l'indiquer à la surface avec l'heure à laquelle elle descend et le lieu où elle travaillera. Quand elle remonte à la surface, elle doit aussi l'indiquer avec l'heure de sortie. Cette mesure permet ainsi de toujours savoir combien de personnes

¹ Dans tout ce mémoire le terme « mine » désignera l'ensemble des galeries souterraines et les bâtiments en surface d'une installation minière.

sont présentes dans les galeries souterraines et les endroits où elles travaillent. Bien que cela se soit avéré efficace, des problèmes de localisation précise des personnes à l'intérieur des galeries souterraines demeurent. L'individu peut quitter son lieu de travail pour aller dîner par exemple ou, pour une raison ou une autre, se retrouver dans une autre galerie; ou encore les personnes qui disposent d'un moyen motorisé et qui remontent ou descendent sans cesse ne peuvent pas toujours donner leur position exacte dans les galeries. Toutes ces situations peuvent compliquer la tâche des personnes chargées de l'évacuation en cas d'accident.

C'est pour ces raisons que le Laboratoire de Recherche en Communications Souterraines (LRCS), situé à Val-d'Or et rattaché à l'Université du Québec en Abitibi-Témiscamingue (UQAT), a décidé de se pencher sur la conception d'un système de radiolocalisation efficace dans les milieux souterrains. Ce système de radiolocalisation permettrait de savoir en tout temps le nombre de personnes et les endroits exacts où elles se situent dans les différentes galeries souterraines. Il pallierait aussi au problème du déplacement des mineurs car un suivi des personnes dans la mine se ferait en temps réel ou à une fréquence donnée (toutes les minutes, toutes les cinq minutes, etc.). Ainsi en plus de permettre une évacuation plus rapide en cas d'accident, le système pourrait permettre de régler automatiquement le débit de la ventilation dans les endroits où se trouvent les mineurs en fonction de leur nombre. Ce serait aussi un moyen efficace pour s'assurer qu'il n'y a plus personne dans une galerie de la mine avant de faire des explosions pour la création de nouvelles galeries. Ce système pourrait trouver encore de nombreuses autres applications.

Dans ce cadre, le travail de doctorat [1] du Dr Chahé Nerguizian, effectué au LRCS et en collaboration avec la mine expérimentale du Centre Canadien de la Technologie des Minéraux et de l'Énergie (CANMET), a porté sur la radiolocalisation dans le cas spécifique de l'environnement minier. Nerguizian a utilisé la technique de radiolocalisation basée sur les signatures. Les signatures utilisées sont des paramètres issus des mesures à bande large (mesures des réponses impulsionnelles du canal de

propagation) à savoir: le délai moyen relatif, l'étalement efficace du retard, l'étalement maximal du retard, la puissance relative totale des trajets multiples, le nombre total de réflexions, le temps d'arrivée et la puissance du premier trajet réfléchi. Avec ces signatures et un réseau de neurones artificiels perceptron multicouches utilisé comme algorithme de jumelage, Nerguizian est arrivé à une erreur de localisation de moins de 2 m pour 80% des données de test. Mais ces résultats ont été obtenus dans un canal statique (pendant la prise de mesures, rien ne bouge dans le canal de propagation et l'état du canal est presque identique pour tous les points de mesures). Or dans la réalité, le canal de propagation est non stationnaire; ce qui provoque une dégradation de la précision de localisation avec l'utilisation des signatures recueillies dans le canal stationnaire. Pour contrer cette dégradation de la précision de localisation dans le canal non stationnaire, Nerguizian a proposé dans sa thèse un concept basé sur l'utilisation de plusieurs bases de signatures et l'installation dans l'espace de test d'un certain nombre de références fixes à des emplacements connus qui vont permettre de détecter les changements du canal de propagation. On choisit la base de signatures qui représente le mieux l'état actuel du canal de propagation pour localiser le mobile dans le cas non stationnaire. Ce choix se fera de manière dynamique.

L'objectif de ce présent travail est de valider ce concept à partir de mesures expérimentales en bande étroite. Malgré le fait que les mesures de la thèse ont été faites en bande large, la validation du concept sera basée sur les mesures en bande étroite. Les signatures de chaque base doivent être obtenues dans un même état statique, mais différent d'une base à l'autre, du canal de propagation afin d'assurer l'uniformité entre les points de mesures. Deux séries de mesures ont été prises. La première série a permis de constituer cinq bases de signatures prises dans cinq états statiques différents du canal de propagation. La deuxième série de mesures a été prise dans le canal non stationnaire (mouvement de personnes et d'objets pendant et entre les prises de mesures); elle a permis d'obtenir des points de test réels. Comme le concept proposé est valable dans tout environnement, une grande partie des

expériences a été effectuée dans un corridor d'un immeuble d'un complexe scolaire. Des mesures expérimentales ont aussi été effectuées en milieu souterrain dans la mine expérimentale de CANMET.

Dans la suite de ce mémoire, les protocoles expérimentaux, les algorithmes de jumelage utilisés, le concept pour contrer la dégradation de la précision de localisation observée dans le canal non stationnaire et les différents résultats sont présentés. Le premier chapitre est une introduction à la radiolocalisation. Les principales techniques de radiolocalisation sont présentées et quelques exemples de systèmes de radiolocalisation existants sont donnés. Le second chapitre porte sur la partie expérimentale du projet. La technique de radiolocalisation utilisée dans le présent travail est d'abord décrite. Ensuite, les protocoles expérimentaux, les lieux d'expérimentation, le type d'empreintes et les algorithmes de jumelage utilisés sont présentés. Le troisième chapitre présente les résultats de localisation obtenus pour chacun des cinq états statiques dans le corridor. Une analyse de ces résultats et une comparaison des cinq états sont aussi effectuées. Le quatrième chapitre présente les résultats de localisation obtenus dans le canal non stationnaire. Le concept proposé par Nerguizian est présenté. Une comparaison est faite entre les résultats obtenus avec et sans l'utilisation du concept. Le cinquième chapitre présente les résultats de mesures prises dans les galeries souterraines de la mine CANMET. Une comparaison de ces résultats avec ceux obtenus dans le corridor de l'immeuble du complexe scolaire est aussi effectuée. Enfin, la conclusion générale récapitule tous les résultats obtenus et présente les avantages et les limites du concept proposé. On traite aussi des prolongements possibles de ce travail.

Chapitre 1

Introduction à la radiolocalisation

1.1 Introduction

Ce chapitre est divisé en trois parties. La première partie traite d'abord de la nécessité des systèmes de radiolocalisation et donne plusieurs exemples de leur utilisation. Ensuite, le principe général sur lequel se basent toutes les techniques de radiolocalisation est décrit. Enfin, les différentes difficultés auxquelles on doit faire face dans l'élaboration d'un système de radiolocalisation sont expliquées. La deuxième partie présente les principales techniques de radiolocalisation existantes. La troisième partie donne quelques exemples de systèmes de radiolocalisation.

1.2 Principe de la radiolocalisation

La radiolocalisation [2, 3, 4] est une technique qui permet de connaître la position plus ou moins exacte d'un mobile (un individu ou un objet) dans un environnement donné. Depuis une dizaine d'années environ, surtout avec la naissance du système de positionnement GPS [5, 6] (*Global Positioning System*), on remarque une demande croissante des systèmes de radiolocalisation. Cette forte demande est stimulée par plusieurs facteurs dont, entre autres, l'insécurité croissante, la recherche d'une

efficacité plus grande dans la conduite des affaires commerciales, etc. Les systèmes de radiolocalisation sont ainsi utilisés dans plusieurs domaines pour une panoplie d'applications différentes. Dans le domaine médical par exemple, on utilise les systèmes de radiolocalisation sur des personnes qui souffrent de pertes de mémoire ou plus généralement sur les personnes qui présentent un risque de ne pas retrouver leur chemin au cas où elles se perdraient. C'est le cas des personnes atteintes de la maladie d'Alzheimer. On peut aussi utiliser ces systèmes pour la surveillance des enfants de manière à les retrouver plus facilement en cas de problème. Dans le domaine de la sécurité publique, le service 911 en Amérique du nord utilise ces systèmes pour identifier plus rapidement l'endroit où se trouvent les personnes munies d'un téléphone cellulaire, prises dans un accident et qui ne connaissent pas toujours leur position. Plusieurs automobiles sont aujourd'hui équipées de récepteurs GPS et sont donc retrouvées plus facilement par la police en cas de vol. Ces systèmes sont aussi utilisés dans les entreprises pour faire le suivi de marchandises ou pour identifier rapidement dans un grand entrepôt un objet. Dans le domaine militaire, ils servent essentiellement à l'espionnage ou au suivi de missions militaires.

Deux méthodes sont généralement utilisées pour faire de la radiolocalisation : la triangulation et l'utilisation de signatures. Les principales techniques basées sur ces méthodes sont expliquées dans la section suivante. Toutes ces techniques reposent sur un même principe mais peuvent être implantées en suivant deux approches différentes : l'approche ascendante et l'approche descendante. Dans l'approche ascendante, le mobile est l'émetteur et sa localisation est effectuée au niveau d'un serveur central fixe. La majorité des techniques basées sur la triangulation utilise généralement cette approche. Par contre, dans l'approche descendante, le mobile est le récepteur et sa localisation se fait à son propre niveau. Le GPS utilise cette approche. Les techniques utilisant les signatures peuvent utiliser l'une ou l'autre des deux approches. Les deux figures ci-dessous illustrent les deux approches utilisées et le principe général des techniques de radiolocalisation.

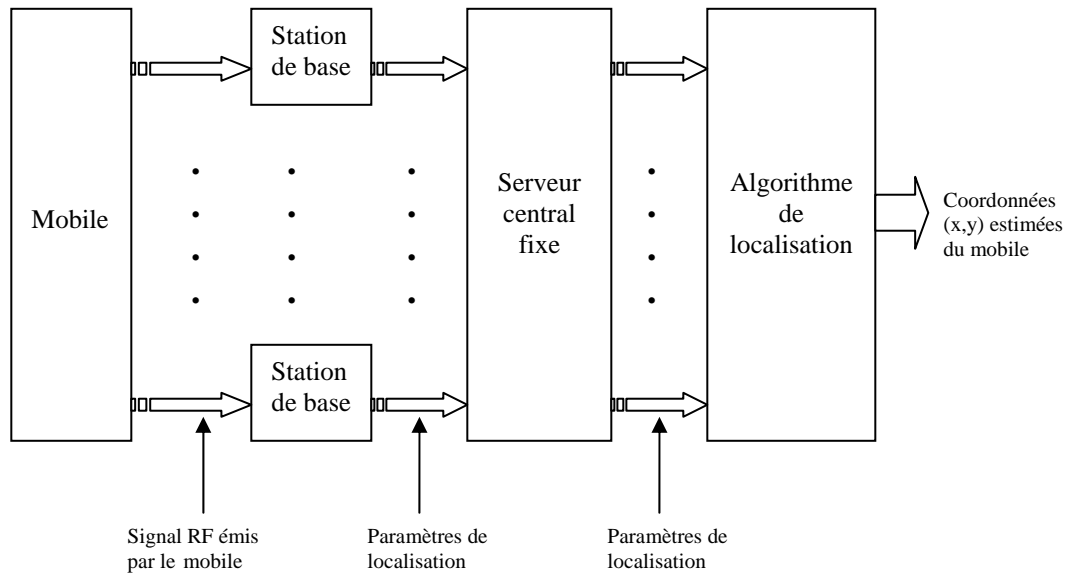


Figure 1.1 Principe de radiolocalisation utilisant l'approche ascendante

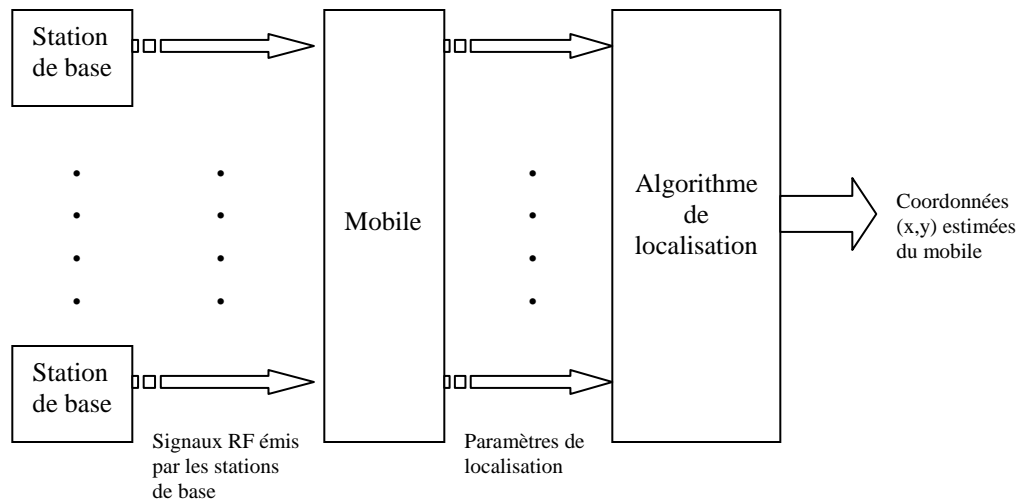


Figure 1.2 Principe de radiolocalisation utilisant l'approche descendante

Les figures 1.1 et 1.2 montrent que toutes les techniques de radiolocalisation nécessitent l'installation d'un dispositif radio sur le mobile et la présence d'une ou de plusieurs stations de base à emplacements fixes. Dépendant de l'approche utilisée, le

mobile est l'émetteur et les stations de base sont les récepteurs du signal RF émis par le mobile ou l'inverse. À la réception du ou des signaux RF, on mesure les paramètres du ou des signaux qui vont servir à la localisation. Ces paramètres peuvent être, selon la technique utilisée, la puissance des signaux, l'angle d'arrivée des signaux, le temps d'arrivée des signaux ou encore la différence du temps d'arrivée des signaux. Ces paramètres constituent les entrées de l'algorithme de localisation qui donnera la position estimée du mobile. L'algorithme dépend de la technique de localisation utilisée.

La précision de la position estimée du mobile fournie par l'algorithme est affectée par plusieurs sources d'erreurs. En effet, des sources d'erreurs sont rencontrées à plusieurs niveaux dans le processus de localisation. Les premières sources d'erreurs se rencontrent au niveau de l'estimation des paramètres de localisation. À ce niveau, la précision des instruments de mesures, les bruits, les interférences issues de l'environnement sont autant de facteurs qui affectent la qualité des paramètres mesurés et ainsi minent la précision de localisation. Les secondes sources d'erreurs se trouvent au niveau de l'algorithme de localisation utilisé. Certains algorithmes supposent la présence de ligne de vue directe (*Line-Of-Sight ou LOS*) entre l'émetteur et le récepteur. Or, surtout en milieu interne, avec la présence de plusieurs obstacles, cette ligne de vue directe n'existe pas toujours; ce qui nuit grandement à la précision de localisation. Dans les milieux internes qui nous intéressent le plus, le signal émis subit souvent les phénomènes de réflexion, de diffusion et de réfraction qui font que l'on recueille à la réception plusieurs versions du signal émis atténuées et déphasées qui peuvent s'additionner de manière destructive ou constructive : on parle de propagation du signal par trajets multiples. Ce profil de propagation du signal par trajets multiples en milieu interne et les évanouissements locaux (qui atteignent plusieurs dB sur une distance inférieure à la longueur d'onde) du signal émis sont très difficiles à modéliser et nuisent ainsi grandement à la précision de localisation dans le cas des techniques de radiolocalisation se basant sur la modélisation mathématique du canal de propagation. D'autres algorithmes utilisent des bases de signatures

recueillies dans l'espace dans lequel se fera la radiolocalisation. La principale source d'erreurs à ce niveau vient du fait que le canal est variable et donc une signature prise à un emplacement donné peut varier dans le temps [36, 37]. En résumé, les sources d'erreurs qui diminuent les performances d'un système de localisation, sont liées aux composants intrinsèques (précision des instruments de mesures) du système de localisation, à la caractérisation imparfaite du canal de propagation (propagation du signal par trajets multiples, évanouissements locaux, atténuation par le milieu, bruits, interférences, variation du canal de propagation dans le temps, présence d'obstacles, etc.) et à l'absence de trajet direct entre le mobile et les stations de base. De la précision des paramètres de localisation mesurés et de la complexité des algorithmes de localisation dépend donc grandement la précision de localisation.

1.3 Principales techniques de radiolocalisation

Il existe deux principales catégories de techniques de radiolocalisation. La première regroupe les techniques, dites traditionnelles, qui utilisent des algorithmes basés sur la modélisation mathématique du canal de propagation. La deuxième utilise des algorithmes basés sur des signatures de points dans l'espace où se fait la localisation.

1.3.1 Techniques basées sur la modélisation mathématique du canal de propagation

Les techniques avec algorithmes basés sur la modélisation mathématique du canal de propagation se distinguent par le paramètre de localisation qu'elles utilisent [1, 3, 4, 30]. Les paramètres de localisation les plus fréquents sont : la puissance, l'angle d'arrivée, le temps d'arrivée et la différence des temps d'arrivée des signaux reçus.

1.3.1.1 Technique basée sur la puissance des signaux reçus

C'est l'une des techniques traditionnelles qui se base sur l'estimation de la distance entre le mobile et les stations de base à partir de la puissance du signal direct reçu du mobile par les stations de base. En effet, la puissance du signal direct reçu par un

récepteur est fonction de la distance d séparant l'émetteur et le récepteur. Elle est donnée par la formule suivante [7] :

$$P_r(d)[dBm] = P_t[dBm] - Pe(d)[dB] + G_t[dB] + G_r[dB] \quad (1.1)$$

où P_t est la puissance du signal émis, $Pe(d)$ est l'atténuation du milieu en fonction de la distance d , G_t et G_r sont les gains respectifs des antennes de l'émetteur et du récepteur par rapport à une antenne isotrope. L'atténuation du milieu Pe , fonction aussi de la distance d , est donnée par [7]:

$$Pe(d)[dB] = \overline{Pe}(d_0)[dB] + 10n \log\left(\frac{d}{d_0}\right) + X_\sigma[dB] \quad (1.2)$$

où $\overline{Pe}(d_0)$ représente la moyenne de l'atténuation à une distance de référence d_0 , n le coefficient d'atténuation du milieu considéré et X_σ est une variable aléatoire Gaussienne (en dB) de valeur moyenne nulle et d'écart-type σ . Le coefficient n indique le taux d'atténuation en fonction de la distance et X_σ représente la variation aléatoire de l'atténuation autour de la moyenne.

En résumé, la puissance du signal du mobile reçu à une station de base donnée dépend de la distance d qui les sépare par la relation suivante :

$$P_r(d)[dBm] = P_t[dBm] - \overline{Pe}(d_0)[dB] - 10n \log\left(\frac{d}{d_0}\right) - X_\sigma[dB] + G_t[dB] + G_r[dB] \quad (1.3)$$

Les paramètres n et σ sont spécifiques à chaque milieu et peuvent varier lorsque des modifications sont apportées à ce milieu. En espace libre, normalement $n = 2$. Mais dans un corridor, n est inférieur à 2 car la puissance ne décroît pas aussi rapidement selon la distance d parce que la dispersion est plus faible. En connaissant tous les paramètres de l'équation (1.3), on peut donc déduire la distance d séparant le mobile d'une station de base donnée. Le mobile se situe donc, en considérant que son antenne est omnidirectionnelle, sur un cercle de rayon d autour de cette station de base dans un espace à deux dimensions. Avec trois stations de base, on peut ainsi situer le mobile dans une région donnée par la technique de triangulation comme montré sur la figure 1.3. Les rayons des cercles en pointillés sont les distances réelles

séparant le mobile des stations de bases (SB1, SB2 et SB3) et leur intersection donne exactement la position réelle du mobile M. Mais généralement les distances estimées ($d1$, $d2$ et $d3$) sont plus grandes que les distances réelles (à cause de NLOS qui prend plus de temps de voyage) et leur intersection donne plutôt une région d'incertitude (la région hachurée) où se trouve le mobile. Une variété de techniques statistiques de positionnement directes ou itératives est alors utilisée pour situer plus précisément le mobile dans cette région d'incertitude [39]. Notons que dans le cas où au moins une des trois distances estimées serait inférieure à la distance réelle, il peut arriver que les trois cercles ne déterminent pas une région d'incertitude car il n'y aurait aucune intersection. Donc pour augmenter la précision de cette technique, on utilise généralement plus de trois stations de base.

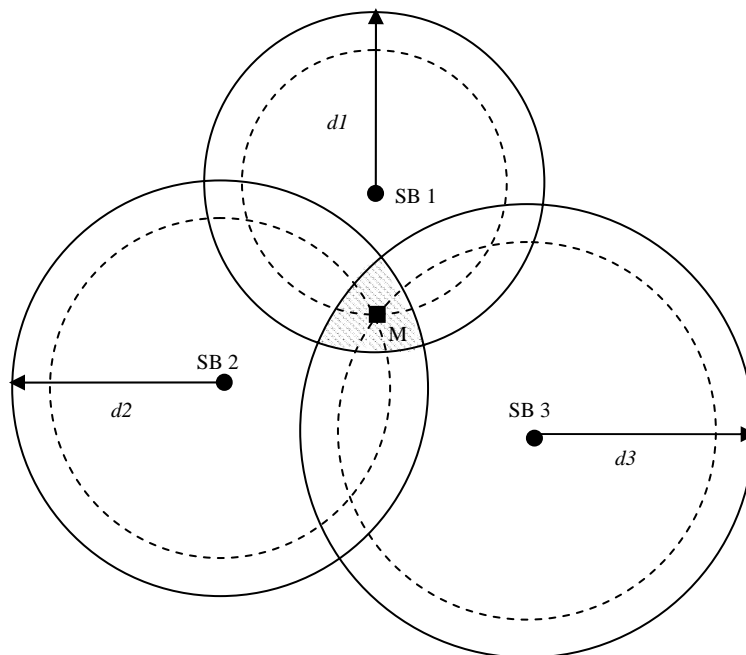


Figure 1.3 Technique de radiolocalisation basée sur la puissance du signal reçu

Les erreurs de localisation observées avec cette technique dans les environnements internes sont assez importantes. Elles sont dues tout d'abord à la nature aléatoire de la puissance reçue. En effet, l'équation (1.3) montre que la puissance reçue est

dépendante de X_σ qui est une variable aléatoire. La variable X_σ considère les effets de la variabilité du canal de propagation due à la présence d'obstacles et son écart-type σ peut varier entre 4 et 13 dB [8]. Ensuite le profil de propagation du signal par trajets multiples peut faire varier la puissance du signal jusqu'à 30 dB [9] sur une distance inférieure à la longueur d'onde du signal. De même, l'atténuation temporelle du signal due aux mouvements de personnes ou d'objets peut aller jusqu'à 20 dB par seconde [9]. Enfin, la relation (1.3) repose sur la réception du signal du trajet direct. Mais parfois l'existence du signal du trajet direct est difficilement déterminée, voire parfois inexistante surtout en milieu interne. Pour toutes ces raisons, la technique de radiolocalisation basée sur la puissance du signal reçu n'est pas adaptée aux environnements internes. En pratique, l'utilisation de cette technique nécessite une détermination régulière des paramètres d'atténuation du milieu pour tenir compte du changement dynamique de l'environnement.

1.3.1.2 Technique basée sur l'angle d'arrivée des signaux reçus

Une autre technique traditionnelle utilise des antennes directionnelles ou encore un réseau d'antennes aux stations de bases pour mesurer la direction d'arrivée du signal provenant du trajet direct, émis par le mobile. En utilisant une simple triangulation, deux stations de base suffisent pour localiser le mobile. Cette technique est illustrée sur la figure 1.4. Les directions en pointillé sont les directions réelles du trajet direct qui font respectivement un angle de α_1 et α_2 par rapport à un axe prédéfini aux stations de bases SB1 et SB2. Leur intersection donne la position exacte du mobile. Mais, puisque les antennes de réception disposent d'une marge d'erreur $\pm\theta_s$, alors chaque station de base localise le mobile plutôt dans un faisceau équivalent à la direction mesurée plus ou moins la marge d'erreur. Le mobile se trouve ainsi dans la région hachurée formée par l'intersection des deux faisceaux. D'autres techniques statistiques de positionnement directes ou itératives sont utilisées pour déterminer plus précisément le mobile dans cette région [39].

On remarque que plus le mobile est éloigné des stations de base, plus grande est la zone d'intersection. La précision de cette technique se dégrade donc au fur et à mesure que le mobile s'éloigne des stations de base. On remarque aussi que lorsque le mobile se trouve sur la droite reliant les deux stations de base, il devient difficile de détecter la position du mobile. Pour ces raisons, plus de deux stations de base sont généralement utilisées pour augmenter la précision de cette technique.

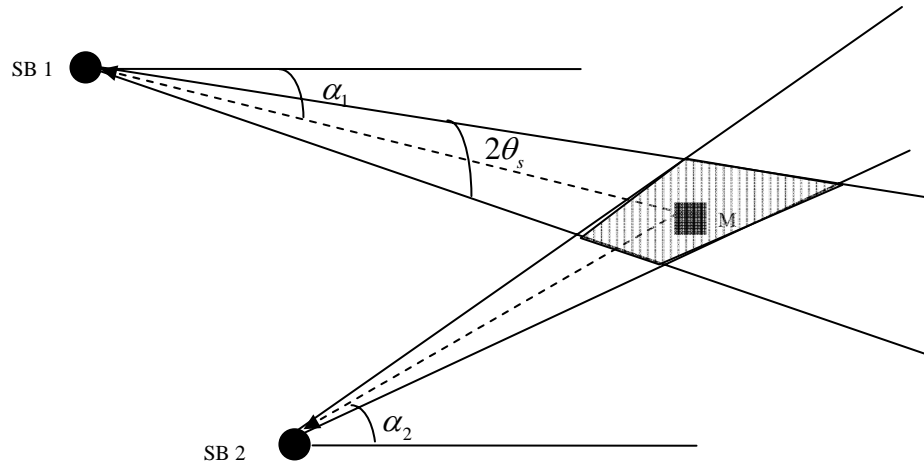


Figure 1.4 Technique de radiolocalisation basée sur l'angle d'arrivée des signaux des trajets directs reçus

Tout comme la technique de radiolocalisation utilisant la puissance des signaux reçus, celle utilisant l'angle d'arrivée des signaux reçus donne des erreurs de localisation importantes en milieu interne. En effet, avec les obstacles généralement présents en milieu interne, on peut ne pas recevoir le signal direct aux stations de base. L'angle d'arrivée d'un trajet réfléchi est alors pris comme étant celui du trajet direct; ce qui introduit de graves erreurs. Même en cas de présence du trajet direct, de puissants trajets réfléchis peuvent causer des interférences avec le trajet direct et introduire d'importantes erreurs dans l'estimation de l'angle d'arrivée de ce dernier. D'autre part, l'utilisation d'antennes directionnelles fait que le suivi d'un mobile en mouvement devient difficile car cela nécessite de réaligner constamment les antennes afin de leur permettre une réception optimale du signal direct provenant du mobile. Tout ceci fait que la technique de radiolocalisation utilisant l'angle d'arrivée des

signaux n'est pas aussi très utilisée dans les environnements internes, surtout lorsque le profil de propagation du signal par trajets multiples du milieu est très sévère.

1.3.1.3 Technique basée sur le temps d'arrivée des signaux reçus

Les ondes électromagnétiques voyagent à une vitesse constante dans l'espace libre (vitesse de la lumière $c \approx 3 \times 10^8 \text{ m/s}$). On peut donc facilement connaître la distance d séparant un émetteur d'un récepteur en connaissant le temps t mis par le signal direct pour arriver de l'émetteur au récepteur par l'expression suivante :

$$d = c * t \quad (1.4)$$

Tout comme la technique de radiolocalisation basée sur la puissance des signaux reçus, cette technique utilise une simple triangulation avec un minimum de 3 stations de base pour déterminer la position du mobile. L'illustration de cette technique est la même que celle faite sur la figure 1.3.

Pour connaître le temps exact d'arrivée du signal aux stations de base, il faut que ces dernières soient parfaitement synchronisées entre elles et avec le mobile afin de connaître le temps exact de transmission du signal par le mobile. Un défaut de synchronisation conduit à des erreurs dans l'estimation du temps pris par le signal direct pour arriver aux stations de base, donc à des erreurs de localisation importantes. Pour contrer ce problème de synchronisation, une autre approche consiste à ce que chaque station de base soit à la fois émettrice et réceptrice. Elle émet un signal et reçoit la réflexion de ce dernier sur le mobile. Le parcours ainsi effectué par le signal est égal à deux fois la distance séparant le mobile de la station de base. Cette approche élimine la nécessité de synchronisation entre la station de base et le mobile. Cette technique est la plus couramment utilisée dans les environnements externes (espace libre).

Dans les environnements internes, à cause de la dispersion du signal et la présence d'obstacles, le signal du trajet direct n'est pas toujours le plus fort et parfois est absent. Dans ces conditions, d'importantes erreurs de localisations sont commises.

1.3.1.4 Technique basée sur la différence des temps d'arrivée des signaux reçus

Une variante de la technique décrite précédemment à la section 1.3.1.3 est celle basée sur la différence des temps d'arrivée des signaux reçus. Elle vise à éviter la synchronisation entre le mobile et les stations de base. Des paires de stations de base synchronisées entre elles sont utilisées. La différence du temps d'arrivée du signal émis par le mobile à chaque paire de stations de base est mesurée. Dans un espace à 2 dimensions, l'ensemble des positions possible du mobile pour avoir une même différence de temps d'arrivée (donc une différence constante en valeur absolue entre les distances séparant le mobile des deux stations car la vitesse du signal est identique) à une paire de stations de base donnée est une hyperbole dont l'équation est donnée par l'expression suivante :

$$\frac{x^2}{a^2} - \frac{y^2}{b^2} = 1 \quad (1.5)$$

où x et y sont les coordonnées du mobile et les constantes a et b sont des constantes liées aux distances séparant le mobile des deux stations de base. C'est la raison pour laquelle cette technique est aussi appelée technique hyperbolique de radiolocalisation. Une simple triangulation faite avec au moins trois paires de stations de base (SB) sont nécessaires à la localisation du mobile. Tout comme les autres techniques, des erreurs et les incertitudes sur les mesures de la différence des temps d'arrivée font que l'on obtient, au lieu de la position exacte du mobile, une région d'incertitude où se trouve le mobile. Cette technique est illustrée sur la figure 1.5.

Les hyperboles en pointillé sont celles qui auraient été obtenues si tous les temps d'arrivée avaient été mesurés avec exactitude. Leur intersection donne la position exacte du mobile (M). Mais comme des erreurs sont presque toujours faites, la technique basée sur la différence des temps d'arrivée des signaux reçus, tout comme les trois autres techniques décrites ci-haut, situe le mobile plutôt dans une région hachurée comme montré sur la figure 1.5.

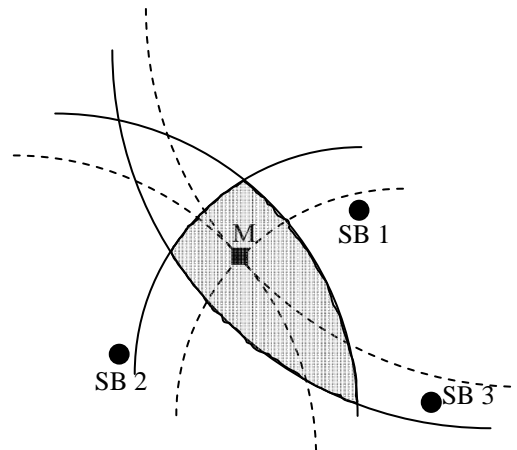


Figure 1.5 Technique de radiolocalisation basée sur la différence des temps d'arrivée des signaux des trajets directs reçus

La technique de radiolocalisation basée sur la différence des temps d'arrivée des signaux reçus souffre des mêmes problèmes dans les environnements internes que ceux décrits au 1.3.1.3.

En résumé, les techniques basées sur la modélisation mathématique du canal de propagation fournissent généralement une bonne précision dans les environnements externes où le trajet direct est presque toujours présent. Mais dans les environnements internes en présence d'une propagation du signal par trajets multiples parfois très sévère, des trajets réfléchis plus puissants que le trajet direct ou carrément l'absence de ce dernier due à la présence d'obstacles et de fortes atténuations variables dans le temps et dans l'espace, ces techniques conduisent à des erreurs de localisation élevées à cause de mauvaises estimations des paramètres de localisation. Plusieurs de ces techniques peuvent être combinées pour améliorer la précision de localisation. Afin de mieux prendre en compte la propagation du signal par trajets multiples dans les environnements internes, une autre technique de radiolocalisation est de plus en plus utilisée : la technique de radiolocalisation basée sur les signatures.

1.3.2 Technique basée sur les signatures

La technique de radiolocalisation utilisant les signatures [10, 11, 12] se base sur le fait qu'en disposant adéquatement les émetteurs et/ou les récepteurs, chaque point d'un espace donné dispose d'une signature (les paramètres du ou des signaux reçus par un mobile à ce point) unique. La radiolocalisation, utilisant cette technique, se fait essentiellement en deux phases :

- La première phase consiste à construire une base de signatures. Pour ce faire, on réalise d'abord un maillage de la surface totale de localisation. Le maillage ainsi fait, permet d'avoir un certain nombre de points sur tout l'espace de test pour lesquels les signatures seront recueillies. Plusieurs types de signatures [13] peuvent être utilisés : les puissances, les angles d'arrivée, les temps d'arrivée, les paramètres à bande large tels l'étalement efficace du retard ou le nombre des trajets réfléchis des signaux reçus des stations de bases fixes. Selon l'algorithme de localisation (aussi appelé algorithme de jumelage), cette base de signatures est utilisée pour son entraînement ou pour lui servir de base de comparaison.
- La deuxième phase est la localisation proprement dite. On recueille au niveau du mobile, les paramètres de localisation identiques à ceux utilisés dans la première phase pour constituer les signatures. L'algorithme de jumelage devra, à partir de ces paramètres de localisation et connaissant les signatures recueillies à la première phase avec leurs positions correspondantes, déterminer la position actuelle du mobile. La capacité de généralisation (estimer avec précision la position du mobile correspondant à une signature non contenue dans la base d'entraînement) est donc un facteur important dans le choix de l'algorithme de jumelage. Les principaux algorithmes utilisés sont les réseaux de neurones, la méthode du voisin le plus proche ou encore des algorithmes basés les probabilités conditionnelles.

On note que la technique de radiolocalisation basée sur les signatures peut être utilisée aussi bien avec l'approche ascendante que descendante. La description faite ci-haut utilise l'approche descendante. Cette technique est principalement privilégiée dans les environnements internes. En effet, contrairement aux environnements externes, l'espace de localisation d'intérêt dans les milieux internes est relativement limité; ce qui permet d'avoir des bases de signatures d'une taille raisonnable obtenues aussi en un temps raisonnable. Un autre facteur qui favorise cette technique, est la disponibilité accrue des plans électroniques de ces environnements internes (bâtiments, mines, etc.). Le maillage se fait donc plus facilement et plus rapidement. En plus, tout le processus peut être automatisé.

Le principal avantage de la technique de radiolocalisation basée sur les signatures réside dans le fait que le profil de propagation du signal par trajets multiples est incorporé comme information dans les signatures. En effet, les signatures sont prises dans l'environnement réel et non à partir de simulations utilisant une modélisation mathématique de l'environnement de localisation. Cette technique donne généralement des erreurs de localisation beaucoup plus faibles dans les environnements internes que les techniques basées sur la modélisation mathématique du canal de propagation, surtout dans le cas d'applications de localisation interne où le canal de propagation et le mobile demeurent dans un état quasi-stationnaire (recherche d'un équipement dans un entrepôt, d'une personne dans sa maison, etc.).

Mais la précision de localisation se dégrade rapidement quand le canal de propagation fluctue, comme par exemple dans un centre d'achat. En effet, dans ce cas, la signature d'un point donné change considérablement dans le temps avec le mouvement des personnes et des objets. Le canal de propagation est dit non stationnaire. Il devient donc impossible d'avoir une bonne performance de localisation en se basant uniquement sur une base de signatures recueillies à un autre moment. Il est décrit au chapitre 4 de ce mémoire, une manière de diminuer cette dégradation des performances de localisation. Une autre difficulté avec cette technique est le choix du pas de maillage dans la première phase surtout si des

puissances sont utilisées comme signature. En effet, plus le pas est petit, plus les points proches possèdent des signatures semblables de sorte que la précision de localisation peut diminuer. Mais plus on agrandit le pas, plus on risque de ne pas considérer les évanouissements locaux (jusqu'à 30dB sur une distance plus petite que la longueur d'onde) et commettre ainsi d'importantes erreurs de localisation lors de la deuxième phase de la technique. Un autre problème auquel doit faire face l'algorithme de jumelage est de distinguer deux points assez éloignés l'un de l'autre mais possédant parfois la même signature. Pour éviter le plus possible ce genre de problème, la ou les stations de base fixes doivent être placées judicieusement (éviter de les placer en ligne droite). On note pour terminer que l'utilisation de cette technique nécessite une reprise périodique de la première phase surtout si des modifications physiques sont faites à l'environnement. Aussi le profil de propagation étant différent d'un environnement interne à l'autre, les performances de localisation obtenues dans l'un peuvent ne pas se répéter dans l'autre.

1.3.3 Récapitulatif des principales techniques de radiolocalisation

À cause du profil de propagation du signal par trajets multiples sévère des environnements internes et l'absence probable du trajet direct, les techniques de radiolocalisation basées sur la modélisation mathématique du canal de propagation offrent généralement une faible précision de localisation. Elles sont plus utilisées dans les environnements externes où la probabilité d'avoir un trajet direct est grande. Parmi ces techniques, celle basée sur le temps d'arrivée des signaux et sa variante basée sur la différence des temps d'arrivée des signaux sont les plus utilisées dans les environnements internes. Ceci est essentiellement dû à l'estimation précise des temps d'arrivée du signal de propagation. Mais le problème de synchronisation limite généralement leur utilisation.

La technique de radiolocalisation basée sur les signatures devient la plus précise dans les environnements internes où l'espace d'intérêt pour la localisation est limité. Les performances de cette technique dépendent essentiellement du type de signatures

et de l'algorithme de localisation utilisés. Les signatures doivent avoir les propriétés d'unicité (unique pour chacun des points considérés dans la construction de la base de signatures) et de répétitivité (la signature d'un point donné doit être constante dans le temps si elle est prise dans les mêmes conditions). L'algorithme, quant à lui, doit présenter un bon compromis entre sa capacité de mémoriser les signatures d'apprentissage et leurs positions correspondantes et celle de généraliser en trouvant la position d'un mobile ayant une signature non présente dans la base de signatures.

Le tableau 1.1 ci-après résume les techniques de localisation et leurs principaux avantages et inconvénients.

Technique de radiolocalisation	Avantages	Inconvénients
Technique basée sur la puissance des signaux reçus	<ul style="list-style-type: none"> - Coût d'implantation peu élevé - Disponibilité des modèles mathématiques d'atténuation - Algorithme de positionnement simple 	<ul style="list-style-type: none"> - Nécessité d'avoir le trajet direct - Précision faible - Performance mauvaise dans un canal ayant un profil de propagation par trajets multiples sévère
Technique basée sur l'angle d'arrivée des signaux reçus	<ul style="list-style-type: none"> - Moins de stations de base fixes nécessaires - Algorithme de positionnement simple 	<ul style="list-style-type: none"> - Nécessité d'avoir le trajet direct - Coût d'implantation élevé - Précision faible - Performance mauvaise dans un canal ayant un profil de propagation par trajets multiples sévère
Technique basée sur le temps d'arrivée des signaux reçus	<ul style="list-style-type: none"> - Paramètres généralement bien estimés - Algorithme de positionnement simple - Précision plus élevée en milieu interne 	<ul style="list-style-type: none"> - Synchronisation d'horloge nécessaire entre le mobile et les stations de base - Nécessité d'avoir le trajet direct - Nécessité d'une résolution temporelle élevée au récepteur
Technique basée sur la différence des temps d'arrivée des signaux reçus	<ul style="list-style-type: none"> - Paramètres généralement bien estimés - Algorithme de positionnement simple - Précision plus élevée en milieu interne - Pas besoin de synchronisation d'horloge entre le mobile et les stations de base 	<ul style="list-style-type: none"> - Nécessité d'avoir le trajet direct - Synchronisation d'horloge nécessaire entre les paires de stations de base - Nécessité d'une résolution temporelle élevée au récepteur
Technique basée sur les signatures	<ul style="list-style-type: none"> - Implantation facile - Prise en compte du profil de propagation par trajets multiples - Précision généralement plus élevée en milieu interne 	<ul style="list-style-type: none"> - Ne peut être utilisé que dans un espace limité - Les performances se dégradent dans un canal non stationnaire - Les signatures ne sont pas toujours uniques et répétitives

Tableau 1.1 Récapitulatif des techniques de radiolocalisation

1.4 Exemples de systèmes de radiolocalisation

Dans cette section, deux systèmes de radiolocalisation existants sont présentés : le système GPS qui utilise une technique basée sur la modélisation mathématique du canal de propagation et le système RADAR de Microsoft qui utilise la technique basée sur les signatures.

1.4.1 Le système GPS

Le système GPS [5, 6] est l'un des systèmes de radiolocalisation les plus connus mondialement. Il a été conçu au début des années 1970 par le Département de la défense des États-Unis. Son entretien est également assuré par ce dernier. Ce système comprend 24 satellites qui gravitent autour de la terre à une altitude d'environ 20200 km et qui assurent une couverture mondiale. L'approche descendante de radiolocalisation est utilisée.

Un récepteur GPS est nécessaire au niveau du mobile pour connaître sa position. La technique de radiolocalisation utilisée est celle basée sur le temps d'arrivée des signaux reçus. Chaque satellite transmet au récepteur GPS un signal contenant un code qui lui est propre. Une réplique de ce code est générée simultanément (en même temps qu'au satellite) par le récepteur. Le temps mis par le signal pour aller du satellite au récepteur GPS est normalement égal au décalage temporel que doit subir la réplique du code générée au niveau du récepteur pour coïncider avec le code réel reçu dans le signal. Mais en réalité, puisque les horloges du récepteur GPS et du satellite ne sont pas parfaitement synchronisées, une erreur est commise sur le temps de propagation du signal trouvé. L'erreur se produit parce que, entre autres facteurs, les horloges de récepteurs ne sont pas aussi précises que les horloges atomiques des satellites. Il serait beaucoup trop cher d'installer les horloges atomiques dans les récepteurs. Puisqu'il n'y a que 24 satellites GPS, l'installation d'horloges atomiques dans les satellites est faisable. Puisqu'il faut multiplier le temps de propagation par la

vitesse de la lumière ($c = 3 \times 10^8 \text{ m/s}$) pour trouver la distance séparant le mobile du satellite, une erreur par exemple d'une microseconde correspond à une erreur en distance de 300 m. Une bonne synchronisation entre les satellites et le récepteur GPS est donc absolument indispensable. La précision d'une horloge atomique peut être réalisée au récepteur GPS, cependant, avec l'utilisation d'un quatrième satellite. Pour cette raison, au lieu d'utiliser trois satellites pour déterminer les coordonnées x , y et z du mobile (contrairement à ce qu'il est montré sur la figure 1.3, la triangulation implique des sphères et non des cercles et permet d'obtenir aussi la coordonnée z), le récepteur GPS utilise plutôt quatre satellites pour déterminer les coordonnées x , y et z du mobile et le décalage temporel de son horloge par rapport à celle du satellite. Quand la distance au satellite est mesurée, la quatrième sphère n'interceptera pas avec les trois premiers, ceci est dû à la synchronisation imprécise du récepteur. Le récepteur tient compte de cette anomalie et ajuste son horloge afin qu'il soit synchrone avec ceux des satellites. La précision de localisation obtenue est actuellement d'environ 10 m pour le GPS civil. Cette précision est améliorée avec l'utilisation de plus de quatre satellites. Les récepteurs GPS actuels peuvent capter le signal d'au plus douze satellites simultanément.

La limite du système GPS réside essentiellement dans le fait qu'il ne peut être utilisé que si l'antenne du récepteur GPS a une vue directe avec les satellites. Pour cette raison, il ne peut pas être utilisé dans les environnements internes et externes urbains où les grands buildings obstruent le signal des satellites.

1.4.2 Le système RADAR

Le système RADAR [10] a été développé par Microsoft Research. Il utilise la technique basée sur les signatures avec une approche ascendante pour localiser le mobile. L'idée de base est d'utiliser une technologie déjà existante dans l'environnement de localisation, la technologie IEEE 802.11b [14, 15] WLAN (*Wireless Local Area Network*), pour former la signature d'un point donné. Le mobile envoie sur une base périodique un signal contenant un paquet de diffusion (*broadcast*

beacons) 802.11b. Trois stations de base fixes, équipées chacune d'une carte sans-fil 802.11b, reçoivent ce signal et déterminent sa puissance.

La signature utilisée pour un point donné, est ainsi formée par le triplet de puissances (P_1, P_2, P_3) du signal émis par le mobile et reçu par les trois stations de base du mobile lorsqu'il se trouve au point considéré. Les signatures sont prises à 70 positions différentes de façon à couvrir tout l'espace de localisation. L'ensemble des signatures avec les coordonnées (x, y) de tous les points correspondant forment ainsi la base de signatures qui sera utilisée pour la localisation du mobile. Le processus de localisation proprement dit du mobile se fait comme suit :

- Le triplet de puissances (P'_1, P'_2, P'_3) du signal du mobile reçu par les trois stations de base est mesuré.
- L'algorithme de localisation utilisé est la méthode du voisin le plus proche. Elle recherche dans la base de signatures celle ayant la plus petite distance euclidienne d_E avec le triplet de puissances mesuré par la relation suivante :

$$d_E = \sqrt{(P_1 - P'_1)^2 + (P_2 - P'_2)^2 + (P_3 - P'_3)^2} \quad (1.6)$$

- La position (x, y) correspondante à la signature trouvée est la position estimée du mobile.

Une précision de localisation médiane de 2.94 m est rapportée [10].

1.5 Conclusion du chapitre

Les systèmes de radiolocalisation, surtout ceux destinés aux environnements internes, sont très en demande de nos jours. Dans ce chapitre, le principe de base, les différentes approches, les principales techniques et deux exemples de systèmes de radiolocalisation ont été présentés. Dans les environnements internes, dans lesquels s'inscrit notre travail de recherche, beaucoup d'efforts restent à faire pour améliorer la précision de localisation des techniques traditionnelles utilisant la modélisation mathématique des canaux de propagation. Dans ces environnements, surtout ceux où

la surface d'intérêt est limitée, la technique basée sur les signatures semble être la plus prometteuse.

Chapitre 2

Système de radiolocalisation utilisé et mesures expérimentales effectuées

2.1 Introduction

Ce chapitre est divisé en quatre parties. La première partie décrit la technique de radiolocalisation utilisée dans ce projet de recherche. Les raisons du choix de cette technique sont expliquées. Le type de paramètres et les différents algorithmes de localisation utilisés sont aussi décrits. La seconde partie porte sur le protocole expérimental établi. Tout le matériel et le logiciel utilisés pour prendre les mesures expérimentales ainsi que le mode opératoire sont présentés. La troisième partie montre les environnements dans lesquels les mesures sont prises. La dernière partie décrit, quant à elle, les différentes mesures effectuées dans ces environnements.

2.2 Technique de radiolocalisation utilisée

On rappelle que l'objectif premier de ce projet de recherche est de vérifier la validité expérimentale du concept proposé par Nerguizian [1] pour contrer la dégradation de performance de localisation observée avec la technique de radiolocalisation basée sur les signatures, lorsque le canal de propagation devient non

stationnaire. L'utilisation de la technique de radiolocalisation basée sur les signatures s'impose donc dans le présent travail. Le choix de cette technique est justifié car l'environnement de localisation considéré est un environnement interne. En effet, le canal de propagation dans un environnement interne est caractérisé par un profil de propagation du signal par trajets multiples parfois très sévère, des phénomènes d'atténuation locaux et une faible probabilité de recevoir le signal du trajet direct sur toute l'espace d'intérêt pour la localisation. Dans ces conditions, comme il est expliqué dans le premier chapitre, les techniques de radiolocalisation basées sur la modélisation mathématique du canal de propagation, nécessitant la présence au récepteur du signal du trajet direct, sont peu précises. Par contre, la technique basée sur les signatures utilise, quant à elle, ce profil de propagation du signal par trajets multiples et toutes les atténuations comme des informations utiles pour la localisation du mobile puisqu'ils sont inclus dans les signatures formées à partir de mesures réelles. Elle est donc beaucoup plus adaptée aux environnements internes et donne en général une précision de localisation supérieure à celle obtenue avec les techniques basées sur la modélisation mathématique du canal de propagation.

Le système de radiolocalisation utilisé dans ce travail, tout comme le système RADAR de Microsoft Research, utilise la technologie IEEE 802.11b. Les stations de base sont donc des points d'accès (*Access Point ou AP*) 802.11b et le mobile est équipé d'une carte sans-fil compatible 802.11b. Les raisons du choix de cette technologie sont multiples. En effet, depuis quelques années, on observe un intérêt croissant pour les réseaux WLAN dans les environnements internes. C'est ainsi qu'ils sont installés de plus en plus dans les bâtiments aussi bien résidentiels, administratifs que commerciaux. Dans la mine CANMET située près de Val-d'Or, un projet d'installation d'un réseau 802.11g (compatible 802.11b) dans les galeries souterraines est actuellement en cours. Les appareils mobiles, équipés des technologies WLAN, sont aussi de plus en plus nombreux et coûtent de moins en moins chers. Les principales technologies WLAN existantes sont : Hiperlan, Bluetooth, IEEE 802.11b, a et g. Parmi toutes ces technologies, la plus répandue est l'IEEE 802.11b. C'est la

raison du choix spécifique de l'IEEE 802.11b. Un système de radiolocalisation utilisant la technologie 802.11b présente donc l'avantage de pouvoir s'intégrer dans les infrastructures existantes sans aucune modification de ces dernières. En utilisant les infrastructures existantes pour implanter le système, on évite ainsi de faire l'achat d'équipements spécialisés à des coûts parfois très élevés. Un autre avantage est que le signal de l'IEEE 802.11b fonctionne dans une bande de fréquences à 2.4 GHz, bande ISM (*Industrial, Scientific and Medical*) sans licence. Ceci permet un coût d'installation du système assez faible.

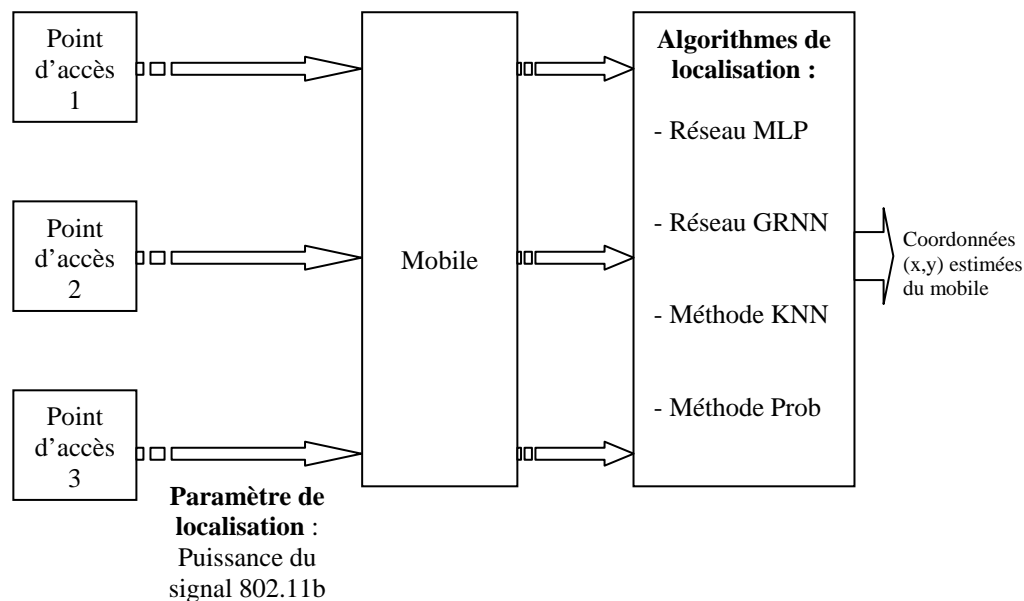


Figure 2.1 Principe de base du système de radiolocalisation utilisé

La figure 2.1 ci-dessus illustre le principe de base du système de radiolocalisation utilisé. L'approche de radiolocalisation utilisée est celle descendante. La localisation se fait donc au niveau du mobile. Cette approche a été choisie pour exploiter une propriété des points d'accès 802.11b. En effet, ils émettent régulièrement un signal RF (balise ou *beacon*) contenant des paquets de diffusion (*broadcast*) accessible à tous les usagers. Ainsi, par le biais de l'approche descendante, le système de radiolocalisation peut localiser plusieurs mobiles simultanément car ils peuvent tous avoir accès aux signaux des points d'accès. Cette propriété est utile pour implanter le

concept proposé par Nerguizian dans le canal non stationnaire. La figure 2.1 montre aussi le paramètre des signaux des points d'accès utilisé pour former la signature d'un point donné et les différents algorithmes de localisation utilisés. Ils feront l'objet des deux sections suivantes.

2.2.1 Type de signature utilisé

Tel qu'indiqué sur la figure 2.1, trois points d'accès (AP1, AP2 et AP3) sont utilisés. La puissance du signal RF de diffusion d'un point d'accès à un point donné est fonction de la distance séparant ces derniers. Cette puissance, contrairement à des paramètres comme l'angle d'arrivée ou le temps d'arrivée du signal direct, peut être facilement mesurée au niveau du mobile en s'aidant d'une carte compatible 802.11b et d'un logiciel approprié. Les composants matériels et logiciel utilisés dans le présent projet sont décrits à la section 2.3 de ce chapitre.

Il a donc été choisi d'utiliser comme signature à un point donné, le triplet $(P_{AP1}, P_{AP2}, P_{AP3})$ formé par les trois puissances des signaux RF [10, 16, 17, 18] de diffusion reçus par le mobile respectivement des points d'accès AP1, AP2 et AP3. Pour former ce triplet, il faut pouvoir distinguer au niveau du mobile le signal émis par chaque point d'accès puisque l'approche descendante de localisation a été utilisée. Un point d'accès 802.11b peut émettre son signal sur 11 canaux ayant des fréquences d'opération différentes. Un canal d'opération différent a donc été assigné à chaque point d'accès. L'assignation des canaux a été effectuée de manière à minimiser l'interférence inter-canal. Plus de détails sont fournis à la section 2.3 dans ce chapitre. Le signal de chaque point d'accès contient des informations telles que l'adresse MAC (*Medium Access Control*) du point d'accès émetteur et le canal d'opération. L'adresse MAC d'un appareil est son adresse physique unique qui permet de l'identifier sur un réseau. Ainsi, la connaissance par le mobile des canaux d'opération et des adresses MAC des trois points d'accès permet d'identifier les signaux reçus à un point donné et de mesurer simultanément la puissance de ces derniers pour former la signature de ce point.

2.2.2 Algorithmes de localisation utilisés

Quatre différents algorithmes de jumelage, décrits ci-dessous, ont été choisis : les réseaux de neurones [19, 20, 21, 22] perceptron multicouches (*Multi Layer Perceptron ou MLP*), les réseaux de neurones GRNN (*Generalized Regression Neural Network*), la méthode des K voisins les plus proches (*K-Nearest Neighbors ou KNN*) [11] et une dernière méthode que nous avons conçue et qui est basée sur les histogrammes (Prob). Les performances obtenues avec chacun de ces quatre algorithmes sont présentées et comparées dans les chapitres 3, 4 et 5. Les valeurs, utilisées dans le présent travail, de leurs principaux paramètres sont également fournies aux chapitres 3 et 5.

2.2.2.1 Réseaux de neurones perceptron multicouches

Les réseaux de neurones artificiels sont des structures mathématiques utilisées en intelligence artificielle dont la conception et le fonctionnement sont inspirés des neurones du cerveau humain. Ils sont formés à partir du regroupement de plusieurs petites unités de calcul, appelées neurones artificiels, disposées en plusieurs couches. Ils sont utilisés pour résoudre des problèmes de classification, de prédiction, d'approximation de fonctions inconnues ou encore de reconnaissance de formes.

Le modèle mathématique d'un neurone artificiel est illustré à la figure 2.2. Le neurone artificiel est essentiellement composé d'un intégrateur discret \sum et d'une fonction de transfert $F(.)$. L'intégrateur discret effectue la somme pondérée des R entrées pour donner une sortie n selon l'équation suivante.

$$n = \sum_{j=1}^R w_{1,j} p_j - b = \mathbf{w}_1^T \mathbf{p} - b \quad (2.1)$$

Les termes $w_{i,j}$ (i désigne le numéro de la couche) sont appelés les poids et le terme b le biais du neurone. La sortie n de l'intégrateur discret est transformée par une fonction de transfert $F(.)$ pour donner la sortie a du neurone. Plusieurs types de

fonction de transfert - dont entre autres des fonctions seuil, linéaire, sigmoïde, tangente hyperbolique ou compétitive - sont généralement utilisés.

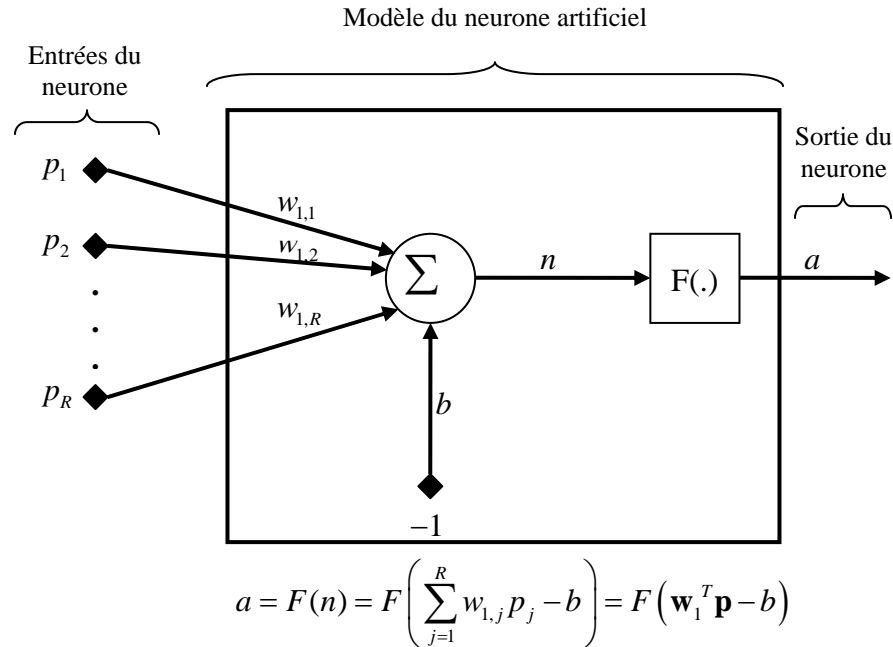


Figure 2.2 Modèle d'un neurone artificiel

Le réseau de neurones perceptron multicouche (MLP) est un type particulier de réseaux de neurones artificiels où l'information circule uniquement des entrées vers les sorties (*feedforward networks* ou réseaux à propagation vers l'avant). Il est utilisé principalement pour les problèmes de prédiction et d'approximation à cause de sa forte capacité à généraliser. Il est formé généralement de deux ou trois couches de neurones.

La figure 2.3 illustre la structure du réseau MLP utilisé dans ce travail. Le réseau reçoit en entrée le triplet de puissances $(P_{AP1}, P_{AP2}, P_{AP3})$ des trois points d'accès. Il possède deux couches de neurones artificiels. La deuxième couche ou couche de sortie comprend deux neurones qui donnent respectivement les coordonnées x et y estimées du mobile. Le nombre de neurones formant la première couche ou couche cachée du réseau est variable. Il est fixé en fonction du nombre de données

d'entraînement utilisées. En effet, plus il y a de neurones sur cette couche, plus le réseau MLP a tendance à accroître sa capacité à mémoriser les données d'apprentissage aux dépens de sa capacité à généraliser sur les données de test. Cependant, moins il y a de neurones, plus faible est la précision de localisation donnée par le réseau sur les données d'apprentissage. Un compromis doit donc être fait dans la détermination de ce nombre.

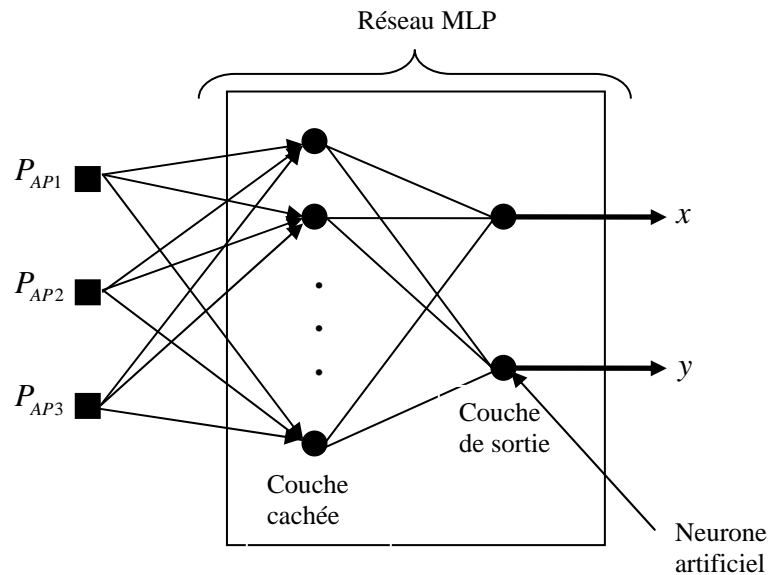


Figure 2.3 Structure du réseau MLP utilisé

Le fonctionnement d'un réseau de neurones artificiels et en particulier du réseau MLP se fait en deux étapes :

- Une première étape consiste à choisir les fonctions de transfert des neurones de chaque couche et à entraîner le réseau de neurones avec une certaine méthode d'apprentissage : c'est l'étape de mémorisation. Le type de réseau de neurones choisi dicte souvent la méthode d'apprentissage à utiliser. Dans ce travail, la fonction de transfert linéaire ($a = n$) a été utilisée pour les deux neurones de la couche de sortie et la fonction de transfert sigmoïde ($a = \frac{1}{1 + e^{-n}}$) pour les neurones de la couche cachée. C'est cette combinaison

de fonctions de transfert qui nous a fourni la meilleure précision de localisation. Le réseau MLP utilise normalement l'algorithme de rétropropagation des erreurs (*backpropagation*) [19, 21] de la couche de sortie vers la couche d'entrée comme méthode d'apprentissage. Dans ce travail, la fonction d'apprentissage « trainlm » a été utilisée. L'apprentissage se fait avec la base de signatures construite. Connaissant les positions (x, y) réelles du mobile correspondant aux signatures, le réseau calcule les erreurs commises et ajuste de manière itérative les biais et les poids des neurones en fonction de ces erreurs. Le nombre d'itérations doit être fixé à une valeur assez élevée pour obtenir une bonne précision et à une valeur assez basse pour éviter le phénomène de sur-apprentissage [19] des données d'apprentissage par le réseau. À chaque itération pendant le processus, l'erreur de localisation diminue. Mais il arrive un moment où cette erreur se met à augmenter : c'est le sur-apprentissage. Pour ce travail, le nombre d'itérations a été fixé à 1500. Après cette valeur, nous commençons à observer le sur-apprentissage. Le temps mis pour compléter un processus d'apprentissage dépend du nombre de données d'apprentissage. Enfin, la précision fournie par le réseau MLP après tout le processus d'apprentissage dépend, dans une certaine mesure, des valeurs initiales des poids et des biais au début du processus d'apprentissage. Ces valeurs initiales étant fixées de manière aléatoire, la certitude d'avoir obtenu le réseau le plus performant est impossible. De ce fait, 500 réseaux MLP avec des valeurs initiales différentes ont été construits pour chaque base de signatures. Le réseau donnant la meilleure précision sur les données d'apprentissage a été retenu.

- Une fois l'étape d'apprentissage terminé, les poids et biais des neurones du réseau MLP sont maintenant ajustés pour mémoriser le plus fidèlement possible les signatures de la base construite et les positions correspondantes du mobile. La deuxième étape consiste en une étape de généralisation où le réseau MLP doit déterminer la position inconnue du mobile à partir du triplet

de puissances des signaux (contenu ou non dans la base de signatures utilisée pour l'entraînement) des trois points d'accès qu'il reçoit.

2.2.2.2 Réseaux de neurones GRNN

Le réseau de neurones GRNN (*Generalized Regression Neural Network*) a une architecture assez semblable à celle des réseaux de neurones à base radiale (*Radial Basis Networks ou RBF*). Il possède deux couches de neurones. Les neurones de la couche cachée ont une fonction de transfert à base radiale ($a = e^{-n^2}$) et les deux neurones de la couche de sortie ont une fonction de transfert linéaire ($a = n$). Le nombre de neurones sur la couche cachée est égale au nombre de signatures utilisées pour l'entraînement.

Tout comme le réseau MLP, le réseau GRNN doit être entraîné avant d'être utilisé. Pour l'entraîner, il faut fixer un unique paramètre : « spread ». Comme sur la couche cachée, il y a autant de neurones que de signatures, le réseau GRNN assigne un neurone à chaque signature. Ce neurone possède une zone d'influence, dont le rayon est fonction du paramètre « spread », autour de la signature correspondante. Plus le paramètre « spread » est faible, plus le neurone mémorise bien la signature qui lui a été assignée. Le réseau GRNN donne alors une excellente précision lorsque la signature à l'entrée est une des signatures apprises (bonne capacité à mémoriser). Mais, plus le réseau GRNN mémorise bien, moins il généralise c'est-à-dire qu'il donne une faible précision quand la signature à l'entrée n'a pas été apprise. Un compromis doit donc être fait en fixant la valeur du paramètre « spread ».

L'algorithme utilisé pour l'apprentissage du réseau GRNN est beaucoup plus simple que celui utilisé pour l'apprentissage du réseau MLP; il s'ensuit donc un temps d'apprentissage beaucoup moins long pour le réseau GRNN. Celui-ci dépend aussi du nombre de données d'apprentissage. La précision donnée par le réseau GRNN, contrairement au réseau MLP, n'est pas fonction des valeurs initiales de ses poids et biais.

2.2.2.3 Méthode des K voisins les plus proches

Le principe de fonctionnement de la méthode des K voisins les plus proches (*K-Nearest Neighbors* ou *KNN*) est assez simple. Contrairement aux réseaux de neurones, la méthode KNN ne nécessite pas d'étape d'apprentissage. Mais en revanche, et ce toujours contrairement aux réseaux de neurones, elle utilise la base de signatures d'apprentissage à chaque fois qu'on veut localiser le mobile.

Étant donné le triplet de puissances $(P_{AP1}, P_{AP2}, P_{AP3})$ des signaux reçus par le mobile provenant des trois points d'accès, la position (x, y) du mobile est déterminée grâce à la méthode KNN de la manière suivante :

- 1) Dans un premier temps, on détermine les K triplets de puissances de la base de signatures d'apprentissage ayant la distance euclidienne la plus proche de $(P_{AP1}, P_{AP2}, P_{AP3})$. La distance euclidienne d_1 séparant deux triplets $(P_{AP1}, P_{AP2}, P_{AP3})$ et $(P_{AP1_1}, P_{AP2_1}, P_{AP3_1})$ est calculée par l'équation 2.2 suivante :

$$d_1 = \sqrt{(P_{AP1_1} - P_{AP1})^2 + (P_{AP2_1} - P_{AP2})^2 + (P_{AP3_1} - P_{AP3})^2} \quad (2.2)$$

- 2) Soient $(P_{AP1_1}, P_{AP2_1}, P_{AP3_1})$, $(P_{AP1_2}, P_{AP2_2}, P_{AP3_2})$, ..., $(P_{AP1_K}, P_{AP2_K}, P_{AP3_K})$ et (x_1, y_1) , (x_2, y_2) , ..., (x_K, y_K) respectivement les K triplets de puissances de la base de signatures d'apprentissage déterminés à l'étape 1 et les K positions du mobile correspondantes. Les coordonnées x et y du mobile sont déterminées par les équations (2.3) et (2.4) ci-dessous :

$$x = \frac{\sum_{j=1}^K \frac{x_j}{d_j + \varepsilon}}{\sum_{j=1}^K \frac{1}{d_j + \varepsilon}} \quad (2.3)$$

$$y = \frac{\sum_{j=1}^K \frac{y_j}{d_j + \varepsilon}}{\sum_{j=1}^K \frac{1}{d_j + \varepsilon}} \quad (2.4)$$

où d_j est calculé de la même manière qu'à l'équation (2.2); ε est une constante de valeur très faible qui permet d'éviter la division par zéro au cas où le triplet de puissance $(P_{AP1}, P_{AP2}, P_{AP3})$ appartiendrait à la base de signatures; ce qui donnerait $d_j = 0$. Pour ce travail, ε a été fixé à 0.0001.

Les équations (2.3) et (2.4) montrent que plus une signature d'apprentissage possède une distance euclidienne petite par rapport au triplet de puissances mesurées, plus un fort poids est affecté aux coordonnées correspondantes dans le calcul de la position du mobile. Ceci permet d'identifier exactement la position du mobile si le triplet de puissances mesurées appartient à la base de signatures d'apprentissage. Pour finir, la méthode KNN devant effectuer chaque fois une recherche dans la base de signatures d'apprentissage avant de localiser le mobile, le temps de localisation est plus long que celui observé chez les réseaux de neurones (presque instantané) et augmente avec la taille de la base de signatures.

2.2.2.4 Méthode basée sur les histogrammes

Tout comme la méthode KNN, la méthode basée sur les histogrammes (méthode Prob) que nous avons conçue, ne nécessite pas d'étape d'apprentissage mais utilise la base de signatures d'apprentissage à chaque fois qu'une localisation du mobile doit être faite.

Étant donné le triplet de puissances $(P_{AP1}, P_{AP2}, P_{AP3})$ des signaux reçus par le mobile provenant des trois points d'accès, la coordonnée x du mobile est déterminée grâce à la méthode Prob de la manière suivante :

- 1) Soit ε l'erreur estimée sur la mesure des puissances des signaux des points d'accès. On forme trois groupes A, B et C de signatures issues de la base de

signatures d'apprentissage construite. Les groupes sont constitués de manière à ce que la puissance du signal du premier point d'accès des signatures du groupe A soit comprise entre $P_{AP1} + \varepsilon$ et $P_{AP1} - \varepsilon$, celle du signal du deuxième point d'accès des signatures du groupe B soit comprise entre $P_{AP2} + \varepsilon$ et $P_{AP2} - \varepsilon$ et celle du signal du troisième point d'accès des signatures du groupe C soit comprise entre $P_{AP3} + \varepsilon$ et $P_{AP3} - \varepsilon$.

- 2) On remplace dans les groupes A, B et C les signatures d'apprentissage par les coordonnées x des positions du mobile correspondantes.
- 3) On détermine les minima et les maxima des groupes A, B et C soient x_{\min_A} , x_{\max_A} , x_{\min_B} , x_{\max_B} , x_{\min_C} et x_{\max_C} . On détermine ensuite x_{\min} et x_{\max} comme suit : $x_{\min} = \max\left(\left[x_{\min_A}, x_{\min_B}, x_{\min_C} \right]\right)$ et $x_{\max} = \min\left(\left[x_{\max_A}, x_{\max_B}, x_{\max_C} \right]\right)$.
- 4) On forme ensuite un autre groupe D contenant uniquement les coordonnées x des groupes A, B et C qui sont comprises entre x_{\min} et x_{\max} .
- 5) Ensuite pour chaque élément du groupe D, on vérifie s'il appartient aux trois groupes A, B et C ou à seulement deux de ces trois groupes. Une coordonnée du groupe D qui appartient aux trois groupes (A, B et C) a une plus grande probabilité d'être la coordonnée recherchée qu'une coordonnée qui appartient à seulement deux de ces groupes. Il en est de même pour une coordonnée qui appartient à deux groupes comparativement à celle qui appartient seulement à un groupe. Pour tenir compte de ce constat, on rajoute au groupe D, deux exemplaires d'un élément de ce groupe qui appartient aux trois groupes (A, B et C) ou un seul exemplaire s'il n'appartient qu'à deux groupes.
- 6) La dernière étape consiste à faire un histogramme du groupe D. Le nombre initial de pas de l'histogramme est fixé à 400. Ce nombre doit être supérieur à la taille maximale de D. La valeur de 400 nous permet de respecter cette condition. La coordonnée x correspondant à la valeur maximale de l'histogramme est la coordonnée x estimée du mobile. Dans le cas où la valeur maximale de l'histogramme se retrouve à deux ou plusieurs endroits

distincts, le nombre de pas de l'histogramme est diminué jusqu'à obtenir une seule position ayant la valeur maximale.

La coordonnée y du mobile est obtenue en effectuant le même processus.

L'exemple ci-dessous illustre les étapes 2 à 6 de cette méthode.

Exemple

Étape 2 : $A = [2, 3.4, 5, 6, 6.4, 6.7, 9.4]$

$B = [3, 5, 6, 6.4, 9, 12, 15]$

$C = [1, 5, 6, 9, 12, 13, 22]$

Étape 3 : $x_{\min} = 3$ et $x_{\max} = 9.4$

Étape 4 : $D = [3, 3.4, 5, 6, 6.4, 6.7, 9, 9.4]$

Étape 5 : $D = [3, 3.4, 5, 5, 5, 6, 6, 6, 6.4, 6.4, 6.7, 9, 9.4]$

Étape 6 : $x = 6.2$

Dans le cas où les groupes A, B, C ou D sont vides, il est prévu certains mécanismes de résolution. Par exemple, si D est vide (x_{\min} supérieur à x_{\max}), le mobile est placé au milieu de l'espace de localisation. La probabilité que les groupes soient vides augmente lorsque la valeur de ε choisie à l'étape 1 diminue; mais une valeur trop grande diminue la précision de l'algorithme de jumelage. Il faut donc choisir judicieusement cette valeur.

Notons enfin que, comme la méthode KNN, le temps mis par cette méthode pour localiser un mobile augmente avec la taille de la base de signatures construite. Mais pour une même taille, cette méthode reste un peu plus lente que la méthode KNN.

2.3 Protocole expérimental

Dans cette partie, le matériel et le logiciel utilisés dans ce travail sont présentés dans un premier temps. Leurs principales caractéristiques sont données et leur choix

est justifié. Dans un deuxième temps le mode opératoire, c'est-à-dire le processus de prise de mesures, est décrit.

2.3.1 Matériel et logiciel utilisés

Pour effectuer les mesures expérimentales, le matériel constituant chaque station de base et le mobile doit être déterminé. Tout le matériel utilisé dans ce projet est décrit ci-dessous.

- ❖ Chaque station de base est constituée d'un point d'accès 802.11b (Hawking WA300 Wireless AP 802.11b).
- ❖ Le mobile est constitué de :
 - un ordinateur portable avec le système d'exploitation Windows XP édition familiale.
 - une carte sans-fil compatible 802.11b (Orinoco Wireless Classic Gold PC Card).
 - une antenne omnidirectionnelle avec un gain de 5 dB compatible 802.11b (A2400-MAG5 Magnetic Mount Omni-Directional Antenna).

La photo ci-dessous montre le matériel utilisé.



Figure 2.4 Matériel utilisé pour faire les mesures

Le choix du point d'accès a été guidé par trois principaux critères :

- Le point d'accès doit utiliser la technologie 802.11b et doit pouvoir supporter au moins trois usagers simultanément.
- Son signal à 5.5 Mbps doit avoir une portée de 74 m ou mieux dans un environnement interne (dimension maximal de notre espace de localisation)
- Il doit être possible de fixer son débit et de sélectionner le canal d'opération

Plusieurs points d'accès respectaient ces critères. Nous avons finalement choisi le Hawking WA300 Wireless AP 802.11b parce qu'en plus de respecter les critères définis, il semblait offrir le meilleur rapport qualité/prix. Le tableau 2.1 résume les spécifications du point d'accès Hawking WA300 Wireless AP 802.11b.

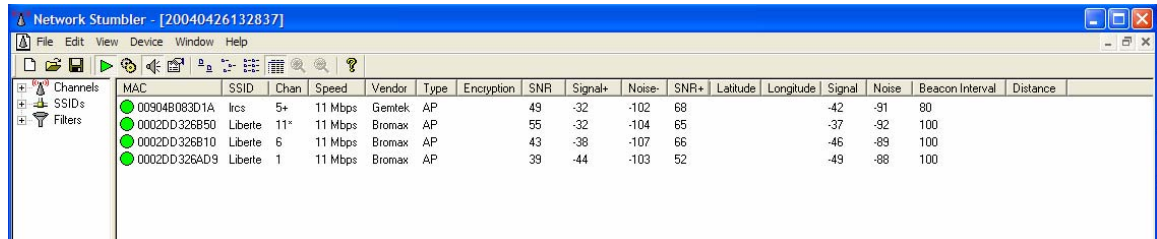
Protocole d'accès média	IEEE 802.11b
Fréquence d'opération	Bande de fréquence ISM 2.4 GHz
Canaux d'opération et fréquences correspondantes	Canal 1 (2.412 GHz), 2 (2.417 GHz), 3 (2.422 GHz), 4 (2.427 GHz), 5 (2.432 GHz), 6 (2.437 GHz), 7 (2.442 GHz), 8 (2.447 GHz), 9 (2.452 GHz), 10 (2.457 GHz) et 11 (2.462 GHz)
Débits supportés	11 Mbps, 5.5 Mbps, 2 Mbps et 1 Mbps
Méthodes de modulation	Direct Sequence Spread Spectrum (DSSS) CCK à 11 Mbps et 5.5 Mbps, DQPSK à 2 Mbps et DBPSK à 1 Mbps
Portées du signal radio en milieu interne	50 m à 11 Mbps, 80 m à 5.5 Mbps ou moins
Cryptage	Cryptage WEP (Wired Equivalent Privacy) 64-bits et 128-bits
Gain de l'antenne externe	2 dBi
Puissance de sortie nominale	Entre 15.7 et 17 dBm (généralement 16.5 dBm)
Taux binaire d'erreur (Bit Error Rate ou BER)	10E-5 à -83 dBm
Nombre d'usagers simultanés supportés	32

Tableau 2.1 Spécifications du point d'accès Hawking WA300 Wireless AP 802.11b

En ce qui concerne les composantes matérielles du mobile, les critères pour le choix de l'ordinateur sont, d'un côté, la possibilité de le déplacer facilement dans l'environnement de localisation et, de l'autre, le fait qu'il soit doté de la technologie 802.11b. Le système d'exploitation utilisé doit aussi être supporté par les autres composantes du mobile. L'antenne, quant à elle, devrait être omnidirectionnelle dans le plan horizontal et compatible 802.11b. Elle joue essentiellement deux rôles : le premier consiste à permettre, grâce à son gain isotropique, la réception d'un bon signal des points d'accès sur toute l'espace de localisation en augmentant la portée de la carte sans-fil; le second consiste à supprimer la diversité d'antenne que fait la carte sans-fil Orinoco. En effet, la carte sans-fil d'Orinoco utilisée, dispose théoriquement de deux ou trois antennes (placées à différents endroits de la carte). Mais ce faisant, cette diversité nuit à nos expérimentations car la signature d'un point pourrait changer avec un léger changement dans l'orientation du mobile. Cependant, la carte permet l'ajout d'une antenne externe qui prime sur les antennes internes et supprime ainsi la diversité. Tout comme les points d'accès, l'antenne A2400-MAG5 Magnetic Mount Omni-Directional Antenna en plus de respecter nos critères présentait le meilleur rapport qualité/prix. L'ordinateur portable était déjà disponible au laboratoire.

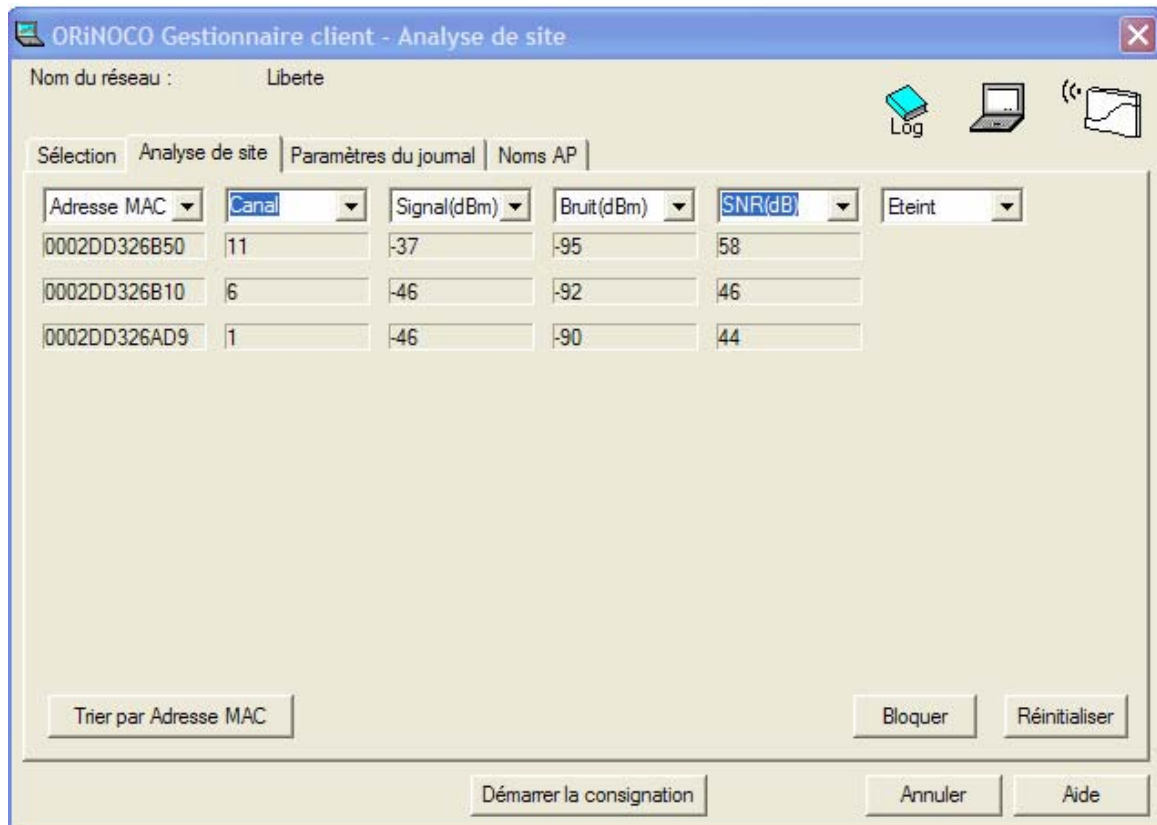
La carte Orinoco Wireless Classic Gold PC Card a été choisie, hormis le fait qu'elle est compatible 802.11b, essentiellement à cause du logiciel client qui l'accompagne. En effet, il fallait un logiciel d'acquisition de puissance des signaux des trois points d'accès. La carte sans-fil Orinoco est l'une des rares cartes 802.11b dont le logiciel client (*Client Manager*) permet de faire cette acquisition en faisant une analyse de site. Un deuxième logiciel, Network Stumbler [23], était aussi disponible. En utilisant une carte 802.11b compatible, ces deux logiciels détectent les points d'accès situés dans les environs et fournissent entre autres la puissance reçue de ces points d'accès, le niveau de bruit, le rapport signal à bruit, le canal d'opération, leur adresse MAC, etc. Pour ce faire, ils effectuent un balayage des 11 canaux disponibles pour le 802.11b en Amérique du Nord à une fréquence fixée par l'utilisateur. Ils détectent la puissance des balises (*beacons*) émises à toutes les 100 millisecondes par les points

d'accès. Les deux images ci-dessous sont des captures d'écran de la fenêtre de ces deux logiciels.



MAC	SSID	Chan	Speed	Vendor	Type	Encryption	SNR	Signal+	Noise-	SNR+	Latitude	Longitude	Signal	Noise	Beacon Interval	Distance
00904B083D1A	lcs	5+	11 Mbps	Gemtek	AP		49	-32	-102	68			-42	-91	80	
0002DD326B50	Liberte	11*	11 Mbps	Bromax	AP		55	-32	-104	65			-37	-92	100	
0002DD326B10	Liberte	6	11 Mbps	Bromax	AP		43	-38	-107	66			-46	-89	100	
0002DD326AD9	Liberte	1	11 Mbps	Bromax	AP		39	-44	-103	52			-49	-88	100	

Figure 2.5 Fenêtre de capture de Network Stumbler



Nom du réseau : Liberte

Sélection | Analyse de site | Paramètres du journal | Noms AP

Adresse MAC	Canal	Signal(dBm)	Bruit(dBm)	SNR(dB)	Eteint
0002DD326B50	11	-37	-95	58	
0002DD326B10	6	-46	-92	46	
0002DD326AD9	1	-46	-90	44	

Trier par Adresse MAC | Bloquer | Réinitialiser

Démarrer la consignation | Annuler | Aide

Figure 2.6 Fenêtre de capture du logiciel client de la carte Orinoco

Network Stumbler est un logiciel gratuit; il fournit plus de détails sur les points d'accès et la liaison sans-fil. Il peut être utilisé de concert avec un GPS pour localiser

les points d'accès. Il supporte plusieurs cartes 802.11b contrairement au logiciel client d'Orinoco qui ne supporte que les cartes d'Orinoco. Mais la sélection des paramètres de capture (fréquence de capture, nom du fichier sortant, etc) est beaucoup plus simple avec le logiciel client d'Orinoco. Par exemple, le logiciel client d'Orinoco permet à l'utilisateur de fixer le format du fichier de sortie contrairement à Network Stumbler. Pour cette dernière raison et comme les deux logiciels fournissent toutes les données dont nous avons besoin avec des valeurs identiques, le logiciel client d'Orinoco a été préféré à Network Stumbler pour faire l'acquisition de puissance des signaux des points d'accès.

Les fréquences d'opération, les canaux, les débits supportés, les méthodes de modulation, le cryptage et le taux binaire d'erreur (BER) de la carte Orinoco Wireless Classic Gold PC Card sont identiques à ceux indiqués dans le tableau 2.1 pour les points d'accès. Il faut cependant ajouter que la sensibilité de son récepteur est de -82 dBm à 11 Mbps, -87 dBm à 5.5 Mbps, -91 dBm à 2 Mbps et -94 dBm à 1 Mbps.

2.3.2 Mode opératoire

Les trois points d'accès sont disposés dans l'espace de localisation de manière à ce que chacun d'eux le couvre entièrement. Ainsi pour tous les points de mesures, le logiciel client d'Orinoco est capable de détecter les signaux des trois points d'accès.

Pour éviter les interférences co-canal, les canaux 1 (2.412 GHz), 6 (2.437 GHz) et 11 (2.462 GHz) ont été assignés respectivement aux trois points d'accès. En effet le signal de chaque point d'accès a une largeur de bande de 24 MHz. Donc les signaux des trois points d'accès s'étalent respectivement de 2.400 GHz à 2.424 GHz, de 2.425 GHz à 2.449 GHz et de 2.450 GHz à 2.474 GHz. Nous n'avons donc théoriquement aucune interférence co-canal. Toute autre combinaison de canaux aurait conduit à une interférence co-canal.

Le débit des trois points d'accès a été fixé à 5.5 Mbps. Ceci permet, d'une part, d'augmenter la portée du signal et, d'autre part, d'empêcher le changement automatique de débit en fonction de la puissance du signal reçu. En effet, la dimension maximale de nos espaces de localisation est d'environ 74 m. En choisissant un débit de 5.5 Mbps où la portée du signal est de 80 m, on s'assure ainsi que chaque point d'accès couvrira entièrement l'espace de localisation. De plus, en maintenant le débit à 5.5 Mbps, on fixe aussi la modulation. Il est important de fixer la modulation afin que le signal reçu ait les mêmes caractéristiques pour tous les points de mesures.

Pour chaque point de mesures, on enregistre grâce au logiciel client d'Orinoco la puissance, le niveau de bruit, le rapport signal à bruit (SNR), l'adresse MAC et le canal d'émission de chaque point d'accès à chaque seconde et ce pendant 50 secondes dans un fichier de format texte. À chaque seconde la capture est faite pour les trois points d'accès simultanément. Puisque chaque point d'accès émet une balise (*beacon*) de diffusion à intervalle de 100 millisecondes, les valeurs obtenues à chaque seconde sont des moyennes effectuées sur dix balises.

Les fichiers sont ensuite traités par un programme conçu sur Matlab, pour ne retenir que trente secondes d'enregistrement en effaçant les dix premières et les dix dernières secondes qui correspondent à des déplacements nécessaires dans l'espace de localisation pour démarrer et arrêter la consignation des données par le mobile. Ensuite un autre programme, également conçu sur Matlab, permet de calculer la puissance moyenne sur les trente secondes retenues pour chaque point d'accès. La signature utilisée est en fait le triplet $(P_{AP1}, P_{AP2}, P_{AP3})$ formé respectivement des puissances des trois points d'accès moyennées sur trente secondes. La puissance moyenne a été utilisée afin de tenir compte le plus possible des variations temporelles du signal. La réduction du temps de 30 secondes entraîne une légère dégradation de l'erreur commise. Nous avons observé qu'en réduisant ce temps à cinq secondes, l'erreur moyenne commise augmente d'environ 9%. Une fois la banque de toutes les

signatures constituée, la prochaine étape en est une logicielle qui consiste en la localisation proprement dite dont les résultats sont présentés aux chapitres 3, 4 et 5. Les différents programmes Matlab utilisés sont placés à l'annexe B.

2.4 Environnements de mesures

Les mesures expérimentales sont effectuées dans deux environnements internes différents : un corridor du premier étage d'un des immeubles de la Commission scolaire de l'Or-et-des-Bois de Val-d'Or (Québec, CANADA) et une galerie souterraine du niveau 70 m (en dessous du niveau de la terre) de la mine CANMET située près de Val-d'Or. Les deux sections qui suivent, présentent les plans et des photos de ces deux environnements.

2.4.1 Corridor d'un immeuble

Les figures 2.7 et 2.8 ci-dessous présentent respectivement une photo et le plan du corridor utilisé. Le corridor a une longueur d'environ 74 m et une largeur variant entre 2.5 et 4.5 m. Les parois, le plancher et le plafond sont en général lisses. Les parois et le plancher sont faits de bois et de béton; les arêtes des murs sont en acier et le plafond est fait de panneaux de fibres de verre suspendus.



Figure 2.7 Photo du corridor utilisé pour les mesures

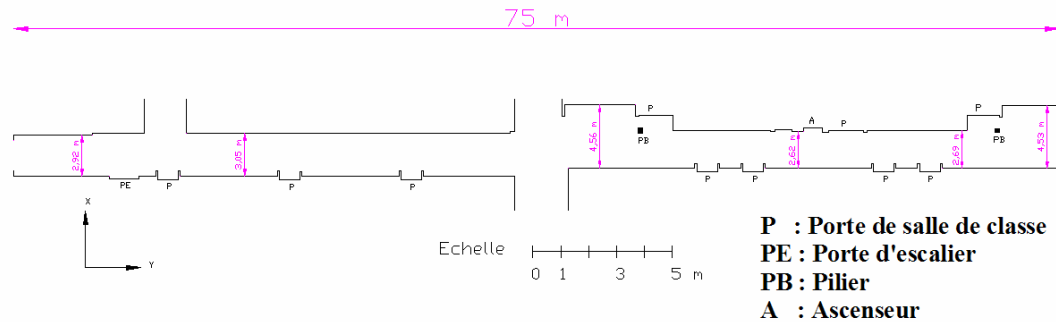


Figure 2.8 Plan du corridor utilisé pour les mesures

2.4.2 Galerie souterraine de la mine CANMET

Les figures 2.9 et 2.10 représentent respectivement le plan et une photo de la galerie souterraine utilisée. La section de la galerie utilisée pour nos expérimentations est longue d'environ 70 m. La largeur de la galerie est d'environ 2.5 m. Les parois et le plafond de la galerie sont en général rugueux et faits de roches. Des conduits de ventilation métalliques et des câbles d'alimentation sont fixés le long des parois. Des grillages métalliques sont aussi fixés au plafond pour retenir les roches susceptibles de tomber. Le plancher n'est pas aussi uniformément plat que dans le corridor. Il y a présence de pentes parfois fortes et des falques d'eau. Quant à la température dans la mine, elle est d'environ $6^{\circ}C$ toute l'année (quelle que soit la saison). Il faut donc porter des vêtements chauds pour effectuer des travaux de longue durée. Le taux d'humidité dans la galerie est très élevé; il est presque de 100%. Cette humidité est très indisposante après quelques heures de travail. Toutes ces conditions dans les galeries souterraines font qu'il devient beaucoup plus difficile de mener des expérimentations dans la mine contrairement au corridor. C'est l'une des raisons pour lesquelles la majorité de nos mesures expérimentales ont été effectuées dans le corridor.

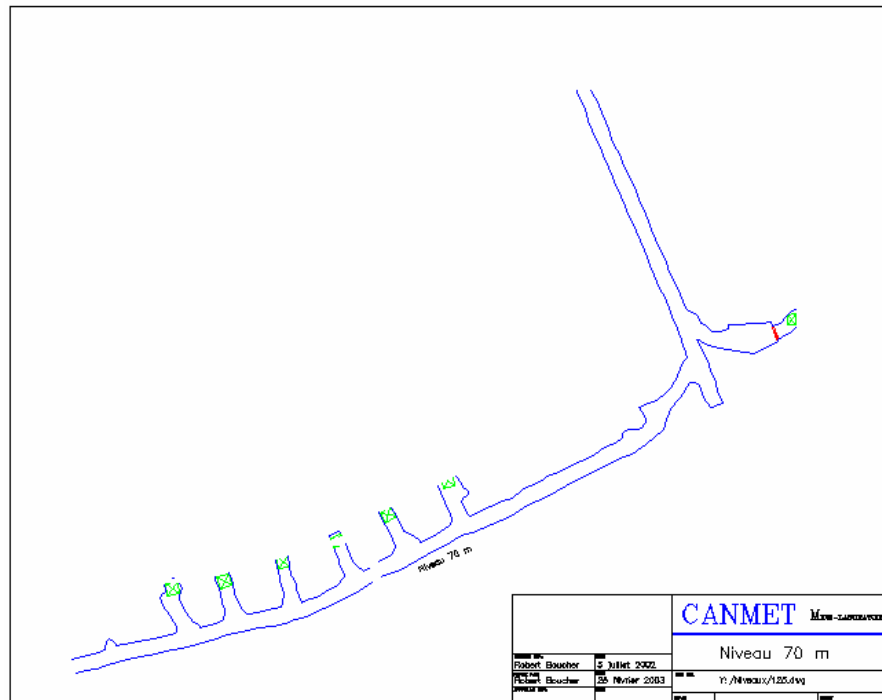


Figure 2.9 Plan de la galerie souterraine utilisée pour les mesures



Figure 2.10 Photo de la galerie souterraine utilisée pour les mesures

2.5 Mesures effectuées

Dans cette section, les différentes mesures prises dans les deux environnements décrits à la section 2.4 seront présentées. Le pas de maillage, le nombre de points de mesures et la position des points d'accès sont indiqués.

2.5.1 Mesures prises dans le corridor

Le concept pour contrer la dégradation de précision observée avec un système de radiolocalisation basé sur les signatures dans un canal variable, proposé par Nerguizian, est censé fonctionner dans tout environnement interne. Considérant cela et la difficulté à prendre des mesures dans la mine, la majorité des mesures ont été prises dans le corridor. Deux séries de mesures ont été prises dans le corridor : une première série dans des états statiques du canal de propagation pour former les bases de signatures nécessaires au concept; et une deuxième série de mesures dans un état variable (avec mouvement de personnes et d'objets pendant la prise de mesures) du canal servant à tester le concept.

2.5.1.1 Formation des bases de signatures

La figure 2.11 montre la disposition des axes x et y du système de coordonnées, l'origine de ce système, l'emplacement des trois points d'accès et quelques points de mesures dans le corridor.

L'origine et la direction des axes x et y du système de coordonnées (espace à deux dimensions) ont été fixées de manière à ce que le corridor s'étende de -1.22 m à 1.52 m en largeur (axe x) et de 0 à 73.38 m en longueur (axe y). Selon le système de coordonnées choisi, les coordonnées des trois points d'accès AP1, AP2 et AP3 sont respectivement (-0.61 m, 71.855 m), (1.22 m, 35.075 m) et (0.305 m, 1.525 m).

Au total, 533 points de mesures ont été marqués sur le sol couvrant entièrement le corridor. Il y a de quatre à six points suivant l'axe x selon la largeur du corridor. Deux

points de mesures consécutifs, aussi bien suivant l'axe x que l'axe y , sont séparés par une distance de 0.61 m.

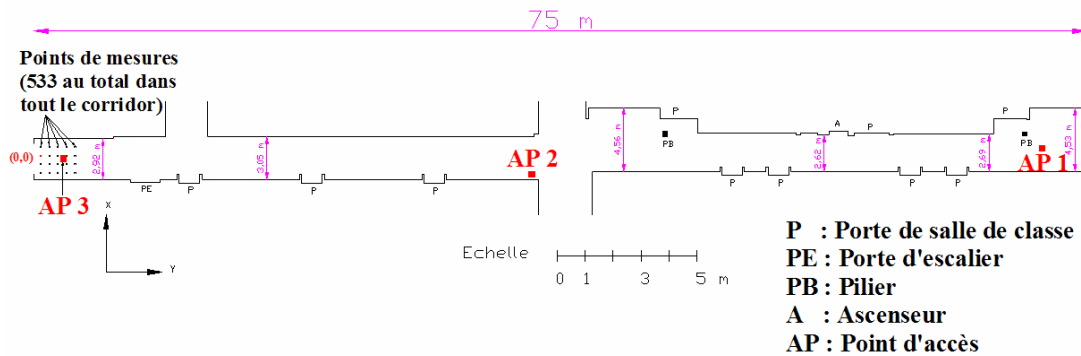


Figure 2.11 Plan du corridor avec position des points d'accès

Dans cette configuration, cinq bases de signatures ont été formées. Chaque base comprend 533 signatures correspondant aux signatures recueillies par le mobile aux 533 points de mesures. Toutes les signatures constituant une base ont été prises dans un même état statique du canal de propagation mais un état différent de celui des autres bases de signatures. On entend par état statique du canal de propagation, un état du canal caractérisé par un immobilisme de tout ce qui est présent dans le corridor. Hormis le mobile qui doit changer sa position à chaque fois pour prendre une nouvelle signature, tous les autres objets (obstacles, personnes, etc.) présents dans le corridor restent immobiles, conservent leur position et sont identiques (aucun ajout ni enlèvement d'objet) pendant la prise de mesures pour former les signatures d'une même base. Toutefois, nous ne pouvons pas garantir qu'à l'extérieur de notre environnement d'expérimentation des sources d'interférence, telle l'utilisation d'un four micro-ondes, existent et causent une certaine variation dans notre canal de propagation. Les cinq états statiques du canal de propagation retenus pour former les bases de signatures sont décrits ci-dessous:

- ❖ Le premier état statique correspond à une configuration du corridor où, sauf le mobile et les composantes naturelles fixes (portes, lumières, poubelles, boîtes

de recyclage, etc.), aucun autre objet n'est présent dans le corridor. Dans cet état, le mobile est en ligne de vue directe (LOS ou *Line Of Sight*) avec les trois points d'accès dans 95% des points de mesures environ. Aux autres points de mesures, le mobile est en ligne de vue indirecte (NLOS ou *Non Line Of Sight*) avec au moins un point d'accès.

- ❖ Le deuxième état statique correspond à une configuration du corridor où, en plus du mobile et des composantes naturelles du corridor, des obstacles réfléchissants sont disposés un peu partout sur une surface limitée par un cercle de rayon d'environ 3 m autour du point d'accès AP1. Dans cet état, le mobile est en LOS avec AP2 et AP3 et en NLOS avec AP1 dans environ 75% des points de mesures; en LOS avec AP1 et en NLOS avec AP2 et AP3 dans environ 10% des points de mesures. Aux autres points de mesures, différentes situations de visibilité sont rencontrées. Cet état simule une situation où le mobile doit être localisé sachant que le signal de AP1 est obstrué.
- ❖ Le troisième état statique correspond à une configuration du corridor où, en plus du mobile et des composantes naturelles du corridor, les obstacles utilisés pour le deuxième état sont maintenant déplacés sur une surface limitée par un cercle de rayon d'environ 4 m autour de AP2. Dans cet état, le mobile est en LOS avec AP3 et en NLOS avec AP1 et AP2 dans environ 35% des points de mesures; en LOS avec AP1 et en NLOS avec AP2 et AP3 dans environ 35% des points de mesures; en LOS avec AP2 et en NLOS avec AP1 et AP3 dans environ 10% des points de mesures. Aux autres points de mesures, différentes situations de visibilité sont rencontrées. Cet état simule une situation où le mobile doit être localisé sachant que le signal de AP2 est obstrué.
- ❖ Le quatrième état statique correspond à une configuration du corridor où, en plus du mobile et des composantes naturelles du corridor, les obstacles utilisés pour le deuxième état sont maintenant déplacés sur une surface limitée par un cercle de rayon d'environ 3 m autour de AP3. Dans cet état, le mobile est en LOS avec AP2 et AP1 et en NLOS avec AP3 dans environ 75% des points de

mesures, en LOS avec AP3 et en NLOS avec AP1 et AP2 dans environ 10% des points de mesures. Aux autres points de mesures, différentes situations de visibilité sont rencontrées. Cet état simule une situation où le mobile doit être localisé sachant que le signal de AP3 est obstrué.

- ❖ Le cinquième état statique correspond à une configuration du corridor où, en plus du mobile et des composantes naturelles du corridor, les obstacles utilisés pour le deuxième état sont maintenant disposés tout le long du corridor. Cet état simule une situation où le mobile doit être localisé sachant que les signaux de plusieurs points d'accès peuvent être obstrués à divers endroits dans le corridor.

La prise de mesures pour la formation d'une base de signatures a nécessité environ 20 heures de travail; au total il a fallu près de 100 heures de travail pour constituer les cinq bases de signatures. Pour chaque état statique, 433 de ces signatures vont être utilisées pour l'apprentissage des algorithmes de jumelage et les 100 restantes pour les tests.

2.5.1.2 Mesures prises pour le test du concept

Pour cette série de mesures, deux références fixes ont été ajoutées dans le système utilisé au 2.5.1.1. L'utilisation de références fixes fait partie du concept proposé par Nerguizian. On rappelle que le concept est décrit au chapitre 4. Selon le système de coordonnées, leurs positions sont respectivement (0.30 m, 21.96 m) et (-0.61 m, 51.42m). Pour toutes les mesures effectuées dans cette série, elles demeurent immobiles et à la même position. Ces deux références sont identiques au mobile (même composition matérielle et logicielle et même fonctionnement). La figure 2.12 montre l'emplacement des deux références dans le corridor.

Au total, 100 points de mesures ont été marqués sur le sol couvrant entièrement le corridor. Ces points de mesures sont composés de 50 points issus des points utilisés auparavant (voir sous-section 2.5.1.1) et de 50 nouveaux points. Le mobile doit

prendre des mesures pour former les signatures de ces points de mesures. Comparativement au processus de prise de mesures décrit à la sous-section 2.5.1.1, deux changements importants sont à noter :

- ❖ Les mesures sont prises simultanément par le mobile et par les deux références fixes. Ainsi on obtient trois signatures à chaque fois que le mobile prend des mesures : la signature du point de mesures où se trouve le mobile et les deux signatures respectivement des deux positions occupées par les deux références. Ces signatures sont enregistrées simultanément, donc dans les mêmes conditions de propagation du signal dans le canal.
- ❖ Pendant et entre les prises de mesures, le canal de propagation est variable. Plusieurs personnes circulaient dans le corridor et déplaçaient des tables, des obstacles réfléchissants et autres objets créant ainsi un canal de propagation avec un profil de propagation du signal par trajets multiples sévère et une forte variation temporelle des signaux des trois points d'accès. Les conditions de propagation du signal dans le corridor varient ainsi énormément pendant les 50 secondes d'enregistrements nécessaires à la formation d'une signature.

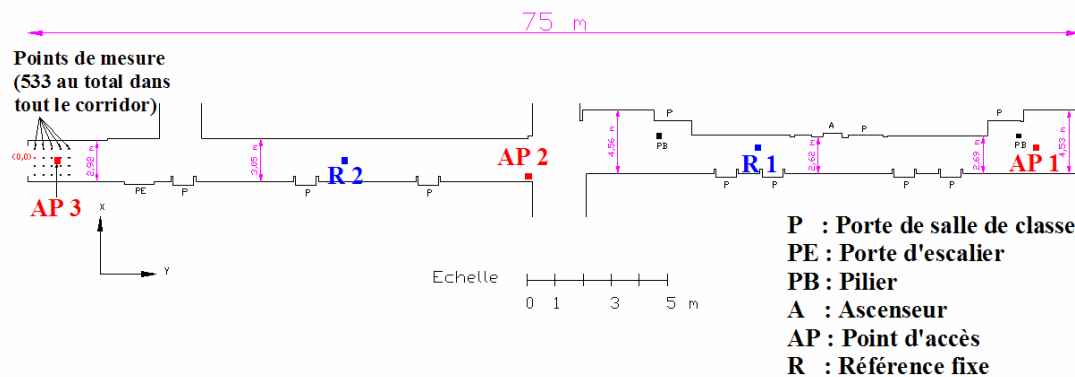


Figure 2.12 Plan du corridor avec la position des points d'accès et des références

La prise de mesures pour former les 100 signatures a nécessité plus d'une journée de travail.

2.5.2 Mesures prises dans la galerie minière souterraine

La figure 2.13 ci-dessous montre la disposition des axes x et y du système de coordonnées, l'origine de ce système, l'emplacement des trois points d'accès et tous les points de mesures dans la galerie minière souterraine.

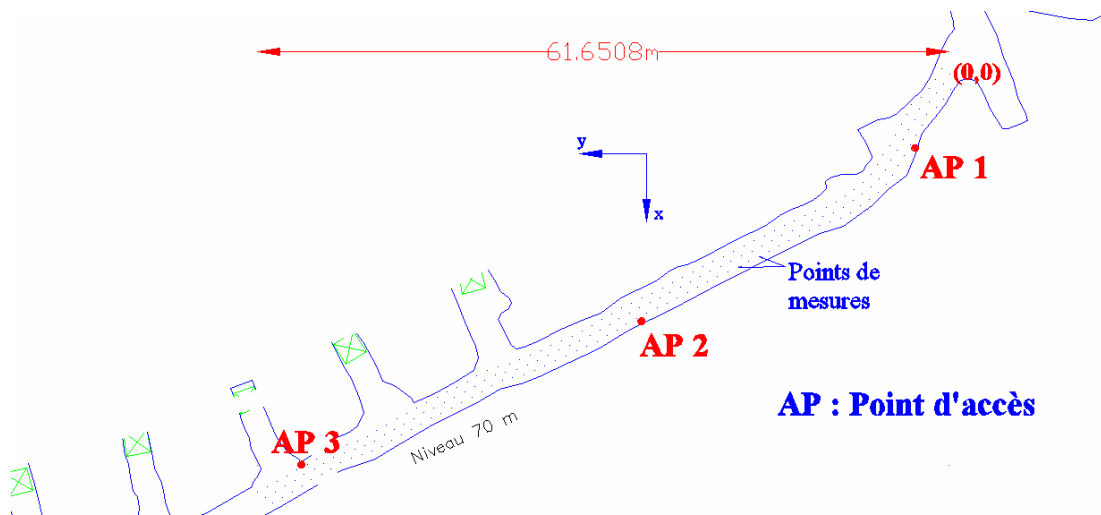


Figure 2.13 Plan de la galerie souterraine avec la position des points d'accès

Selon le système de coordonnées choisi, les coordonnées des trois points d'accès AP1, AP2 et AP3 sont respectivement (6.61 m, 3.11 m), (21.61 m, 27.03 m) et (34.38 m, 56.90 m). Au total, 219 points de mesures ont été marqués sur le sol couvrant entièrement toute la galerie. Il y a trois points suivant la largeur de la galerie et 73 points suivant la longueur. Deux points de mesures consécutifs sont séparés par une distance de 0.8 m sur la largeur et de 1 m sur la longueur.

Une seule base de signatures a été construite en suivant le même processus que dans le corridor (Voir sous-section 2.5.1.1). Les mesures sont prises dans un état statique du canal de propagation. Cet état est identique au premier état décrit à la sous-section 2.5.1.1. À cause de la courbure de la galerie, il y a plusieurs points de mesure où le mobile est en NLOS avec au moins un des trois points d'accès.

La prise de mesures pour former les 219 signatures a nécessité autour de 18 heures de travail.

2.6 Conclusion du chapitre

Dans ce chapitre, les différents composants matérielles et logicielles du système de radiolocalisation, le protocole expérimental et les environnements de mesures ont été présentés. L'environnement minier, qui est le destinataire présumé du système de localisation utilisant le concept de Nerguizian, offre des conditions d'expérimentation assez difficiles. Cependant, étant donné que le concept peut être transposé dans tout environnement interne en général, la majorité des mesures expérimentales pour le valider ont été effectuées dans un corridor d'un immeuble urbain. Toutefois, des mesures ont également été effectuées dans l'environnement minier. Les différentes mesures effectuées dans le corridor et décrites dans ce chapitre serviront de base d'apprentissage et de test au concept proposé dans le canal non stationnaire.

Chapitre 3

Résultats de radiolocalisation dans le corridor

3.1 Introduction

Ce chapitre est divisé en deux parties et présente les résultats obtenus dans les états statiques du corridor. Dans la première partie, les puissances des signaux émis par les trois points d'accès et mesurées à chacun des points de mesures et les résultats de localisation obtenus avec les quatre algorithmes de jumelage sont présentés pour chacun des cinq états statiques du canal de propagation du corridor décrits dans le chapitre précédent. Les valeurs des paramètres importants des algorithmes de jumelage sont également fournies. La deuxième partie présente une étude comparative des résultats de localisation pour chaque algorithme de jumelage sur les cinq états statiques du canal de propagation.

3.2 Résultats de localisation dans les cinq états statiques

Tel qu'indiqué au chapitre précédent, des mesures expérimentales ont été effectuées dans cinq états statiques différents du canal de propagation. Dans chacun de ces états, 533 signatures ont été recueillies. Sur ces signatures, 433 ont été utilisées pour constituer la base d'apprentissage des différents algorithmes de jumelage. Les 100

signatures restantes sont utilisées pour les tests. Après plusieurs apprentissages avec différentes valeurs de paramètres des algorithmes de jumelages, les valeurs optimales donnant les meilleures précisions de localisation sur les données d'apprentissage ont été déterminées. Ces valeurs optimales sont présentées dans le tableau 3.1.

Réseau MLP	<ul style="list-style-type: none"> - Nombre de données d'apprentissage : 433 - Nombre de données de test : 100 - Nombre de couches : 2 - Nombre de neurones sur la couche cachée : 20 - Fonction de transfert des neurones de la couche cachée : logsig - Nombre de neurones sur la couche de sortie : 2 - Fonction de transfert des neurones de la couche de sortie : purelin - Nombre d'itérations dans un processus d'apprentissage : 1500 - Fonction d'entraînement : trainlm - Durée d'un processus d'apprentissage : 180 secondes - Durée de la localisation du mobile : 1 seconde (instantané)
Réseau GRNN	<ul style="list-style-type: none"> - Nombre de données d'apprentissage : 433 - Nombre de données de test : 100 - Durée d'un processus d'apprentissage : 2 secondes - Durée de la localisation du mobile : 1 seconde (instantané) - Valeur du paramètre « spread » : 1
Méthode KNN	<ul style="list-style-type: none"> - Nombre de données de la base d'apprentissage : 433 - Nombre de données de test : 100 - Durée de la localisation du mobile : 1 seconde - Valeur du paramètre K : 4
Méthode Prob	<ul style="list-style-type: none"> - Nombre de données de la base d'apprentissage : 433 - Nombre de données de test : 100 - Durée de la localisation du mobile : 2 secondes - Valeur du paramètre ε : 0.95 dB

Tableau 3.1 Paramètres des quatre algorithmes de localisation utilisés dans le corridor

Les résultats de localisation obtenus dans chacun des cinq états statiques du canal de propagation sont présentés dans les sections suivantes.

3.2.1 État statique 1

On rappelle que l'état statique 1 du canal de propagation du corridor correspond à une configuration du corridor où, sauf le mobile et les composantes naturelles fixes

(portes, lumières, poubelles, boîtes de recyclage, etc.) du corridor, aucun autre objet n'est présent dans le corridor.

3.2.1.1 Couverture des trois points d'accès

La figure 3.1 illustre les puissances des signaux émis par chacun des trois points d'accès (AP1, AP2 et AP3) et mesurées par le mobile suivant l'axe y du corridor dans l'état statique 1. Pour chaque ordonnée y_1 donnée, il y a de 4 à 6 points de mesures (ayant des coordonnées x différentes), donc de 4 à 6 valeurs de puissances qui apparaissent vis-à-vis de chaque position y sur les trois graphiques de la figure 3.1. Cette figure permet de visualiser, outre la variation de la puissance du signal du point d'accès selon l'axe principal (axe y), la variation de cette puissance selon l'axe transversal (axe x). Les positions réelles des points d'accès AP1, AP2 et AP3 sont indiquées sur la figure par le trait vertical. La couverture en 3D (suivant les axes x et y) des trois points d'accès dans l'état 1 du corridor est donnée à l'annexe A.1.

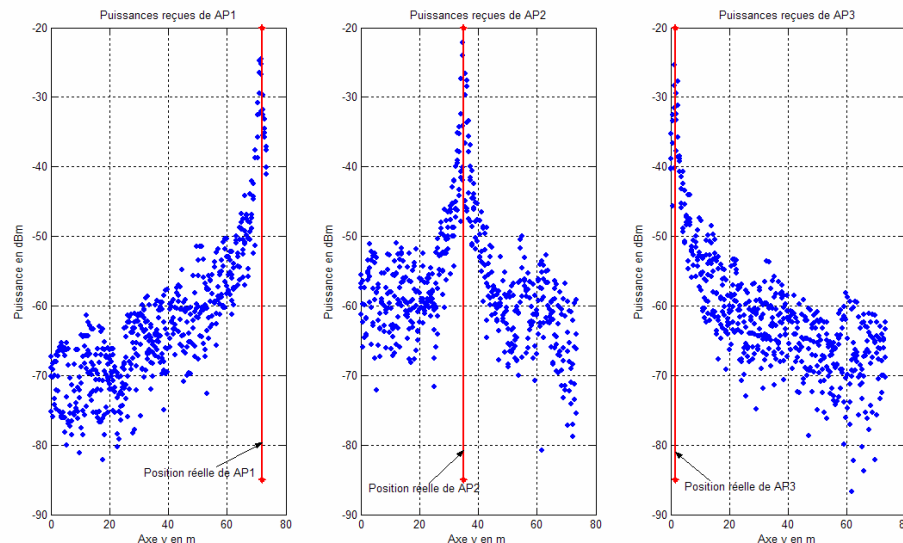


Figure 3.1 Puissances des 3 points d'accès mesurées suivant l'axe y dans l'état statique 1

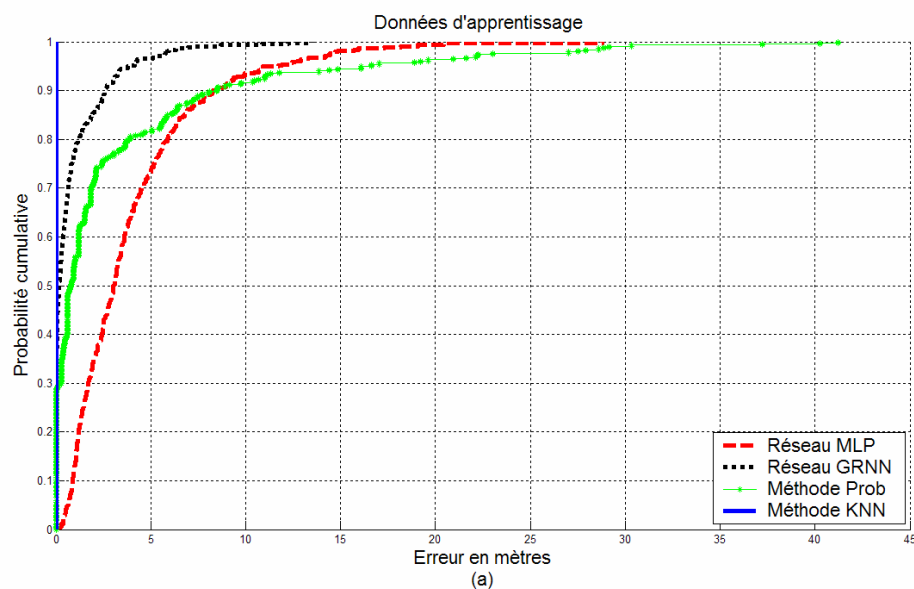
L'analyse de la figure 3.1 permet de tirer quelques conclusions :

- ❖ Comme attendu, la puissance du signal du point d'accès est à son maximum pour les points situés près du point d'accès et diminue au fur et à mesure qu'on s'en éloigne suivant l'axe y .

- ❖ La puissance des points d'accès atteint environ un maximum de -22 dBm et un minimum de -87 dBm.
- ❖ Suivant l'axe transversal, les puissances sont en général plus faibles le long des murs et plus élevées au centre du corridor
- ❖ La variation de la puissance, suivant l'axe transversal pour une ordonnée y_1 donnée, est parfois très importante. Elle atteint -28 dB. On rappelle que la largeur maximale du corridor (axe x) est de 4.5 m. Cette variation est plus faible pour les ordonnées près du point d'accès et augmente quand l'ordonnée s'éloigne du point d'accès.

3.2.1.2 Résultats de localisation

La figure 3.2 montre les fonctions de distribution cumulative des erreurs de localisation (distance euclidienne entre la position estimée du mobile et sa position réelle) faites par chacun des quatre algorithmes de jumelage sur les données d'apprentissage et de test recueillies dans l'état statique 1. Le tableau 3.2 résume les performances de localisation des quatre algorithmes de jumelage sur les données recueillies dans l'état statique 1. Les erreurs de localisation moyenne, médiane, 75th percentile et 90th percentile sur les données d'apprentissage et de test sont fournies.



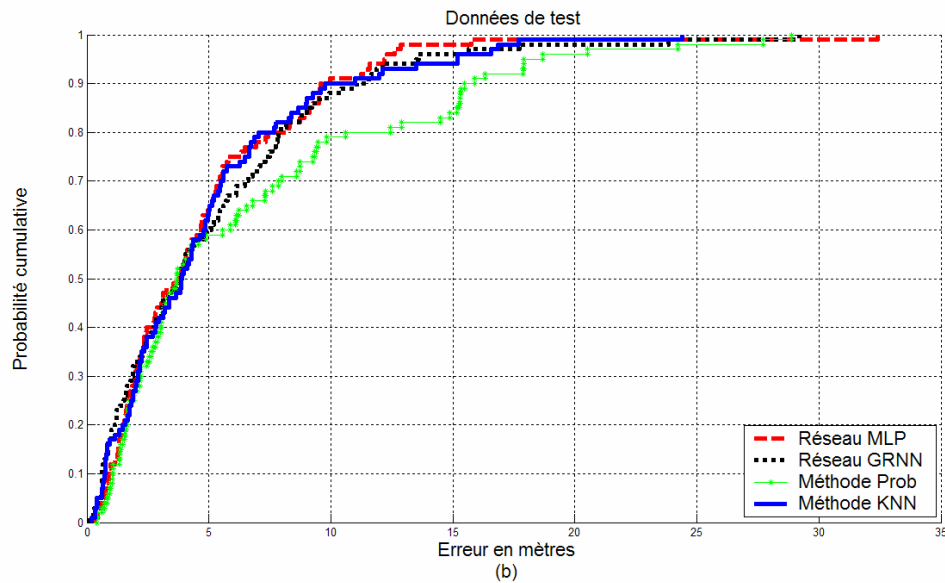


Figure 3.2 Fonctions de distribution cumulative des erreurs sur les données (a) d'apprentissage et (b) de test recueillies dans l'état statique 1

Erreur de localisation en mètres		Réseau MLP	Réseau GRNN	Méthode KNN	Méthode Prob
Données d'apprentissage	Moyenne	4.0089	0.8541	0	3.0818
	Médiane (50 th %-tile)	3.0478	0.1679	0	0.7846
	75 th %-tile	5.1623	0.8682	0	2.4370
	90 th %-tile	8.3661	2.6162	0	8.4514
Données de test	Moyenne	4.7770	5.0966	4.9023	6.5526
	Médiane (50 th %-tile)	3.7262	3.8483	3.8816	3.6825
	75 th %-tile	6.0593	7.4115	6.5650	9.2899
	90 th %-tile	9.7847	11.3115	10.3563	15.6860

Tableau 3.2 Tableau récapitulatif des résultats de localisation dans l'état statique 1

Les équations (2.3) et (2.4) utilisées dans la méthode KNN font que l'erreur de localisation est nulle si la signature du mobile appartient à la base d'apprentissage. Hormis la méthode KNN, la figure 3.2 et le tableau 3.2 montrent que le réseau GRNN performe le mieux sur les données d'apprentissage. Par contre, sur les données de test, le réseau MLP performe le mieux.

Les quatre sous-sections suivantes (3.2.2, 3.2.3, 3.2.4 et 3.2.5), qui présentent les résultats obtenus dans les états statiques 2, 3, 4 et 5 respectivement, sont structurées de la même manière que la section 3.2.1. Dans chaque sous-section, une première figure illustre les puissances des signaux émis par chacun des trois points d'accès et mesurées par le mobile suivant l'axe y du corridor dans l'état statique correspondant; une deuxième figure montre les fonctions de distribution cumulative des erreurs de localisation faites par chacun des quatre algorithmes de jumelage sur les données d'apprentissage et de test recueillies dans l'état et enfin un tableau résume les performances de localisation des quatre algorithmes de jumelage. Les couvertures en 3D des trois points d'accès dans les états statiques 2, 3, 4 et 5 sont respectivement données aux annexes A.2, A.3, A.4 et A.5.

3.2.2 État statique 2

On rappelle que l'état statique 2 du canal de propagation du corridor correspond à une configuration du corridor où, en plus du mobile et des composantes naturelles du corridor, des obstacles réfléchissants sont disposés un peu partout sur une surface limitée par un cercle de rayon d'environ 3 m autour du point d'accès AP1.

3.2.2.1 Couverture des trois points d'accès

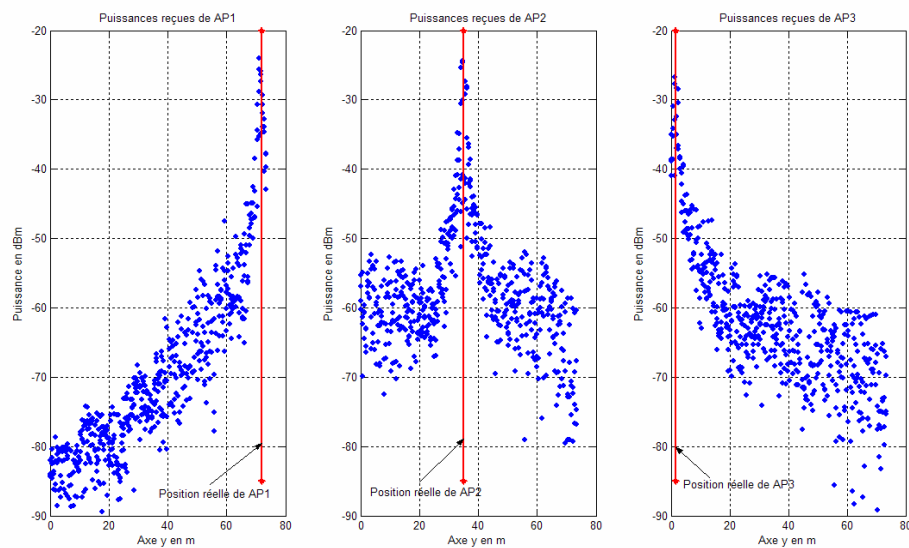


Figure 3.3 Puissances des 3 points d'accès mesurées suivant l'axe y dans l'état statique 2

L'analyse de la figure 3.3 permet de tirer les mêmes conclusions que celles tirées au 3.2.1.1. La différence importante entre les figures 3.3 et 3.1 se situe au niveau de la couverture du point d'accès AP1. Les puissances de AP1 mesurées pour les valeurs de y allant de 0 à 50 m dans l'état statique 2 sont beaucoup plus faibles que celles mesurées dans l'état statique 1. Ceci s'explique facilement car le signal de AP1 est obstrué dans l'état statique 2. Très peu de différences sont cependant observées pour les points de mesures situés près de AP1.

3.2.2.2 Résultats de localisation

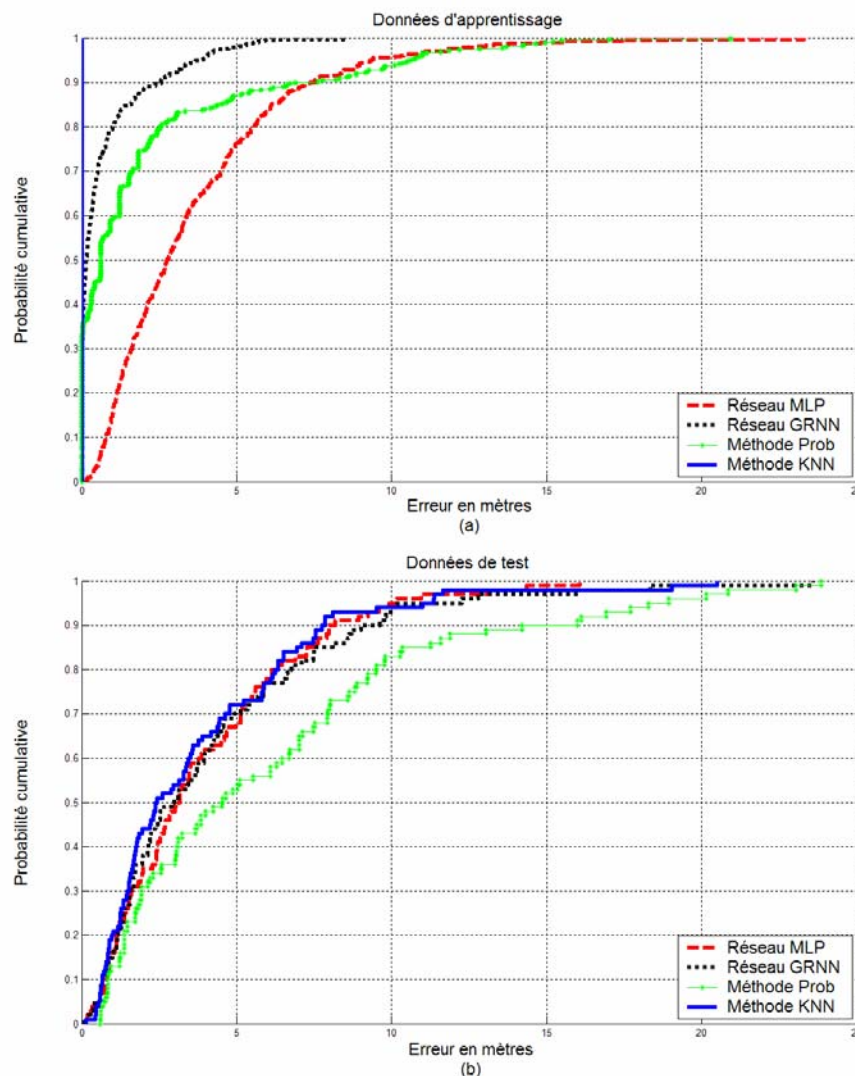


Figure 3.4 Fonctions de distribution cumulative des erreurs sur les données (a) d'apprentissage et (b) de test recueillies dans l'état statique 2

Erreur de localisation en mètres		Réseau MLP	Réseau GRNN	Méthode KNN	Méthode Prob
Données d'apprentissage	Moyenne	3.6116	0.7036	0	2.0332
	Médiane (50 th %-tile)	2.7629	0.1411	0	0.6092
	75 th %-tile	4.8947	0.7104	0	2.0599
	90 th %-tile	7.4027	2.5553	0	7.0303
Données de test	Moyenne	3.9668	4.2063	3.7986	6.1678
	Médiane (50 th %-tile)	3.0940	2.9395	2.4085	4.5389
	75 th %-tile	5.6002	5.8827	5.8353	8.7087
	90 th %-tile	8.0761	9.3070	7.7943	15.0883

Tableau 3.3 Tableau récapitulatif des résultats de localisation dans l'état statique 2

Hormis la méthode KNN, la figure 3.4 et le tableau 3.3 montrent que le réseau GRNN performe le mieux sur les données d'apprentissage recueillies dans l'état statique 2 tout comme dans l'état statique 1. Par contre, sur les données de test recueillies dans l'état statique 2 et contrairement à ce qui est observé dans l'état statique 1, la méthode KNN est celle qui performe le mieux.

3.2.3 État statique 3

On rappelle que dans l'état statique 3, les obstacles utilisés pour le deuxième état sont maintenant déplacés sur une surface limitée par un cercle de rayon d'environ 4 m autour de AP2.

3.2.3.1 Couverture des trois points d'accès

L'analyse de la figure 3.5 permet de tirer également les mêmes conclusions que celles tirées à la sous-section 3.2.1.1. La différence importante entre les figures 3.5 et 3.1 se situe au niveau de la couverture du point d'accès AP2. Les puissances de AP2 mesurées pour les valeurs de y allant de 0 à 20 m et de 60 à 70 m dans l'état statique 3 sont beaucoup plus faibles que celles mesurées dans l'état statique 1. Ceci s'explique facilement car le signal de AP2 est obstrué dans l'état statique 3. Très peu de

différences sont cependant observées pour les points de mesures situés près du point d'accès AP2. Les deux autres points d'accès subissent également des changements dans leur couverture mais dans une moindre mesure.

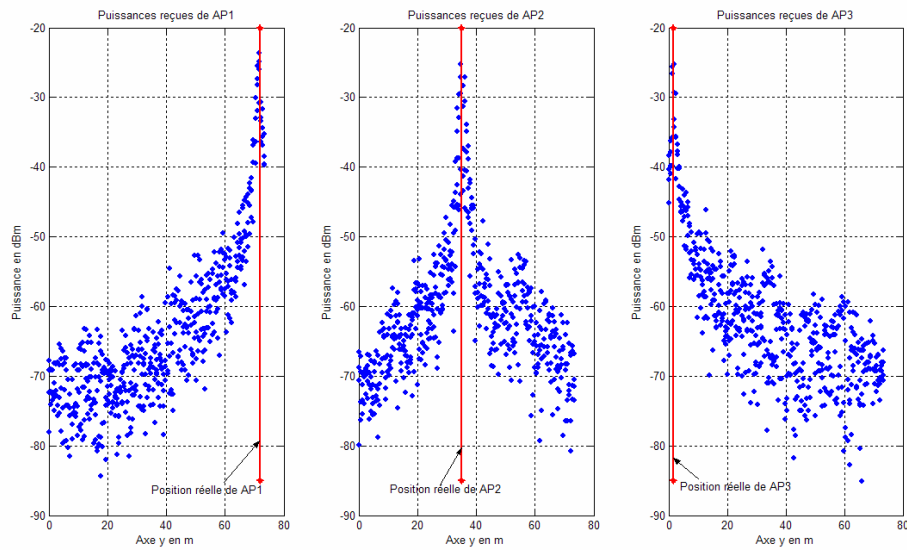
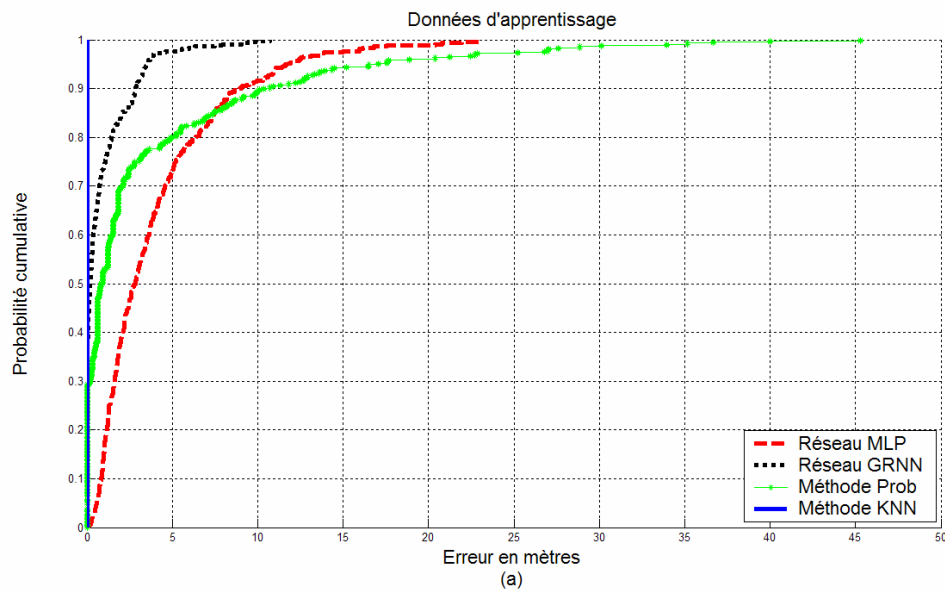


Figure 3.5 Puissances des 3 points d'accès mesurées suivant l'axe y dans l'état statique 3

3.2.3.2 Résultats de localisation



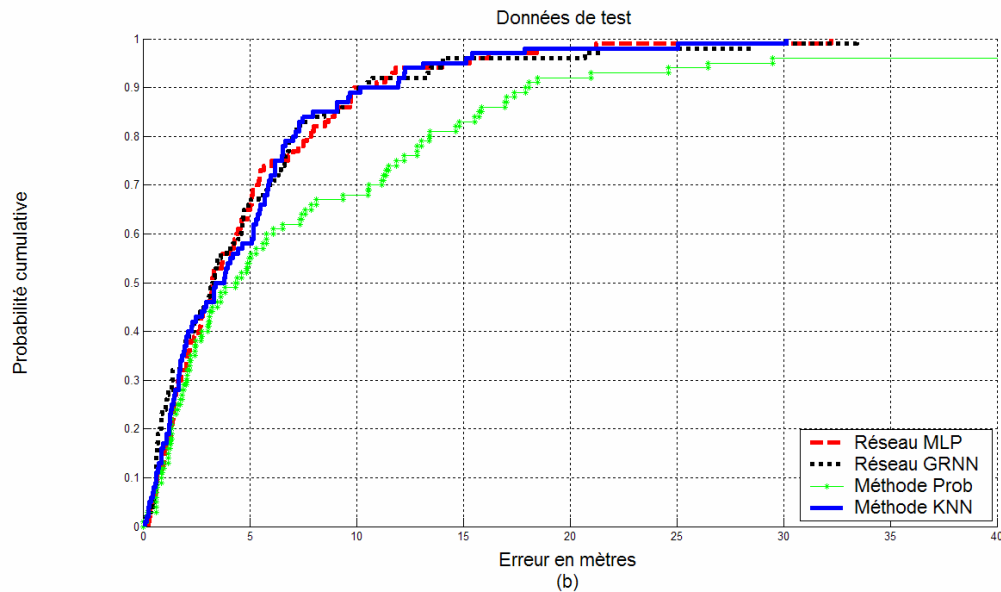


Figure 3.6 Fonctions de distribution cumulative des erreurs sur les données (a) d'apprentissage et (b) de test recueillies dans l'état statique 3

Erreur de localisation en mètres		Réseau MLP	Réseau GRNN	Méthode KNN	Méthode Prob
Données d'apprentissage	Moyenne	4.0483	0.8719	0	3.4601
	Médiane (50 th %-tile)	2.8268	0.1997	0	0.8558
	75 th %-tile	5.2269	1.0959	0	2.8730
	90 th %-tile	8.9738	2.8727	0	10.4285
Données de test	Moyenne	4.8590	4.8953	4.8714	8.7884
	Médiane (50 th %-tile)	3.2527	3.2819	3.6154	4.3821
	75 th %-tile	6.4004	6.6399	6.3637	12.0650
	90 th %-tile	10.4406	10.3084	11.0745	18.0204

Tableau 3.4 Tableau récapitulatif des résultats de localisation dans l'état statique 3

Hormis la méthode KNN, la figure 3.6 et le tableau 3.4 montrent que le réseau GRNN performe le mieux sur les données d'apprentissage recueillies dans l'état statique 3 tout comme dans les états statiques 1 et 2. Par contre, sur les données de test recueillies dans l'état statique 3, les réseaux GRNN et MLP sont ceux qui performant les mieux.

3.2.4 État statique 4

On rappelle que dans l'état statique 4, les obstacles utilisés pour le deuxième état sont maintenant déplacés sur une surface limitée par un cercle de rayon d'environ 3 m autour de AP3.

3.2.4.1 Couverture des trois points d'accès

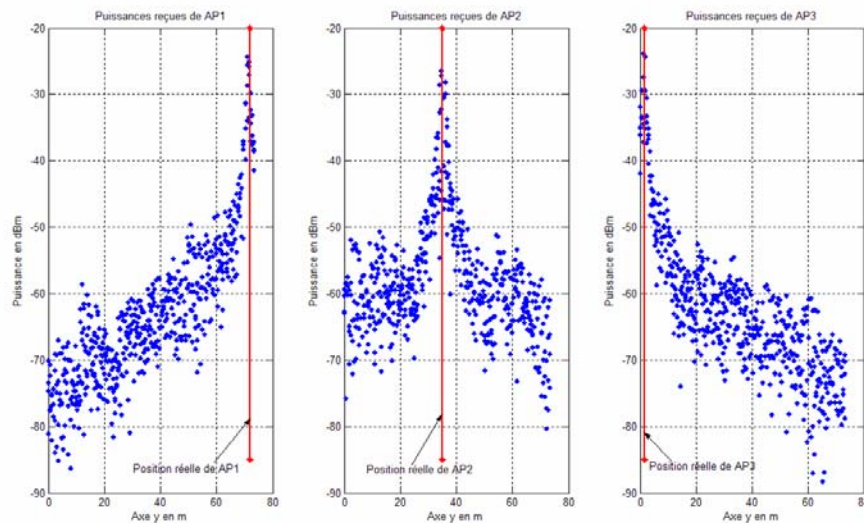


Figure 3.7 Puissances des 3 points d'accès mesurées suivant l'axe y dans l'état statique 4

La différence importante entre les figures 3.7 et 3.1 se situe au niveau de la couverture du point d'accès AP3. Les puissances de AP3 mesurées pour les valeurs de y allant de 60 à 74 m dans l'état 4 sont plus faibles que celles mesurées dans l'état statique 1 car le signal de AP3 est obstrué dans l'état 4. Mais contrairement aux points d'accès AP1 et AP2 respectivement dans les états 2 et 3, les différences observées pour AP3 dans l'état 4 sont beaucoup moins importantes. Les deux autres points d'accès subissent aussi dans une moindre mesure des changements dans leur couverture.

3.2.4.2 Résultats de localisation

L'analyse de la figure 3.8 et du tableau 3.5 permet de faire les mêmes constatations en ce qui concerne les performances des algorithmes de jumelage dans l'état statique 4 que celles faites dans l'état statique 1 à partir de la figure 3.2 et du tableau 3.2.

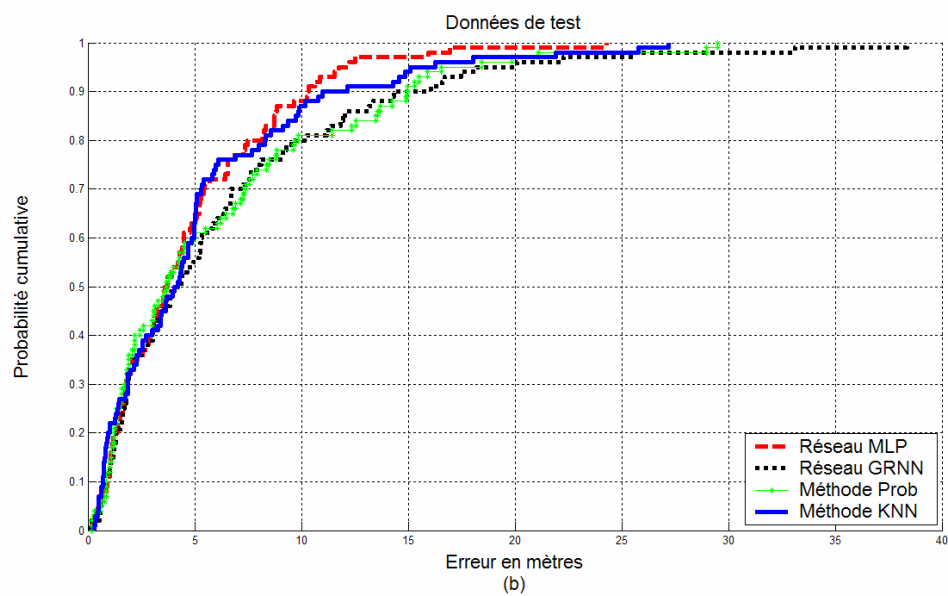
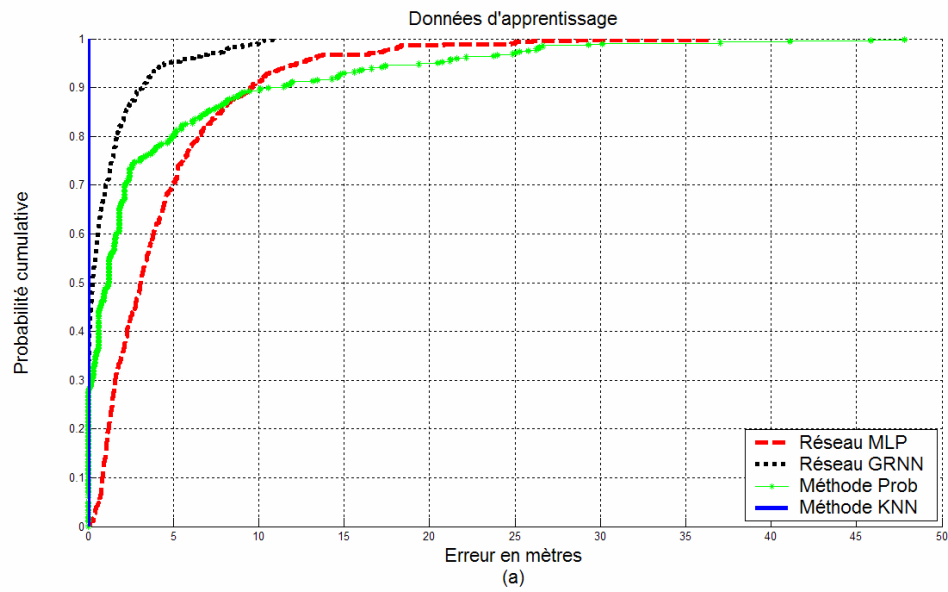


Figure 3.8 Fonctions de distribution cumulative des erreurs sur les données (a) d'apprentissage et (b) de test recueillies dans l'état statique 4

Erreur de localisation en mètres		Réseau MLP	Réseau GRNN	Méthode KNN	Méthode Prob
Données d'apprentissage	Moyenne	4.3678	1.1030	0	3.6391
	Médiane (50 th %-tile)	3.1165	0.2728	0	1.2170
	75 th %-tile	5.5757	1.3971	0	3.0332
	90 th %-tile	9.5435	3.2319	0	10.7287
Données de test	Moyenne	4.7410	6.3579	5.2390	6.0052
	Médiane (50 th %-tile)	3.6585	4.1645	4.1311	3.6907
	75 th %-tile	6.5568	8.0253	6.0479	8.4310
	90 th %-tile	10.3165	15.2038	11.5587	14.9586

Tableau 3.5 Tableau récapitulatif des résultats de localisation dans l'état statique 4

3.2.5 État statique 5

On rappelle que dans l'état statique 5, les obstacles utilisés pour le deuxième état sont maintenant disposés tout le long du corridor.

3.2.5.1 Couverture des trois points d'accès

Une comparaison des figures 3.9 et 3.1 montre que tous les trois points d'accès subissent des modifications dans leur couverture. Les puissances de AP1 mesurées pour les valeurs de y allant de 0 à 40 m, celles de AP2 mesurées pour les valeurs de y allant de 60 à 74 m et celles de AP3 mesurées pour les valeurs de y allant de 25 à 74 m dans l'état statique 3 sont différentes de celles mesurées dans l'état statique 1. Ceci s'explique facilement par le fait que les obstacles sont cette fois-ci disposés tout le long du corridor de manière à affecter les signaux des trois points d'accès. Encore une fois, très peu de différences sont observées pour les points de mesure situés près des points d'accès.

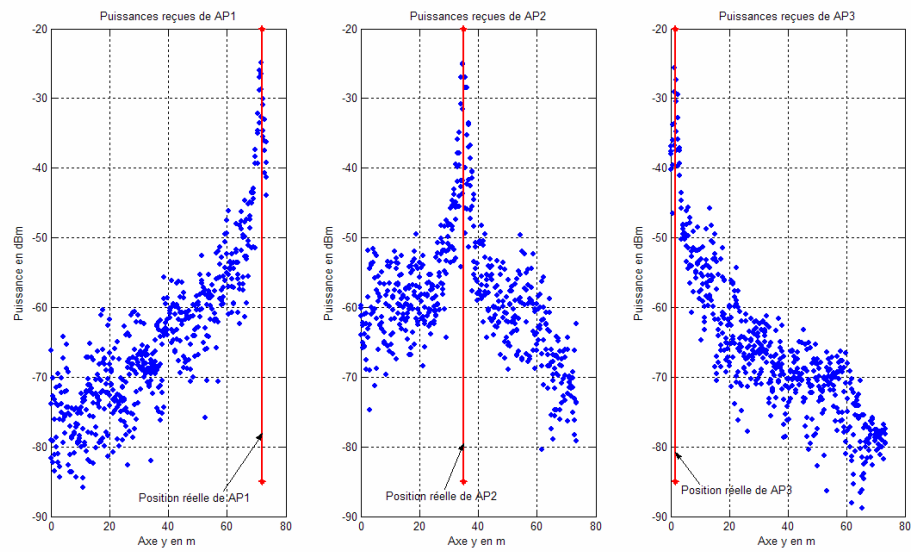
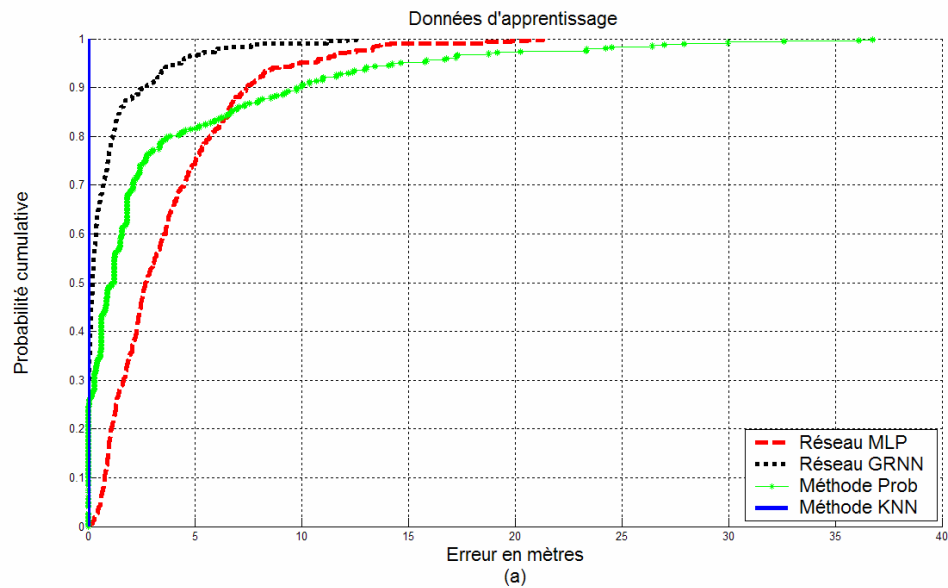


Figure 3.9 Puissances des 3 points d'accès mesurées suivant l'axe y dans l'état statique 5

3.2.5.2 Résultats de localisation



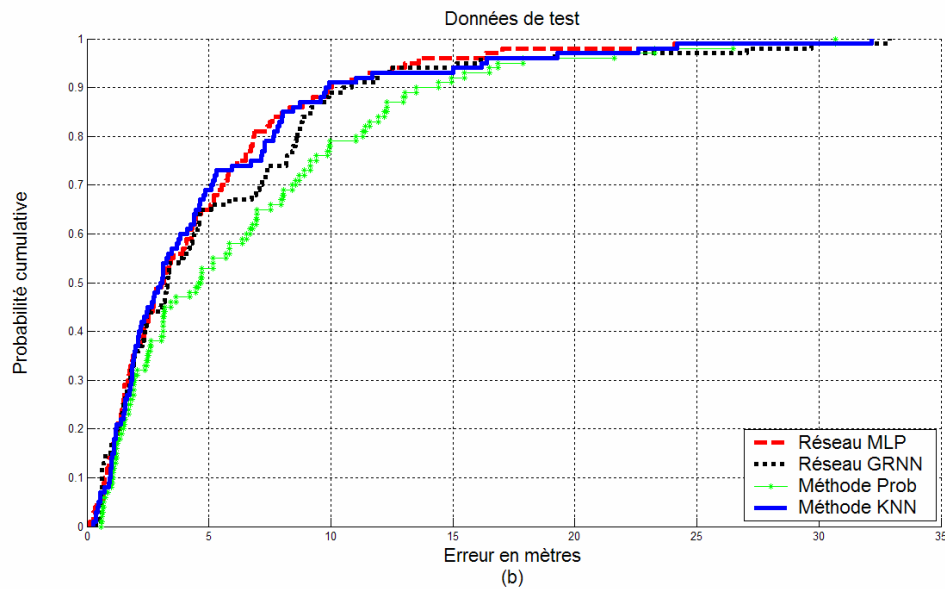


Figure 3.10 Fonctions de distribution cumulative des erreurs sur les données (a) d'apprentissage et (b) de test recueillies dans l'état statique 5

Erreur de localisation en mètres		Réseau MLP	Réseau GRNN	Méthode KNN	Méthode Prob
Données d'apprentissage	Moyenne	3.7057	0.8778	0	3.1611
	Médiane (50 th %-tile)	2.7130	0.2281	0	1.2166
	75 th %-tile	5.0648	0.9374	0	2.6881
	90 th %-tile	7.4675	2.7557	0	9.8332
Données de test	Moyenne	4.6521	5.3228	4.8617	6.4259
	Médiane (50 th %-tile)	3.1101	3.2947	3.0613	4.6142
	75 th %-tile	6.3274	8.1817	6.9456	9.2899
	90 th %-tile	9.9527	10.6688	9.8609	13.9532

Tableau 3.6 Tableau récapitulatif des résultats de localisation dans l'état statique 5

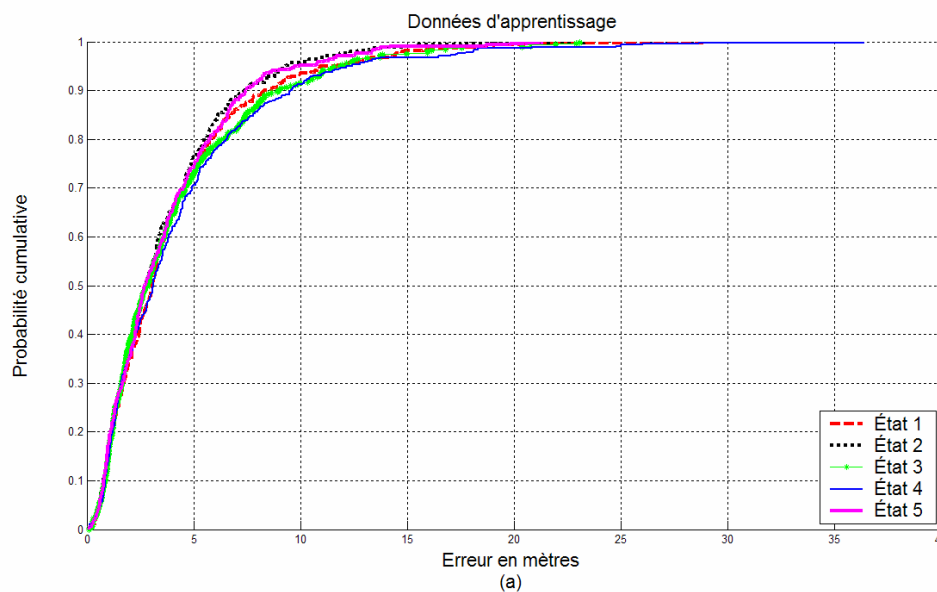
L'analyse de la figure 3.10 et du tableau 3.6 permet aussi, comme dans l'état statique 4, de faire les mêmes constatations en ce qui concerne les performances des algorithmes de jumelage dans l'état statique 5 que celles faites dans l'état statique 1 à partir de la figure 3.2 et du tableau 3.2.

3.3 Comparaison des résultats de localisation dans les états

La propagation du signal émis par chacun des points d'accès est différente dans chacun des cinq états statiques; il s'ensuit donc des performances de localisation différentes de chaque algorithme de jumelage dans chacun des cinq états statiques du canal de propagation. Dans cette section, une comparaison des résultats obtenus par chaque algorithme de jumelage dans chacun des cinq états statiques du canal de propagation est faite. Ensuite, une analyse et une comparaison générale sont effectuées.

Les quatre prochaines sous-sections (3.3.1, 3.3.2, 3.3.3 et 3.3.4) présentent les résultats obtenus dans chacun des cinq états statiques avec respectivement le réseau MLP, le réseau GRNN, la méthode KNN et la méthode Prob. Dans chaque sous-section, une figure illustre les fonctions de distribution cumulative des erreurs faites par l'algorithme de jumelage correspondant sur les données d'apprentissage et de test recueillies dans chacun des cinq états statiques et un tableau résume les performances de localisation sur les données d'apprentissage et de test.

3.3.1 Comparaison des résultats avec le réseau MLP



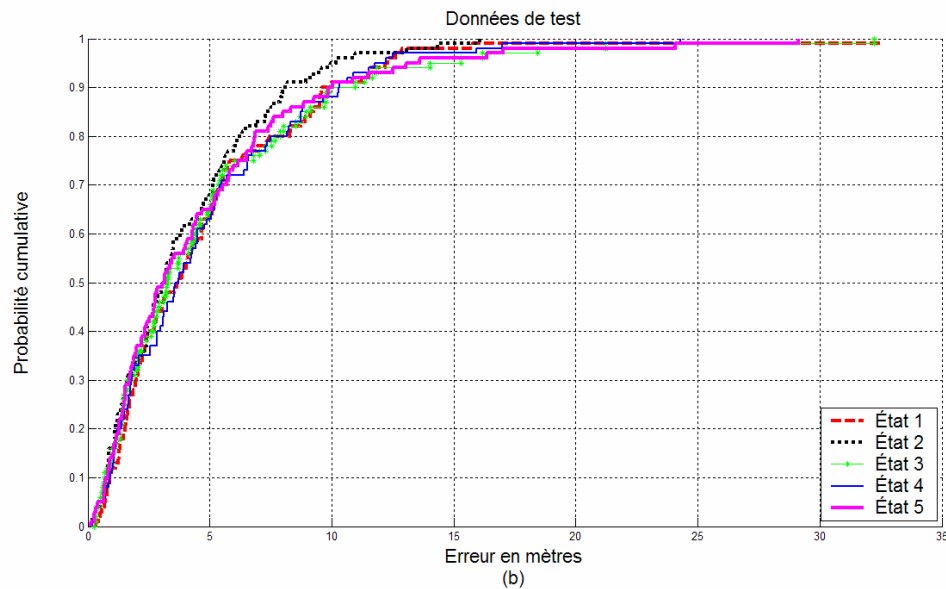


Figure 3.11 Fonctions de distribution cumulative des erreurs faites par le réseau MLP sur les données (a) d'apprentissage et (b) de test dans les 5 états statiques

Erreur de localisation en mètres		État 1	État 2	État 3	État 4	État 5
Données d'apprentissage	Moyenne	4.0089	3.6116	4.0483	4.3678	3.7057
	Médiane (50 th %-tile)	3.0478	2.7629	2.8268	3.1165	2.7130
	75 th %-tile	5.1623	4.8947	5.2269	5.5757	5.0648
	90 th %-tile	8.3661	7.4027	8.9738	9.5435	7.4675
Données de test	Moyenne	4.7770	3.9668	4.8590	4.7410	4.6521
	Médiane (50 th %-tile)	3.7262	3.0940	3.2527	3.6585	3.1101
	75 th %-tile	6.0593	5.6002	6.4004	6.5568	6.3274
	90 th %-tile	9.7847	8.0761	10.4406	10.3165	9.9527

Tableau 3.7 Tableau comparatif des résultats de localisation donnés par le réseau MLP dans les 5 états statiques

3.3.2 Comparaison des résultats avec le réseau GRNN

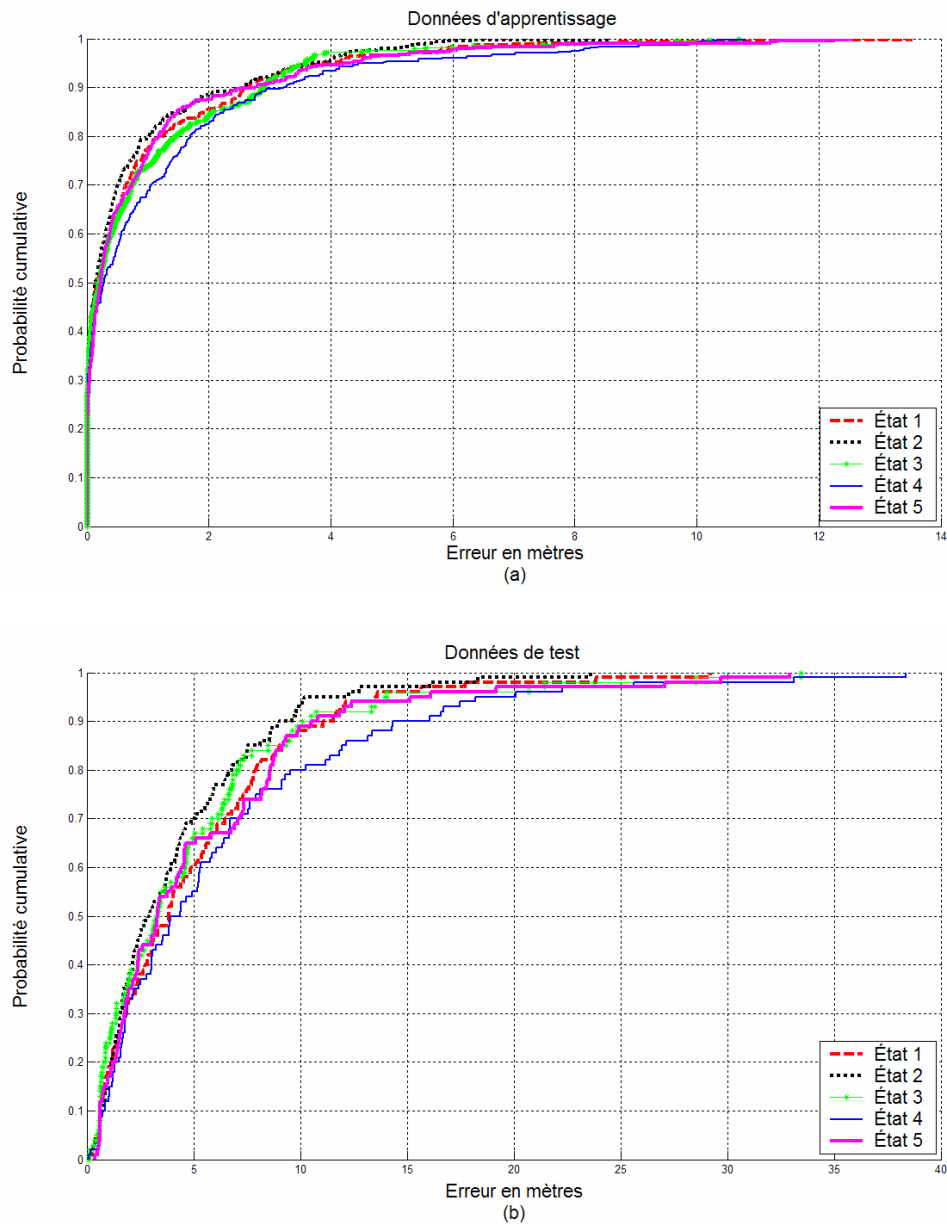
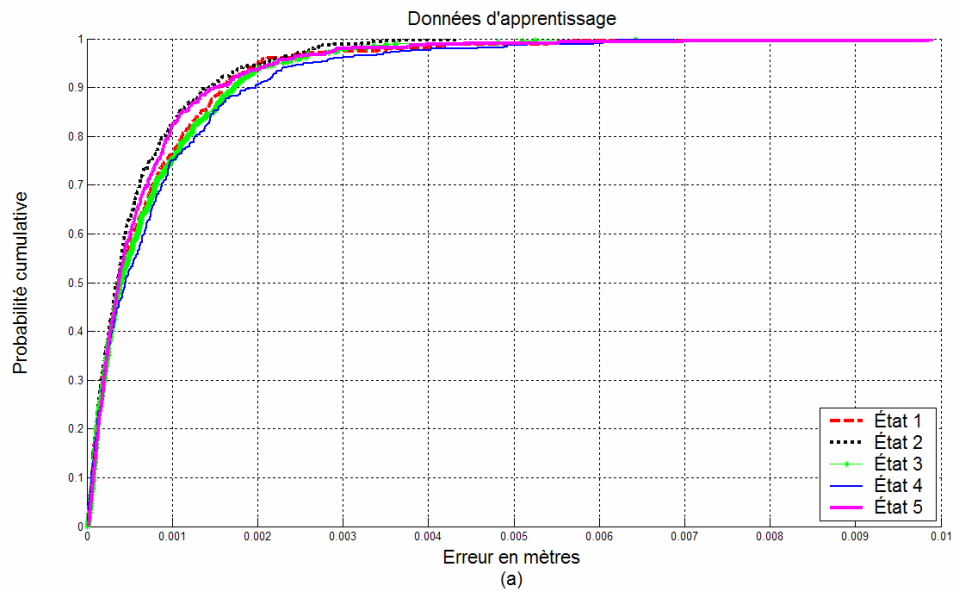


Figure 3.12 Fonctions de distribution cumulative des erreurs faites par le réseau GRNN sur les données (a) d'apprentissage et (b) de test dans les 5 états statiques

Erreur de localisation en mètres		État 1	État 2	État 3	État 4	État 5
Données d'apprentissage	Moyenne	0.8541	0.7036	0.8719	1.1030	0.8778
	Médiane (50 th %-tile)	0.1679	0.1411	0.1997	0.2728	0.2281
	75 th %-tile	0.8682	0.7104	1.0959	1.3971	0.9374
	90 th %-tile	2.6162	2.5553	2.8727	3.2319	2.7557
Données de test	Moyenne	5.0966	4.2063	4.8953	6.3579	5.3228
	Médiane (50 th %-tile)	3.8483	2.9395	3.2819	4.1645	3.2947
	75 th %-tile	7.4115	5.8827	6.6399	8.0253	8.1817
	90 th %-tile	11.3115	9.3070	10.3084	15.2038	10.6688

Tableau 3.8 Tableau comparatif des résultats de localisation donnés par le réseau GRNN dans les 5 états statiques

3.3.3 Comparaison des résultats avec la méthode KNN



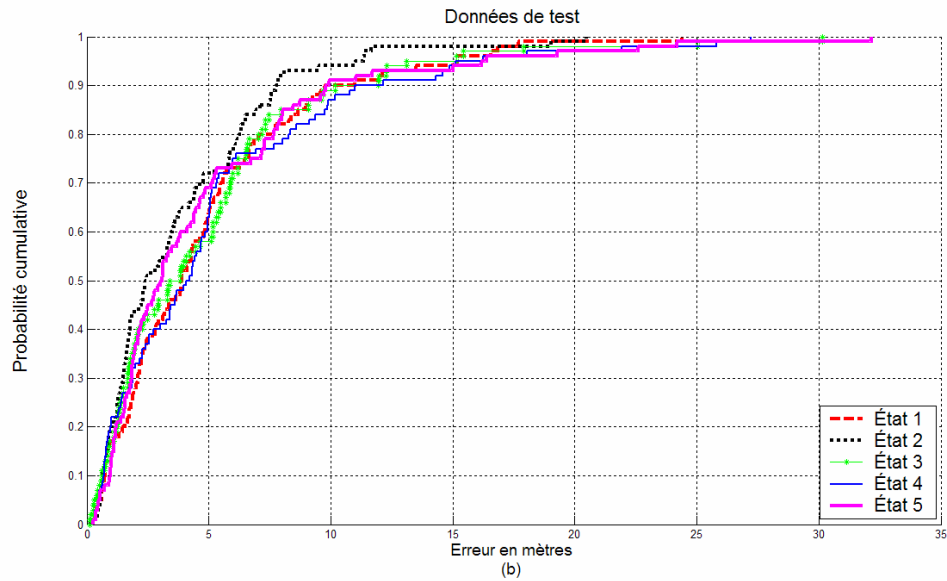


Figure 3.13 Fonctions de distribution cumulative des erreurs faites par la méthode KNN sur les données (a) d'apprentissage et (b) de test dans les 5 états statiques

Erreur de localisation en mètres		État 1	État 2	État 3	État 4	État 5
Données d'apprentissage	Moyenne	0	0	0	0	0
	Médiane (50 th %-tile)	0	0	0	0	0
	75 th %-tile	0	0	0	0	0
	90 th %-tile	0	0	0	0	0
Données de test	Moyenne	4.9023	3.7986	4.8714	5.2390	4.8617
	Médiane (50 th %-tile)	3.8816	2.4085	3.6154	4.1311	3.0613
	75 th %-tile	6.5650	5.8353	6.3637	6.0479	6.9456
	90 th %-tile	10.3563	7.7943	11.0745	11.5587	9.8609

Tableau 3.9 Tableau comparatif des résultats de localisation donnés par la méthode KNN dans les 5 états statiques

3.3.4 Comparaison des résultats avec la méthode Prob

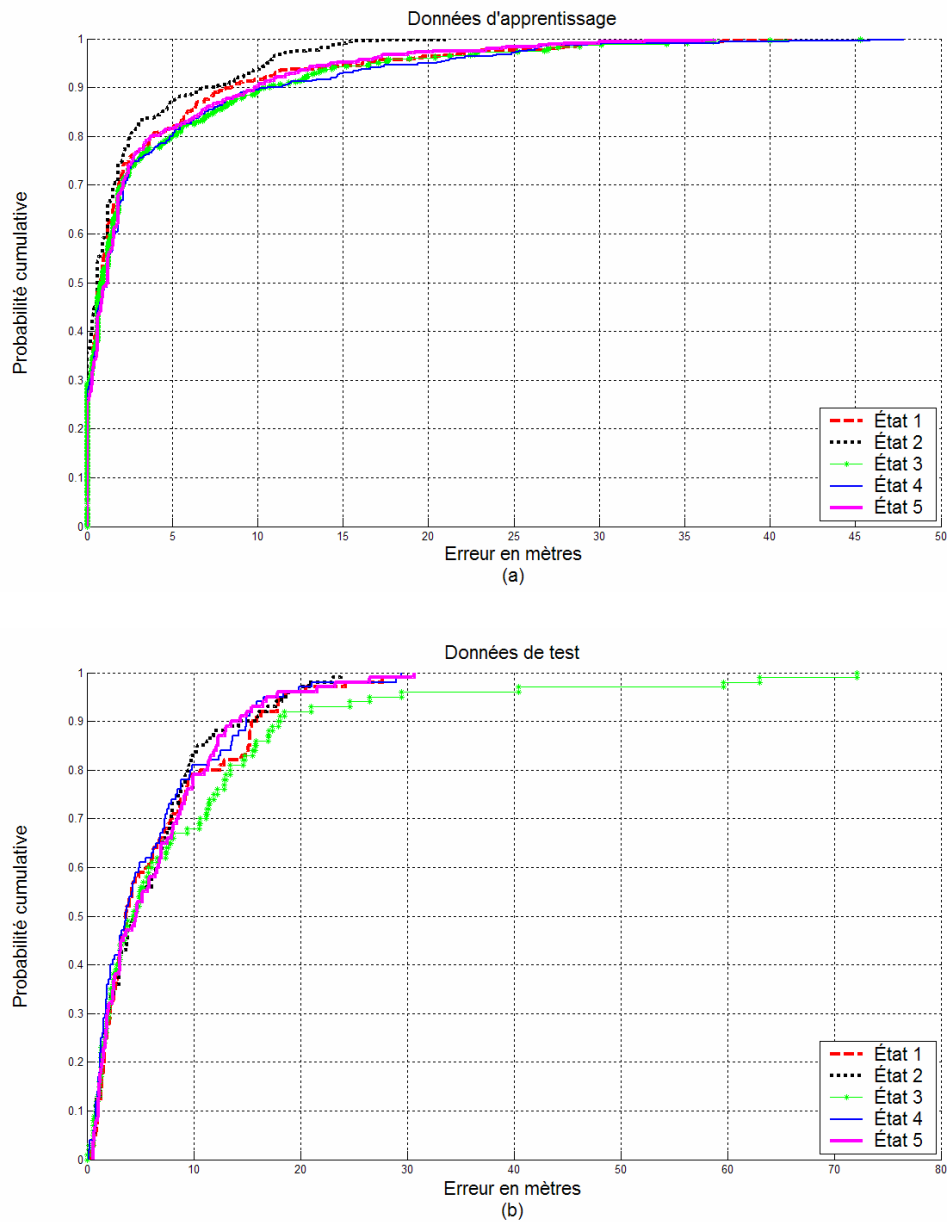


Figure 3.14 Fonctions de distribution cumulative des erreurs faites par la méthode Prob sur les données (a) d'apprentissage et (b) de test dans les 5 états statiques

Erreur de localisation en mètres		État 1	État 2	État 3	État 4	État 5
Données d'apprentissage	Moyenne	3.0818	2.0332	3.4601	3.6391	3.1611
	Médiane (50 th %-tile)	0.7846	0.6092	0.8558	1.2170	1.2166
	75 th %-tile	2.4370	2.0599	2.8730	3.0332	2.6881
	90 th %-tile	8.4514	7.0303	10.4285	10.7287	9.8332
Données de test	Moyenne	6.5526	6.1678	8.7884	6.0052	6.4259
	Médiane (50 th %-tile)	3.6825	4.5389	4.3821	3.6907	4.6142
	75 th %-tile	9.2899	8.7087	12.0650	8.4310	9.2899
	90 th %-tile	15.6860	15.0883	18.0204	14.9586	13.9532

Tableau 3.10 Tableau comparatif des résultats de localisation donnés par la méthode Prob dans les 5 états statiques

3.3.5 Comparaison générale et analyse

Le tableau 3.11 résume tous les résultats de localisation obtenus avec les quatre algorithmes de jumelage sur les données d'apprentissage (A) et de test (T) recueillies dans chacun des cinq états statiques.

		Réseau MLP		Réseau GRNN		Méthode Prob		Méthode KNN	
		Erreur moyenne	Erreur médiane	Erreur moyenne	Erreur médiane	Erreur moyenne	Erreur médiane	Erreur moyenne	Erreur médiane
État 1	A	4.0089	3.0478	0.8541	0.1679	3.0818	0.7846	0	0
	T	4.7770	3.7262	5.0966	3.8483	6.5526	3.6825	4.9023	3.8816
État 2	A	3.6116	2.7629	0.7036	0.1411	2.0332	0.6092	0	0
	T	3.9668	3.0940	4.2063	2.9395	6.1678	4.5389	3.7986	2.4085
État 3	A	4.0483	2.8268	0.8719	0.1997	3.4601	0.8558	0	0
	T	4.8590	3.2527	4.8953	3.2819	8.7884	4.3821	4.8714	3.6154
État 4	A	4.3678	3.1165	1.1030	0.2728	3.6391	1.2170	0	0
	T	4.7410	3.6585	6.3579	4.1645	6.0052	3.6907	5.2390	4.1311
État 5	A	3.7057	2.7130	0.8778	0.2281	3.1611	1.2166	0	0
	T	4.6521	3.1101	5.3228	3.2947	6.4259	4.6142	4.8617	3.0613

Tableau 3.11 Tableau récapitulatif des résultats de localisation dans les cinq états statiques

L'analyse de tous les résultats de localisation dans les cinq états statiques avec les quatre algorithmes de jumelage permet de tirer quelques conclusions :

- ❖ La méthode KNN, à cause des équations mathématiques utilisées, donne une erreur nulle lorsque la signature du mobile appartient à la base de signatures d'apprentissage. Hormis la méthode KNN, le réseau GRNN performe le mieux sur les données d'apprentissage quel que soit l'état statique.
- ❖ Sur toutes les données de test recueillies dans les cinq états statiques, le réseau MLP est celui qui performe en général le mieux. La méthode KNN performe également bien sur ces données.
- ❖ La méthode Prob, tout comme le réseau GRNN, performe mieux que le réseau MLP sur les données d'apprentissage mais beaucoup moins bien sur les données de test.
- ❖ Les quatre algorithmes de jumelage performant différemment selon l'état statique du canal de propagation. Cependant, les différences de performances observées avec le réseau GRNN, la méthode KNN et la méthode Prob sont beaucoup plus élevées comparativement à celles observées avec le réseau MLP.
- ❖ Les meilleures précisions de localisation sont obtenues sur les données recueillies dans l'état statique 2 pour les quatre algorithmes de jumelage. Le réseau KNN fournit la meilleure précision de localisation sur les données de test recueillies dans cet état statique avec une erreur de localisation moyenne de 3.8 m et médiane de 2.41 m.

L'erreur de localisation médiane de 2.41 m obtenue avec la méthode KNN ($K=4$) sur les données de test se compare avantageusement à l'erreur de localisation médiane sur les données de test de 2.94 m rapportée dans [10] pour le système RADAR décrit au chapitre 1. Rappelons que le système RADAR utilise un système de localisation assez semblable au notre et la méthode KNN comme algorithme de localisation; cependant KNN est utilisé avec un seul voisin c'est-à-dire $K=1$. D'autres études [11, 24] rapportent des erreurs de localisation plus faibles que les nôtres. Mais la comparaison des résultats de localisation obtenus dans deux études différentes doit être faite avec beaucoup de réserve. En effet, nos résultats de localisation dans chacun

des cinq états statiques de localisation sont parfois fort différents. Ceci prouve que les performances de localisation obtenues avec la technique de radiolocalisation basée sur les signatures à bande étroite semblent dépendre fortement de l'environnement d'expérimentation. Les différences de performances observées sur les données recueillies dans les cinq états statiques sont assez appréciables bien que les cinq états aient beaucoup de points communs. Dans le cas où les lieux d'expérimentation, le pas de maillage, le nombre de données d'apprentissage et de test, le dispositif expérimental seraient tous différents, on pourrait s'attendre à de plus grandes différences de performances de localisation.

Dans un environnement interne, la précision de localisation moyenne de 4 m obtenue demeure acceptable dans plusieurs applications comme par exemple la localisation de personnes ou d'objets. Les variations aléatoires des puissances des signaux des points d'accès à cause des évanouissements locaux et de la propagation du signal par trajets multiples sont de sérieuses limitations à l'amélioration de la précision de localisation. En effet, ces variations aléatoires font que les signatures obtenues n'ont pas toujours les propriétés d'unicité et de répétitivité nécessaires pour obtenir une bonne précision de localisation avec la technique de radiolocalisation basée sur les signatures. Donc, dans le cas d'applications nécessitant une plus grande précision, d'autres types de signatures, tels ceux utilisés dans la thèse de doctorat de Nerguizian [1] (des paramètres issus de mesures à bande large des signaux de propagation), peuvent être utilisés.

3.4 Conclusion du chapitre

Dans ce chapitre, les résultats de localisation obtenus dans les cinq états statiques du canal de propagation avec les quatre algorithmes de localisation ont été présentés. Sur les données test, le réseau MLP et, dans une moindre mesure, la méthode KNN performant les mieux. Une erreur de localisation médiane variant de 2.4 m à 3.7 m est obtenue selon les états. Les différentes performances de localisation observées dans

les cinq états statiques montrent que les résultats de localisation obtenus avec la technique de radiolocalisation basée sur les signatures dans un environnement peuvent ne pas se répéter dans un environnement différent. Les réseaux de neurones entraînés et les méthodes KNN et Prob avec leur base d'apprentissage, dont les performances de localisation ont été données dans ce chapitre, constitueront la base du concept proposé, pour le canal non stationnaire, dont la description et les performances apparaîtront dans le chapitre suivant.

Chapitre 4

Résultats de radiolocalisation dans le canal non stationnaire

4.1 Introduction

Ce chapitre est divisé en trois sections. Dans la première, le concept proposé par Nerguizian [1] pour contrer la dégradation de la précision de localisation observée dans un canal non stationnaire avec la technique basée sur les signatures est présenté. L'implantation du concept aux fins du présent travail de recherche est aussi décrite. Dans la deuxième section, les résultats de localisation sur les données de test recueillies dans le canal non stationnaire en utilisant le concept sont présentés. Enfin, dans la dernière section, une comparaison des résultats, avec et sans l'utilisation du concept sur les données de test recueillies dans le canal non stationnaire, est effectuée afin de déterminer le gain de performance obtenu avec ce dernier.

4.2 Système de radiolocalisation pour le canal non stationnaire

On rappelle que la thèse [1] de doctorat de Nerguizian porte sur la radiolocalisation dans un environnement minier souterrain. Nerguizian a utilisé la technique de

radiolocalisation basée sur les signatures avec l'approche ascendante, les réseaux de neurones comme algorithmes de jumelage et des paramètres issus des mesures à bande large du signal RF émis par le mobile comme signature. Ces paramètres et, en général, les caractéristiques des signaux RF émis ou reçus à un emplacement donné sont variables dans le temps quand le canal de propagation subit des variations temporelles dues à la mobilité des obstacles (activité humaine, véhicule roulant, etc.) présents dans l'environnement considéré. Par conséquent, la signature recueillie à un emplacement à un moment donné peut être complètement différente de celle recueillie au même emplacement mais à un moment différent. Cette situation provoque une dégradation de la précision de localisation obtenue dans un environnement dynamique (canal de propagation non stationnaire) comparativement à celle obtenue dans un environnement statique (canal de propagation stationnaire). Dans sa thèse, Nerguizian a proposé un concept pour contrer cette dégradation de la précision de localisation. Le concept et son implantation aux fins du présent travail de recherche sont décrits respectivement dans les deux sections suivantes.

4.2.1 Concept proposé par Nerguizian

Le canal de propagation d'un environnement dynamique passe par une infinité d'états statiques. Nerguizian propose dans un premier temps d'identifier N états statiques clés du canal de propagation de l'environnement de localisation. Ces N états statiques doivent être différents les uns des autres et permettre de reproduire quelques-unes des conditions de propagation les plus couramment observées dans l'environnement de localisation (faible activité humaine, présence de véhicules et faible activité humaine, forte activité humaine, etc. dans l'environnement). Une base de signatures d'apprentissage est formée dans chacun des N états statiques déterminés. Dans un second temps, M références fixes (identiques au mobile) sont placées dans l'espace de localisation à des emplacements connus. Enfin, le processus de localisation du mobile à une position donnée se déroule selon les étapes suivantes :

- 1) La signature du mobile et celles des M références fixes sont recueillies simultanément.

- 2) Avec chaque algorithme de jumelage, représentant chacun un des N états statiques du canal de propagation (il est entraîné avec la base de signatures formée dans l'état correspondant), la position du mobile et des M références fixes sont estimées en utilisant les signatures recueillies à la première étape. On dispose ainsi de N positions estimées pour le mobile $(PM_1, PM_2, \dots, PM_N)$ et N positions estimées pour chacune des M références fixes $(PR_{1,1}, PR_{1,2}, \dots, PR_{1,N}), (PR_{2,1}, PR_{2,2}, \dots, PR_{2,N}), \dots, (PR_{M,1}, PR_{M,2}, \dots, PR_{M,N})$.
- 3) Puisque les positions exactes des références fixes sont connues, les erreurs (distance euclidienne du second ordre entre la position exacte et la position estimée) commises par chacun des N algorithmes de jumelage sur l'estimation de leurs positions sont calculées.
- 4) À partir des erreurs calculées, l'algorithme de jumelage d'indice k qui identifie le mieux les positions des M références est choisi pour localiser le mobile. L'état statique correspondant à la base de données d'indice k est donc considéré comme étant le plus proche de l'état actuel du canal de propagation. La meilleure estimation de la position du mobile est donc supposée être celle fournie par l'algorithme de jumelage d'indice k soit PM_k .

Ce processus est répété pour chaque localisation du mobile à effectuer. Dans sa thèse, Nerguizian décrit le processus en utilisant un réseau de neurones comme algorithme de jumelage et des émetteurs comme références fixes tout comme le mobile (approche ascendante de localisation). Il ajoute aussi d'autres étapes [1] au processus dans le cas de la localisation d'un mobile en poursuite (en mouvement).

4.2.2 Implantation du concept

La figure 4.1 illustre l'implantation du concept faite dans le présent travail de recherche. Deux références fixes ($M=2$) ont été utilisées. Elles sont placées respectivement au tiers (x_{R1}, y_{R1}) et aux deux tiers (x_{R2}, y_{R2}) du corridor. Les deux

références fixes, tout comme le mobile, sont des récepteurs de signaux RF émis par les trois points d'accès.

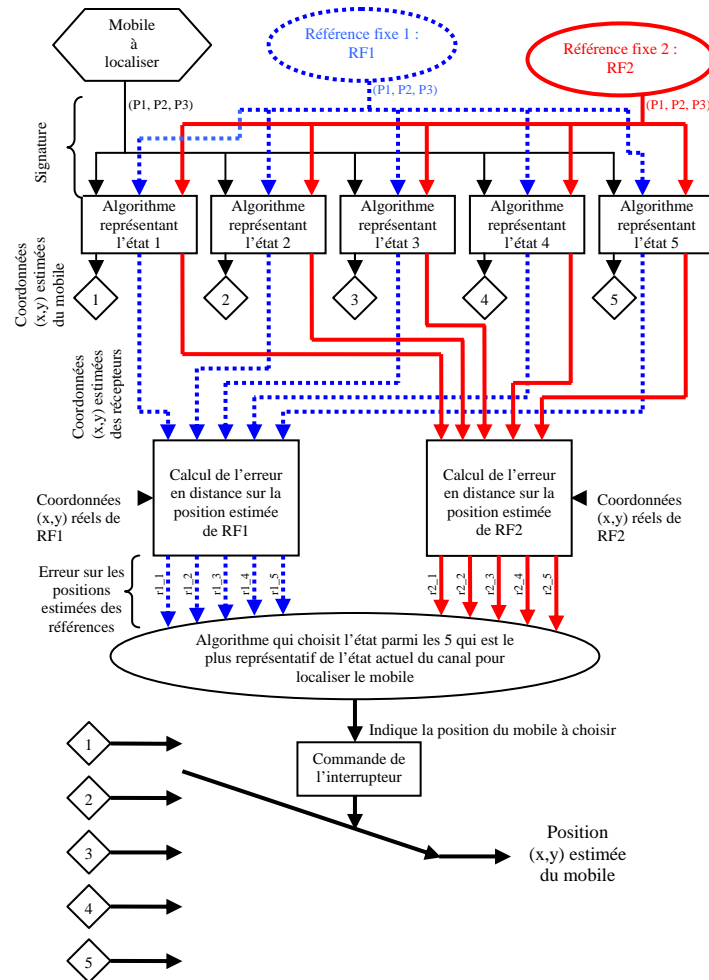


Figure 4.1 Schéma du processus de localisation utilisé dans le canal non stationnaire

Cinq bases de signatures, décrites au chapitre 2, ont été créées respectivement dans cinq états statiques différents du canal de propagation. Les quatre algorithmes (réseaux de neurones MLP et GRNN, méthodes KNN et Prob), décrits au chapitre 2 et dont les performances de localisation sur les cinq bases de signatures ont été montrées au chapitre 3, ont été utilisés comme algorithmes de jumelage. Pour la localisation du mobile, on dispose ainsi de cinq positions estimées pour le mobile $((x_{M1}, y_{M1}); (x_{M2}, y_{M2}); (x_{M3}, y_{M3}); (x_{M4}, y_{M4}); (x_{M5}, y_{M5}))$, cinq positions

estimées pour chacune des deux références $((x_{R1,1}, y_{R1,1}); (x_{R1,2}, y_{R1,2}); (x_{R1,3}, y_{R1,3}); (x_{R1,4}, y_{R1,4}); (x_{R1,5}, y_{R1,5}))$ et $((x_{R2,1}, y_{R2,1}); (x_{R2,2}, y_{R2,2}); (x_{R2,3}, y_{R2,3}); (x_{R2,4}, y_{R2,4}); (x_{R2,5}, y_{R2,5}))$. On note $(r1,1, r2,1); (r1,2, r2,2); (r1,3, r2,3); (r1,4, r2,4)$ et $(r1,5, r2,5)$, les couples d'erreurs commises respectivement sur la position estimée des deux références par chacun des cinq algorithmes de jumelage (représentant chacun un état du canal). On rappelle que l'erreur utilisée est la distance euclidienne; par exemple $r1,1 = \sqrt{(x_{R1,1} - x_{R1})^2 + (y_{R1,1} - y_{R1})^2}$. Pour choisir la meilleure estimation de la position du mobile, trois critères de décision, se basant sur les couples d'erreurs, et toutes leurs combinaisons (soit au total sept critères de décision FD1, FD2, FD3, FD4, FD5, FD6 et FD7) sont étudiés. Les trois critères de base sont :

$$\text{❖ Erreur moyenne : } e1 = \frac{r1,1 + r2,1}{2} \quad (\text{FD1})$$

$$\text{❖ Le second moment des erreurs : } m_1 = \frac{r1,1^2 + r2,1^2}{2} \quad (\text{FD2})$$

$$\text{❖ La déviation standard des erreurs : } \sigma_1^2 = \sqrt{(r1,1 - e1)^2 + (r2,1 - e1)^2} \quad (\text{FD3})$$

Les combinaisons de ces trois critères de base sont formées de la manière suivante : $\text{FD4}=\text{FD1}+\text{FD2}$, $\text{FD5}=\text{FD1}+\text{FD3}$, $\text{FD6}=\text{FD2}+\text{FD3}$ et $\text{FD7}=\text{FD1}+\text{FD2}+\text{FD3}$. L'algorithme, responsable de décider la position du mobile à retenir, utilise donc l'un de ces sept critères de décision. Si FD1, FD2 ou FD3 sont utilisés, la position du mobile choisie est celle donnée par l'algorithme d'indice k (k variant entre 1 et 5) donnant respectivement la plus faible erreur moyenne, le plus faible second moment des erreurs ou la plus faible déviation standard des erreurs faites sur l'estimation des positions des deux références fixes. Dans le cas où les critères FD4, FD5, FD6 ou FD7 sont utilisés, on procède différemment selon le critère. Dans le cas de FD5, la procédure est la suivante :

- On calcule l'erreur moyenne faite par chaque algorithme dans l'estimation des positions des références fixes. L'algorithme qui donne l'erreur moyenne la plus

- faible reçoit une note de 1, le suivant une note de 2 et ainsi de suite de sorte à ce que celui qui donne l'erreur moyenne la plus forte reçoit une note de 5.
- De la même manière, on calcule la déviation standard des erreurs faites par chaque algorithme sur l'estimation des positions des deux références fixes et une note variant entre 1 et 5 leur est attribuée.
 - Les deux notes de chaque algorithme sont sommées.
 - La position du mobile donnée par l'algorithme possédant le plus faible total est choisie.

4.3 Résultats de localisation dans le canal non stationnaire

Le concept proposé est testé avec les mesures décrites à la section 2.5.1.2. Au total, 100 signatures ont été recueillies par le mobile à 100 positions différentes dans le corridor. On rappelle que pour localiser le mobile à partir de sa signature, le concept nécessite les signatures des deux références prises en même temps que celle du mobile. Les algorithmes de localisation utilisés sont ceux conçus et dont les performances de localisation sont présentées au chapitre 3 : les réseaux de neurones (MLP et GRNN) entraînés avec les signatures d'apprentissage prises dans les états statiques et les méthodes (KNN et Prob) avec les bases d'apprentissages constituées des mêmes signatures ayant servi à l'apprentissage des réseaux de neurones. Aucune des signatures recueillies dans le canal non stationnaire n'a servi à l'apprentissage. Les résultats de localisation obtenus avec les quatre algorithmes de jumelage et les sept critères de décision sont présentés dans les cinq sections suivantes.

4.3.1 Résultats de localisation obtenus avec le réseau de neurones MLP

Dans cette section, la vérification du concept est effectuée en utilisant, comme algorithmes représentant les cinq états statiques du canal de propagation, les cinq réseaux de neurones MLP (chacun est propre à un état statique particulier) entraînés tel qu'indiqué au chapitre 3. La figure 4.2 montre les fonctions de distribution

cumulative des erreurs commises dans l'estimation des 100 positions du mobile en utilisant chacun des sept critères de décision.

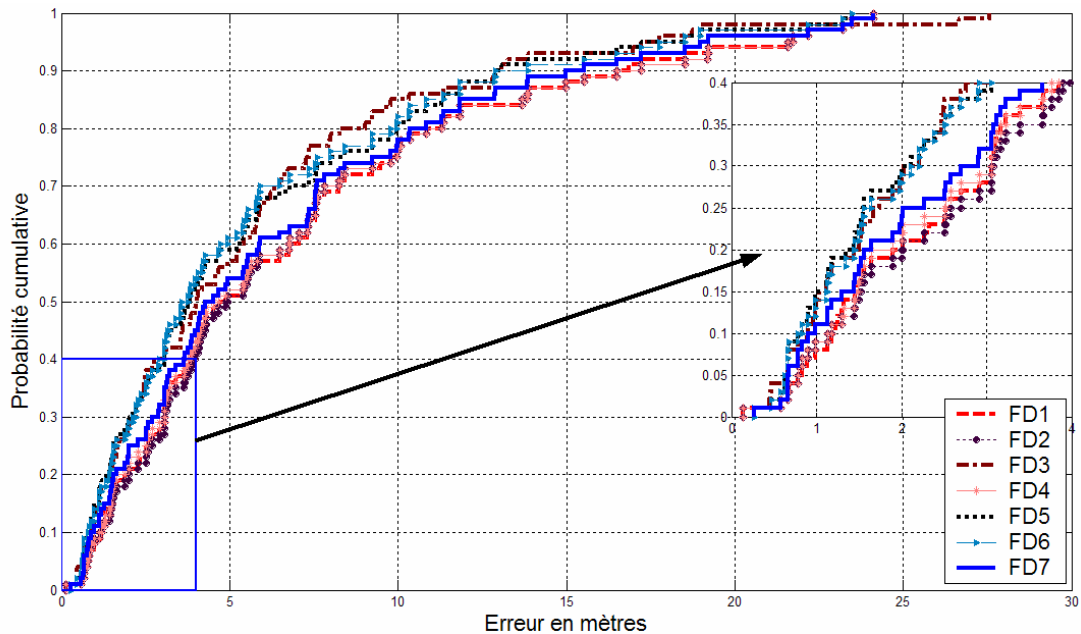


Figure 4.2 Fonctions de distribution cumulative des erreurs faites par le réseau MLP sur les données de test prises dans le canal non stationnaire

Au tableau 4.1, les lignes 2 à 5 donnent respectivement la moyenne, la médiane (50th percentile), le 75th percentile et le 90th percentile des courbes de la figure 4.2. Pour localiser le mobile, le système doit déterminer à chaque fois l'état statique parmi les cinq qui représente le mieux l'état actuel du canal en utilisant le critère de décision. On suppose donc que le réseau de neurones correspondant donnera la meilleure estimation de la position du mobile. Les lignes 6 à 10 donnent respectivement, parmi les 100 estimations de la position du mobile à faire, le nombre de fois où le système a pu réellement choisir la meilleure estimation, le nombre de fois où il a choisi la seconde meilleure et ainsi de suite pour chacun des sept critères de décision. Les lignes 11 à 14 donnent respectivement la moyenne, la médiane, le 75th percentile et le 90th percentile des erreurs commises sur les estimations des positions du mobile qu'on aurait obtenu dans le cas idéal. Le cas idéal correspond au cas où le critère de décision permet de toujours choisir l'état dont le réseau de neurones correspondant donne la meilleure estimation de la position du mobile. On

note que le cas idéal ne dépend pas du critère de décision; il est identique pour tous les critères de décision. En fait, les critères de décision sont utilisés pour tendre le plus possible vers le cas idéal. Toutes les erreurs dans tous les tableaux de ce chapitre sont données en mètres.

	FD1	FD2	FD3	FD4	FD5	FD6	FD7
Erreur moyenne	6.9722	6.9954	5.6531	6.9152	5.7462	5.6941	6.5415
Erreur médiane (50 th %-tile)	4.7783	4.9190	4.0182	4.5971	3.7955	3.6826	4.4022
75 th %-tile	9.8635	9.8635	7.3186	9.8635	8.2115	7.7908	9.5073
90 th %-tile	16.6811	16.8585	12.9986	16.8585	12.9986	13.3808	15.2680
Nombre de fois meilleure estimation de la position du mobile choisie	19	19	28	21	23	22	20
Nombre de fois 2 ^e meilleure estimation de la position du mobile choisie	16	17	25	14	25	30	20
Nombre de fois 3 ^e meilleure estimation de la position du mobile choisie	17	19	21	19	22	20	18
Nombre de fois 4 ^e meilleure estimation de la position du mobile choisie	25	22	19	23	20	18	22
Nombre de fois pire estimation (5 ^e) de la position du mobile choisie	23	23	7	23	10	10	20
Erreur moyenne idéale	2.408						
Erreur médiane idéale (50 th %-tile)	1.2902						
75 th %-tile idéale	3.1508						
90 th %-tile idéale	6.6029						

Tableau 4.1 Tableau récapitulatif des résultats de localisation dans le canal non stationnaire obtenus avec le réseau de neurones MLP

Il ressort de la figure 4.2 et du tableau 4.1 que les critères FD3, FD5 et FD6 sont ceux qui permettent de se rapprocher le plus du cas idéal en terme de précision de localisation. C'est avec ces trois critères, qui ont en commun de tenir compte de la déviation standard des erreurs, que la pire estimation (parmi les 5) de la position du mobile est la moins choisie. Le tableau 4.1 montre aussi que l'utilisation du concept sur les données de test provenant du canal non stationnaire dans le cas idéal donne

une précision de localisation très supérieure à celle obtenue dans le canal statique (erreur moyenne de 2.41 m contre environ 4.5 m) sur les données de test en utilisant les réseaux MLP; c'est dire que le concept permettrait dans le cas idéal d'éliminer complètement l'influence néfaste de la variabilité du canal et même d'améliorer la précision. Le critère de décision devient donc un facteur très important de ce concept. Dans ce travail, d'autres critères de décision (moment d'ordre 3 des erreurs, choix de la position du mobile donnée par l'algorithme qui performe le mieux sur la référence dont la position est la mieux estimée, etc.) ont été évalués. Les sept présentés dans ce mémoire sont ceux qui ont fourni les meilleures performances de localisation (se rapprochant le plus du cas idéal). Mais, quel que soit le critère choisi, le cas idéal serait difficilement atteignable. En effet, la variabilité temporelle que subit le canal de propagation n'est pas uniforme dans tout l'espace d'intérêt pour la localisation. Un objet mobile donné dans le corridor n'a pas toujours les mêmes influences sur les références fixes et le mobile. Ainsi le meilleur état statique à utiliser pour localiser une référence donnée peut être différent de celui à utiliser pour localiser l'autre référence et le mobile. On assiste ainsi à une violation de l'un des principes de base du concept proposé qui suppose que le meilleur état pour localiser le mobile est nécessairement identique au meilleur état pour localiser les références fixes. Il s'ensuit donc inévitablement que des erreurs soient parfois commises dans le choix de l'état à utiliser pour localiser le mobile. Un autre argument qui permet de penser que le cas idéal sera difficilement atteignable, est le suivant. Même si en moyenne, le réseau de neurones k entraîné avec les données de l'état k donne une meilleure précision de localisation sur les données de l'état k qu'un autre réseau de neurones k' entraîné avec les données d'un état k' différent, il y a tout de même quelques données de l'état k sur lesquelles le réseau k' performe mieux que le réseau k . Ainsi il se peut que l'état le plus proche de l'état actuel du mobile soit bien identifié mais que l'estimation de la position du mobile donnée par le réseau de neurones correspondant ne soit pas la meilleure.

4.3.2 Résultats de localisation obtenus avec le réseau de neurones GRNN

Dans cette section, la preuve du concept est effectuée en utilisant cette fois-ci comme algorithmes représentant les cinq états statiques du canal de propagation, les cinq réseaux de neurones GRNN entraînés comme indiqué au chapitre 3. La figure 4.3 est identique à la figure 4.2 à la seule différence qu'elle illustre les résultats lorsque les réseaux de neurones GRNN sont utilisés; de même pour le tableau 4.2 en comparaison avec le tableau 4.1.

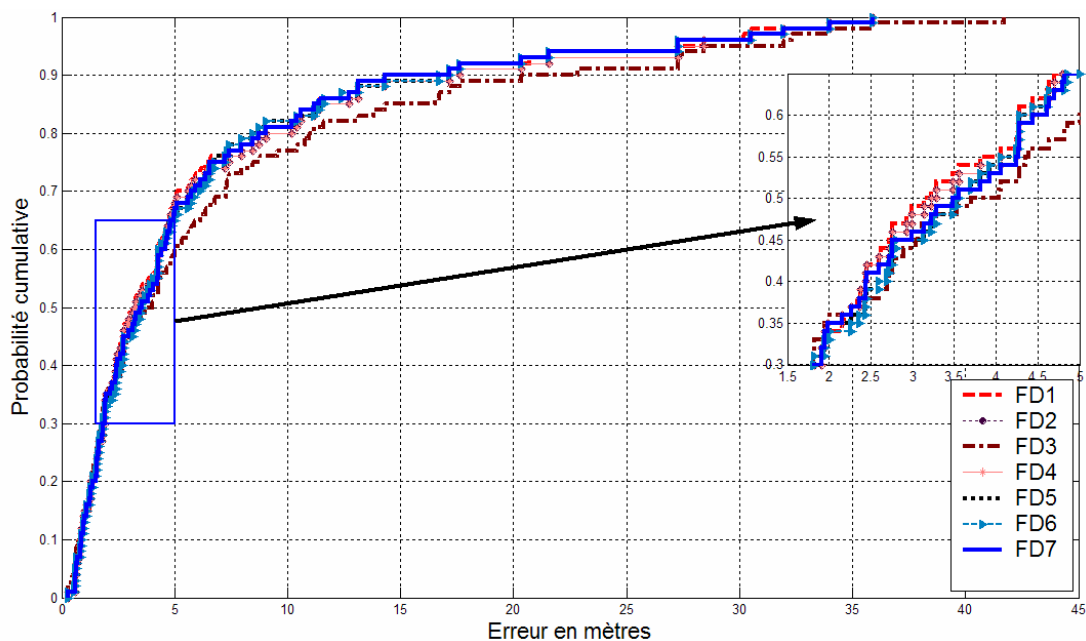


Figure 4.3 Fonctions de distribution cumulative des erreurs faites par le réseau GRNN sur les données de test prises dans le canal non stationnaire

	FD1	FD2	FD3	FD4	FD5	FD6	FD7
Erreur moyenne	6.1725	6.4425	7.4058	6.4425	6.3052	6.3140	6.2766
Erreur médiane (50 th %-tile)	3.1827	3.2575	3.8667	3.2575	3.5390	3.5390	3.5178
75 th %-tile	6.4865	7.3216	8.6305	7.3216	6.6926	6.9954	6.8781
90 th %-tile	15.7282	17.4004	21.6026	17.4004	16.9522	16.9522	15.7282
Nombre de fois meilleure estimation de la position du mobile choisie	22	24	23	24	25	24	25
Nombre de fois 2 ^e meilleure estimation de la position du mobile choisie	23	19	18	19	19	19	18
Nombre de fois 3 ^e meilleure estimation de la position du mobile choisie	19	20	24	20	20	22	18
Nombre de fois 4 ^e meilleure estimation de la position du mobile choisie	17	18	9	18	13	12	17
Nombre de fois pire estimation (5 ^e) de la position du mobile choisie	19	19	26	19	23	23	22
Erreur moyenne idéale	2.1055						
Erreur médiane idéale (50 th %-tile)	1.2543						
75 th %-tile idéale	2.5681						
90 th %-tile idéale	4.6672						

Tableau 4.2 Tableau récapitulatif des résultats de localisation dans le canal non stationnaire obtenus avec le réseau de neurones GRNN

Il ressort de la figure 4.3 et du tableau 4.2 que tous les critères hormis FD3 (déviation standard de l'erreur) offrent des performances de localisation assez proches. Le critère FD1 offre ici une performance légèrement meilleure. Les mêmes remarques faites à l'analyse du tableau 4.1, relatives à la précision de localisation du cas idéal dans le canal non stationnaire comparativement à celle obtenue dans le cas statique, sont valables aussi dans le cas du tableau 4.2.

4.3.3 Résultats de localisation obtenus avec la méthode KNN

Dans cette section, les cinq méthodes KNN discutées au chapitre 3 sont utilisées comme algorithmes représentant les cinq états statiques du canal de propagation pour prouver le concept proposé. La figure 4.4 est identique à la figure 4.2 à la seule différence qu'elle illustre les résultats lorsque les méthodes KNN sont utilisées; de même pour le tableau 4.3 en comparaison avec le tableau 4.1.

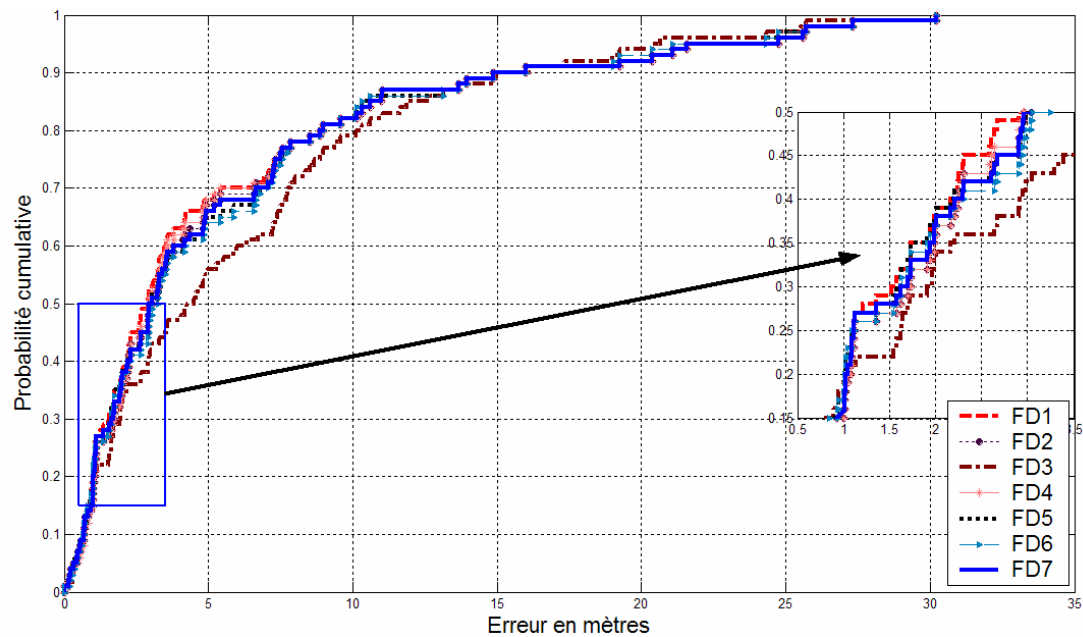


Figure 4.4 Fonctions de distribution cumulative des erreurs faites par la méthode KNN sur les données de test prises dans le canal non stationnaire

	FD1	FD2	FD3	FD4	FD5	FD6	FD7
Erreur moyenne	5.6503	5.7746	6.4239	5.7276	5.8231	5.8476	5.7978
Erreur médiane (50 th %-tile)	2.9159	3.0016	4.3715	2.9591	3.0121	3.1557	3.0016
75 th %-tile	7.3838	7.3999	8.7729	7.3999	7.5246	7.5246	7.3999
90 th %-tile	15.4375	15.4375	15.5818	15.4375	15.4375	15.4375	15.4375
Nombre de fois meilleure estimation de la position du mobile choisie	28	25	19	25	22	23	24
Nombre de fois 2 ^e meilleure estimation de la position du mobile choisie	16	15	21	14	18	17	15
Nombre de fois 3 ^e meilleure estimation de la position du mobile choisie	21	20	17	22	18	16	21
Nombre de fois 4 ^e meilleure estimation de la position du mobile choisie	16	18	16	18	18	17	18
Nombre de fois pire estimation (5 ^e) de la position du mobile choisie	19	22	27	21	24	27	22
Erreur moyenne idéale	2.1611						
Erreur médiane idéale (50 th %-tile)	1.0863						
75 th %-tile idéale	2.2085						
90 th %-tile idéale	4.3698						

Tableau 4.3 Tableau récapitulatif des résultats de localisation dans le canal non stationnaire obtenus avec la méthode KNN

Il ressort de la figure 4.4 et du tableau 4.3 que tous les critères hormis FD3 (déviation standard de l'erreur) offrent des performances de localisation assez proches. Le critère FD1 offre encore ici une performance légèrement meilleure.

4.3.4 Résultats de localisation obtenus avec la méthode Prob

Dans cette section, les cinq méthodes Prob discutées au chapitre 3 sont utilisées pour prouver le concept proposé. La figure 4.4 est identique à la figure 4.2 à la seule différence qu'elle illustre les résultats lorsque les méthodes Prob sont utilisées; de même pour le tableau 4.4 en comparaison avec le tableau 4.1

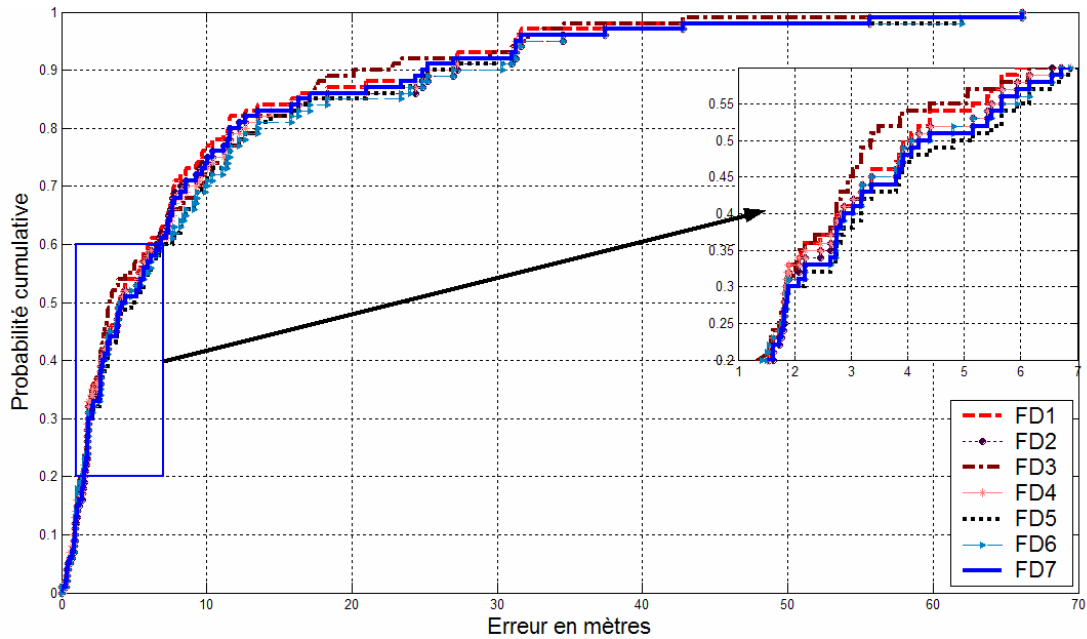


Figure 4.5 Fonctions de distribution cumulative des erreurs faites par la méthode Prob sur les données de test prises dans le canal non stationnaire

	FD1	FD2	FD3	FD4	FD5	FD6	FD7
Erreur moyenne	8.4432	9.0683	8.3938	8.9897	9.4928	9.5769	8.9597
Erreur médiane (50 th %-tile)	4.0060	4.1394	3.3519	4.1394	4.9813	4.2360	4.2954
75 th %-tile	9.5846	10.2326	11.4378	10.7791	11.5365	11.5365	10.2326
90 th %-tile	25.0658	27.1568	21.4586	26.1367	26.1367	28.7104	25.0658
Nombre de fois meilleure estimation de la position du mobile choisie	24	23	28	24	22	22	21
Nombre de fois 2 ^e meilleure estimation de la position du mobile choisie	22	20	20	19	14	15	19
Nombre de fois 3 ^e meilleure estimation de la position du mobile choisie	23	23	20	24	25	24	25
Nombre de fois 4 ^e meilleure estimation de la position du mobile choisie	16	17	11	16	17	18	20
Nombre de fois pire estimation (5 ^e) de la position du mobile choisie	15	17	21	17	22	21	15
Erreur moyenne idéale	2.1475						
Erreur médiane idéale (50 th %-tile)	1.3612						
75 th %-tile idéale	2.1777						
90 th %-tile idéale	4.5574						

Tableau 4.4 Tableau récapitulatif des résultats de localisation dans le canal non stationnaire obtenus avec la méthode Prob

Il ressort de la figure 4.5 et du tableau 4.4 que les critères FD1 et FD3 donnent les meilleurs résultats en terme de précision de localisation. Le critère FD3 offre cependant une performance légèrement meilleure.

4.3.5 Récapitulatif et comparaison des résultats dans le canal non stationnaire

Le tableau 4.5 récapitule les résultats présentés dans les quatre sections précédentes.

	Réseau MLP			Réseau GRNN			Méthode KNN			Méthode Prob		
	Erreur moyenne	50 th %-tile	75 th %-tile	Erreur moyenne	50 th %-tile	75 th %-tile	Erreur moyenne	50 th %-tile	75 th %-tile	Erreur moyenne	50 th %-tile	75 th %-tile
FD1	6.97	4.78	9.86	6.17	3.18	6.49	5.65	2.92	7.38	8.44	4.00	9.58
FD2	6.99	4.92	9.86	6.44	3.26	7.32	5.77	3.00	7.30	9.07	4.14	10.23
FD3	5.65	4.02	7.32	7.41	3.87	8.63	6.42	4.37	8.77	8.39	3.35	11.44
FD4	6.92	4.60	9.86	6.44	3.26	7.32	5.73	2.96	7.30	8.99	4.14	10.78
FD5	5.75	3.80	8.21	6.31	3.54	6.69	5.82	3.01	7.52	9.49	4.98	11.54
FD6	5.69	3.68	7.7	6.31	3.54	7.00	5.85	3.16	7.52	9.58	4.24	11.54
FD7	6.54	4.40	9.51	6.28	3.52	6.88	5.80	3.00	7.30	8.96	4.30	10.23

Tableau 4.5 Tableau comparatif des résultats de localisation dans le canal non stationnaire

La meilleure précision de localisation a été obtenue en utilisant la méthode KNN comme algorithme de jumelage pour chacun des cinq états statiques et le critère FD1 (moyenne des erreurs faites sur l'estimation des positions des deux références fixes) comme critère de décision. L'erreur médiane de 2.92 m obtenue sur les données de test provenant du canal non stationnaire est assez proche de l'erreur médiane de 2.41m (voir tableau 3.11 : état statique 2 et méthode KNN) qui est la plus faible erreur médiane obtenue sur les données de test des cinq états statiques. Donc, le concept proposé permet d'avoir une précision de localisation dans un environnement variable (canal de propagation non stationnaire) assez proche de celle obtenue dans un environnement statique (canal de propagation stationnaire). La précision de localisation obtenue dans l'environnement variable avec l'utilisation du concept pourrait même dépasser celle obtenue dans l'environnement statique si le critère de décision avait permis d'avoir des résultats plus proches du cas idéal. Les résultats montrent également que le critère de décision qui permet d'avoir la meilleure précision de localisation varie d'un algorithme de jumelage à un autre (FD3 pour le réseau de neurones MLP et la méthode Prob, FD1 pour le réseau de neurones GRNN et la méthode KNN).

En général, pour tous les critères de décision étudiés sauf FD3 (déviations standard de l'erreur), la méthode KNN donne une précision de localisation supérieure à celles des trois autres algorithmes. La pire précision de localisation est donnée par la méthode Prob. Cependant, en terme de précision de localisation du cas idéal, la

méthode Prob offre la deuxième meilleure performance après la méthode KNN. Avec d'autres critères de recherche non étudiés, la méthode Prob pourrait donc donner une bien meilleure précision. En terme de précision de localisation du cas idéal, c'est le réseau MLP qui offre la pire performance des quatre algorithmes étudiés.

4.4 Gain de performance obtenu avec le concept proposé

L'objectif principal du concept proposé par Nerguizian est de contrer la dégradation de performance de localisation observée dans un canal non stationnaire. La base de signatures d'apprentissage est habituellement formée dans un état statique proche de l'état statique 1 (voir description au 2.5.1.1). C'est-à-dire que les mesures nécessaires à la formation de la base de signatures d'apprentissage sont habituellement effectuées dans l'environnement de localisation sans modifications à ce dernier (aucun ajout d'objets particuliers dans l'environnement, aucun scénario d'activité humaine dans l'environnement considéré, etc.). Cette base de signatures est ensuite utilisée pour localiser le mobile quelles que soient les conditions de propagation dans l'espace de localisation. L'évaluation du gain de performance qu'offre le concept dans le canal non stationnaire doit donc être faite en comparant la précision de localisation qu'il offre avec celles offertes par les algorithmes entraînés avec les données d'entraînement de l'état statique 1.

La figure 4.6 montre justement les fonctions de distribution cumulative des erreurs faites, par les quatre algorithmes de jumelage (MLP, GRN, KNN et Prob) discutées au chapitre 3 et entraînés avec les signatures d'apprentissage de l'état statique 1 et le concept proposé (FD1 et méthode KNN comme algorithme de jumelage pour les cinq états statiques), sur les données de test prises dans le canal non stationnaire.

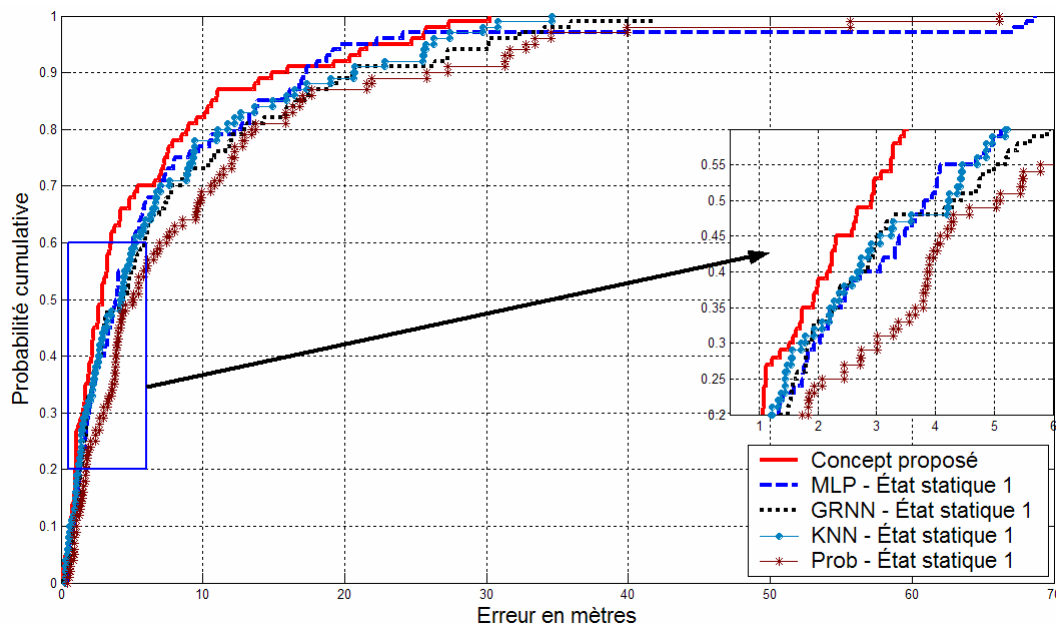


Figure 4.6 Fonctions de distribution cumulative des erreurs sur les données de test du canal non stationnaire faites par le concept et les algorithmes de jumelage (état statique 1)

Le tableau 4.6 fournit la moyenne, la médiane, le 75th percentile et le 90th percentile des courbes de la figure 4.6. Les valeurs entre parenthèses dans le tableau 4.6 correspondent aux valeurs obtenues sur les données de test prises dans l'état statique 1 du canal de propagation (valeurs du tableau 3.2).

	Concept proposé	MLP - État statique 1	GRNN - État statique 1	KNN - État statique 1	Prob - État statique 1
Erreur moyenne	5.6503	7.7828 (4.7770)	7.9089 (5.0966)	7.1147 (4.9023)	9.6201 (6.5526)
Erreur médiane (50th %-tile)	2.9159	3.8850 (3.7262)	4.3628 (3.8483)	4.2301 (3.8816)	5.0750 (3.6825)
75th %-tile	7.3838	8.5498 (6.0593)	10.7194 (7.4115)	9.3032 (6.5650)	12.1246 (9.2899)
90th %-tile	15.4375	17.2215 (9.7847)	20.6433 (11.3115)	20.6835 (10.3563)	26.5622 (15.6860)

Tableau 4.6 Tableau récapitulatif des résultats de localisation dans le canal non stationnaire obtenus avec le concept et les algorithmes de jumelage (état statique 1)

Une comparaison de la précision de localisation donnée par les quatre algorithmes de jumelage (entraînés avec les données d'apprentissage de l'état statique 1) sur les

données de test prises dans le canal stationnaire (état statique 1) et le canal non stationnaire confirme la dégradation de la précision de localisation observée. Cette dégradation de la précision de localisation sur les données de test est causée par la variation temporelle du canal de propagation; on remarque qu'elle est appréciable car elle varie entre 45.1% et 62.9% sur l'erreur moyenne et entre 4.3% et 37.8% sur l'erreur médiane selon l'algorithme de jumelage utilisé.

La figure 4.6 et le tableau 4.6 montrent que le concept proposé permet de réduire considérablement cette dégradation de la précision de localisation. Dans le cas spécifique de l'algorithme KNN, le concept proposé permet de réduire la dégradation de la précision de localisation sur les données de test du canal non stationnaire de 45.1% (dégradation observée sans l'utilisation du concept) à 15.3% sur l'erreur moyenne et de 9% à -24.9% (le signe négatif signifie que l'erreur donnée par le concept dans le canal non stationnaire est plus petite que celle obtenue dans le canal statique) sur l'erreur médiane. L'utilisation du concept a donc effacé complètement la dégradation observée sur l'erreur médiane (l'erreur médiane a même été réduite) et réduit considérablement celle observée sur l'erreur moyenne. Le concept offre donc effectivement un gain de performance pour un canal non stationnaire. Ce gain de performance est appréciable et pourrait même être augmenté avec un critère de décision plus performant.

4.5 Conclusion du chapitre

Dans ce chapitre, le concept proposé par Nerguizian [1] pour contrer la dégradation de précision de localisation observée quand le canal de propagation devient non stationnaire avec la technique de radiolocalisation basée sur les signatures, son implantation aux fins de ce travail de recherche et les différents résultats de localisation obtenus ont été présentés. Les résultats obtenus montrent que le concept proposé réduit effectivement et considérablement la dégradation de la précision de localisation observée dans le canal non stationnaire. Son efficacité dépend cependant

de l'algorithme de jumelage utilisé pour représenter les états statiques et surtout du critère de décision qui aide au choix de la meilleure estimation de la position du mobile. La combinaison de la méthode KNN comme algorithme de jumelage et de la moyenne des erreurs faites sur l'estimation des positions des références fixes comme critère de décision se révèle être celle qui donne la meilleure précision de localisation dans l'environnement étudié. Avec cette combinaison, des erreurs de localisation moyenne de 5.65 m et médiane de 2.92 m sont obtenues.

Chapitre 5

Résultats de radiolocalisation dans la galerie minière souterraine

5.1 Introduction

Ce chapitre est divisé en deux parties et présente les résultats de radiolocalisation obtenus dans une galerie minière souterraine. Dans la première partie, les puissances des signaux émis par les trois points d'accès mesurées à chacun des points de mesures et les résultats de radiolocalisation obtenus avec les quatre algorithmes de jumelage sont présentés. Les valeurs des paramètres importants des algorithmes de jumelage sont aussi fournies. La deuxième partie présente une étude comparative des résultats de radiolocalisation obtenus dans la galerie minière souterraine et dans le corridor.

5.2 Résultats de radiolocalisation

Tel qu'indiqué au chapitre 2, une campagne de mesures expérimentales a été menée dans une des galeries souterraines de la mine expérimentale du CANMET située près de Val-d'Or. Au total, 219 signatures ont été recueillies. Sur ces signatures, 159 ont été utilisées pour constituer la base d'apprentissage des algorithmes de jumelage. Les 60 signatures restantes servent pour les tests. Après plusieurs apprentissages avec

différentes valeurs des paramètres pour les algorithmes de jumelage, les valeurs optimales donnant les meilleures précisions de localisation sur les données d'apprentissage ont été déterminées. Ces valeurs optimales sont présentées dans le tableau 5.1. Notons qu'elles sont différentes des valeurs optimales obtenues pour ces mêmes algorithmes dans le corridor.

Réseau MLP	<ul style="list-style-type: none"> - Nombre de données d'apprentissage : 159 - Nombre de données de test : 60 - Nombre de couches : 2 - Nombre de neurones sur la couche cachée : 12 - Fonction de transfert des neurones de la couche cachée : logsig - Nombre de neurones sur la couche de sortie : 2 - Fonction de transfert des neurones de la couche de sortie : purelin - Nombre d'itérations dans un processus d'apprentissage : 1500 - Fonction d'entraînement : trainlm - Durée d'un processus d'apprentissage : 28 secondes - Durée de la localisation du mobile : 1 seconde (instantané)
Réseau GRNN	<ul style="list-style-type: none"> - Nombre de données d'apprentissage : 159 - Nombre de données de test : 60 - Durée d'un processus d'apprentissage : 1 seconde - Durée de la localisation du mobile : 1 seconde (instantané) - Valeur du paramètre « spread » : 3
Méthode KNN	<ul style="list-style-type: none"> - Nombre de données de la base d'apprentissage : 159 - Nombre de données de test : 60 - Durée de la localisation du mobile : 1 seconde - Valeur du paramètre K : 7
Méthode Prob	<ul style="list-style-type: none"> - Nombre de données de la base d'apprentissage : 159 - Nombre de données de test : 60 - Durée de la localisation du mobile : 1 seconde - Valeur du paramètre ε : 3 dB

Tableau 5.1 Paramètres des quatre algorithmes de jumelage utilisés dans la galerie minière souterraine

Dans les deux sections qui suivent, les puissances des signaux mesurées aux 219 points de mesures et les résultats de radiolocalisation obtenus avec les quatre algorithmes de jumelage sont respectivement présentés.

5.2.1 Couverture des trois points d'accès

La figure 5.1 montre les puissances des signaux émis par chacun des trois points d'accès (AP1, AP2 et AP3) et mesurées par le mobile suivant l'axe y de la galerie souterraine (voir figure 2.13). Pour chaque ordonnée y_1 , il y a trois points de mesures en x , donc trois valeurs de puissances qui apparaissent vis-à-vis de chaque position y sur les trois graphiques de la figure 5.1. Les positions réelles des points d'accès AP1, AP2 et AP3 sont indiquées sur la figure par le trait vertical. La couverture des trois points d'accès dans la galerie souterraine en 3D (suivant les axes x et y) est donnée à l'annexe A.6.

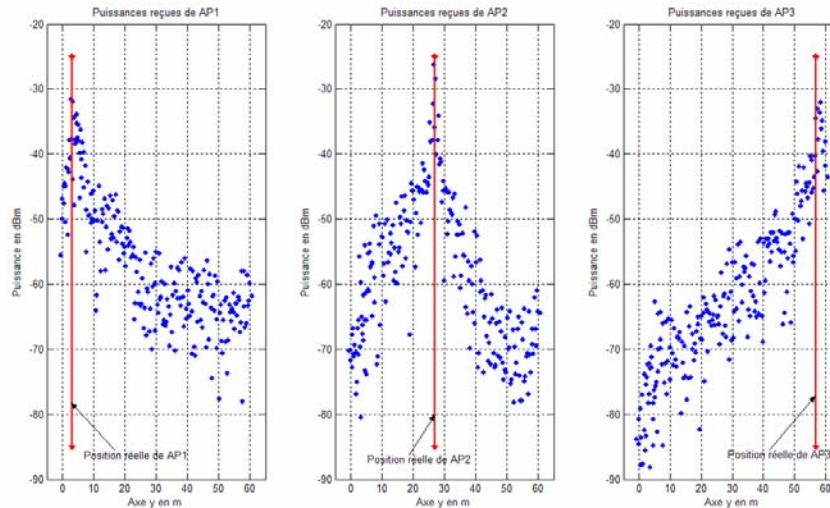


Figure 5.1 Puissances des 3 points d'accès mesurées suivant l'axe y dans la galerie minière souterraine

L'analyse de la figure 5.1 permet de tirer sensiblement les mêmes conclusions que celles concernant la couverture des points d'accès dans le corridor :

- ❖ Comme attendu, la puissance du signal du point d'accès décroît au fur et à mesure qu'on s'en éloigne suivant l'axe y .
- ❖ La puissance du signal des points d'accès atteint un maximum et un minimum de -26 dBm et -88 dBm respectivement.
- ❖ La variation de la puissance, suivant l'axe transversal pour une ordonnée y_1 donnée, est parfois très importante. Elle atteint 20 dB.

5.2.2 Résultats

La figure 5.2 montre les fonctions de distribution cumulative des erreurs de localisation faites par chacun des quatre algorithmes de jumelage sur les données d'apprentissage et de test dans la galerie minière souterraine. Le tableau 5.2 donne les erreurs de localisation moyenne, médiane, 75th percentile et 90th percentile sur les données d'apprentissage et de test dans la galerie minière souterraine.

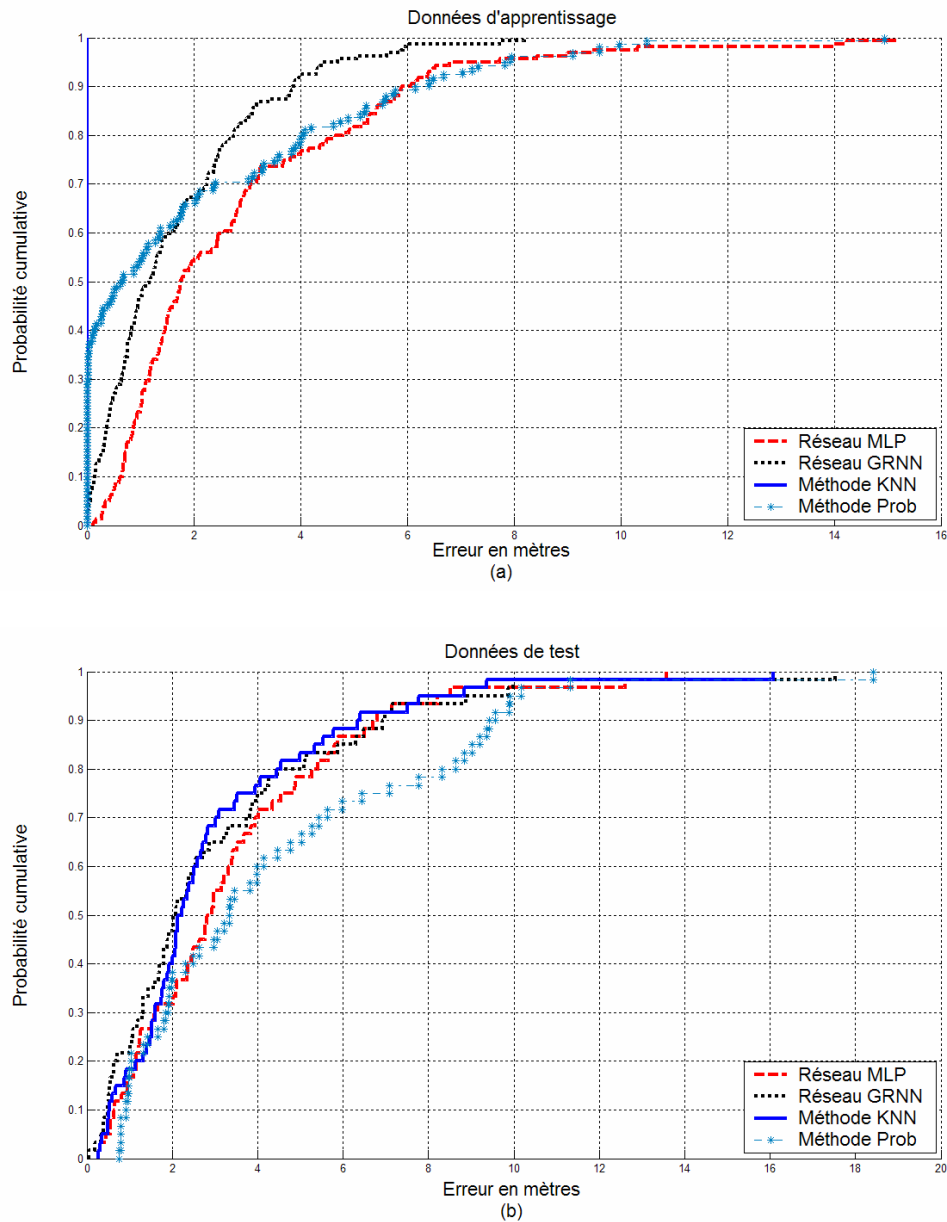


Figure 5.2 Fonctions de distribution cumulative des erreurs sur (a) les données d'apprentissage et (b) de test dans la galerie minière souterraine

Erreur de localisation en mètres		Réseau MLP	Réseau GRNN	Méthode KNN	Méthode Prob
Données d'apprentissage	Erreur moyenne	2.8004	1.6551	0	2.0462
	Erreur médiane (50 th %-tile)	1.7521	1.1622	0	0.6728
	75 th %-tile	3.7780	2.4278	0	3.5581
	90 th %-tile	6.0087	3.8617	0	6.3074
Données de test	Erreur moyenne	3.4349	3.0875	3.0185	4.4260
	Erreur médiane (50 th %-tile)	2.8733	2.0558	2.1750	3.3296
	75 th %-tile	4.7069	4.0911	3.7311	6.7571
	90 th %-tile	6.7535	6.9521	6.3719	9.5015

Tableau 5.2 Tableau récapitulatif des résultats de localisation obtenus dans la galerie minière souterraine

Tel qu'expliqué au chapitre 3, la méthode KNN ne commet aucune erreur (erreur de localisation nulle) sur les données d'apprentissage. Hormis la méthode KNN, il ressort de la figure 5.2 et du tableau 5.2 que le réseau GRNN performe le mieux sur les données d'apprentissage tout comme c'était le cas dans le corridor. Sur les données d'apprentissage, la méthode Prob performe mieux que le réseau MLP. Contrairement à ce qui est observé dans le corridor (état statique 1), les performances de localisation sur les données d'apprentissage de la méthode Prob sont assez proches de celles du réseau GRNN (elles le dépassent même en terme d'erreur médiane). Sur les données de test, la méthode KNN et le réseau GRNN (léger avantage pour la méthode KNN) offrent les meilleures performances. Ces deux algorithmes performant donc mieux que le réseau MLP sur les données de test contrairement à ce qui est observé dans le corridor (état statique 1) surtout en ce qui concerne le réseau GRNN. La prochaine section traitera avec plus de profondeur des différences entre les résultats de localisation obtenus dans le corridor et ceux obtenus dans la galerie minière.

5.3 Comparaison des résultats de localisation obtenus dans la galerie minière souterraine et dans le corridor

Les mesures dans la galerie minière souterraine sont prises dans un état statique du canal de propagation proche de l'état statique 1 dans le corridor. C'est-à-dire que les mesures sont faites dans la galerie minière souterraine sans aucune modification à cette dernière (aucun ajout d'objets particuliers, aucune activité humaine dans la galerie minière, etc.). Il faut donc comparer les résultats dans la mine avec ceux dans l'état statique 1 dans le corridor pour être plus concluant. Le tableau 5.3 montre justement une comparaison des résultats de localisation sur les données d'apprentissage et de test obtenus dans la galerie minière souterraine et dans l'état statique 1 dans le corridor avec les quatre algorithmes de jumelage utilisés.

Erreur de localisation en mètres		Réseau MLP		Réseau GRNN		Méthode KNN		Méthode Prob	
		Corridor (État 1)	Galerie souterraine	Corridor (État 1)	Galerie souterraine	Corridor (État 1)	Galerie souterraine	Corridor (État 1)	Galerie souterraine
Données d'apprentissage	Erreur moyenne	4.01	2.80	0.85	1.66	0	0	3.08	2.05
	Erreur médiane	3.05	1.75	0.17	1.16	0	0	0.78	0.67
	75 th %-tile	5.16	3.78	0.87	2.43	0	0	2.44	3.56
	90 th %-tile	8.36	6.01	2.62	3.86	0	0	8.45	6.31
Données de test	Erreur moyenne	4.78	3.43	5.10	3.09	4.90	3.02	6.55	4.43
	Erreur médiane	3.73	2.87	3.85	2.06	3.88	2.17	3.68	3.33
	75 th %-tile	6.06	4.71	7.41	4.09	6.56	3.73	9.29	6.76
	90 th %-tile	9.78	6.75	11.31	6.95	10.36	6.37	15.69	9.50

Tableau 5.3 Tableau comparatif des résultats de localisation obtenus dans le corridor (état statique 1) et dans la galerie minière souterraine

Exception faite des performances de localisation du réseau de neurones GRNN sur les données d'apprentissage, celles des quatre algorithmes de jumelage sur les données d'apprentissage et de test sont meilleures dans la galerie minière souterraine que dans le corridor. Cette amélioration des performances de localisation dans la galerie minière par rapport au corridor est assez appréciable (amélioration atteignant

46% pour la combinaison du réseau GRNN, des données de test et de l'erreur médiane). Ce constat vient renforcer les conclusions tirées dans le chapitre 3 à la section 3.3.5 relatives aux performances de localisation obtenues avec la technique de radiolocalisation basée sur les signatures à bande étroite. Ces performances semblent être fortement dépendantes de l'environnement de localisation. Les différences observées entre les résultats dans la galerie minière souterraine et dans le corridor sont plus importantes encore que celles observées entre les résultats des cinq états statiques du corridor. Comme le milieu de localisation a complètement changé, le canal de propagation est complètement différent. En effet, dans les cinq états statiques du corridor, c'est uniquement des obstacles qui sont utilisés pour modifier partiellement le canal de propagation. D'autre part le pas de maillage est différent (deux points de mesures sont séparés par 0.61 m dans le corridor contre 0.8 m et 1 m respectivement suivant l'axe x et y dans la galerie minière souterraine). Ceci pourrait aussi expliquer les différences notoires observées entre les mesures dans la galerie et celles dans le corridor.

5.4 Conclusion du chapitre

Dans ce chapitre, les résultats de localisation obtenus dans la galerie minière souterraine avec les quatre algorithmes de localisation ont été présentés. Autant sur les données d'apprentissage que sur les données de test, la méthode KNN, et dans une moindre mesure le réseau GRNN, donnent les meilleures précisions de localisation. La méthode KNN donne une erreur de localisation moyenne et médiane respectivement de 3.02 m et 2.17 m sur les données de test. Ces performances de localisation obtenues sur les données recueillies dans la galerie minière souterraine sont meilleures que celles obtenues sur les données dans l'état statique 1 dans le corridor. Cette différence, parfois importante, vient conforter l'hypothèse que les résultats de localisation obtenus avec la technique basée sur les signatures à bande étroite dans un environnement peuvent ne pas se répéter dans un environnement différent.

Conclusion générale

Ce travail de recherche a porté principalement sur la radiolocalisation dans les milieux confinés ayant un canal de propagation non stationnaire. Nous avons particulièrement validé un concept destiné à contrer la dégradation de la précision de localisation résultant de la variabilité temporelle du canal de propagation lorsque la technique de radiolocalisation basée sur les signatures est utilisée. Notre travail s'est déroulé essentiellement en deux phases : une première phase expérimentale au cours de laquelle des mesures ont été prises dans le corridor d'un immeuble et dans une galerie minière souterraine pour former les bases de signatures d'apprentissage et de test nécessaires au fonctionnement de la technique de radiolocalisation basée sur les signatures; une deuxième phase qui a consisté au traitement et à l'analyse des données recueillies.

Les résultats obtenus prouvent que le concept permet effectivement de réduire considérablement la dégradation de la précision de localisation causée par la variation temporelle du canal de propagation. La précision de localisation obtenue avec le concept proposé dans le canal non stationnaire est très proche de celle obtenue dans les états statiques. Nous avons montré au chapitre 4 qu'elle pourrait même dépasser cette dernière avec un critère de décision plus performant. En plus du critère de décision, plusieurs facteurs influencent les performances de localisation que donne le concept. Le premier est le choix des états statiques. Les états statiques choisis doivent refléter des situations, des scénarios de propagation réels. Donc normalement, les états statiques doivent être déterminés après observation sur plusieurs jours des variations que subissent réellement le canal de propagation. Ils doivent être aussi le

plus différent possible les uns des autres. Nous pensons également que plus il y a d'états statiques reflétant autant de conditions différentes, meilleure sera la précision de localisation car plusieurs scénarios peuvent être ainsi réalisés. Mais avoir plus d'états statiques signifie également plus de temps pour former les bases de signatures. Un compromis doit alors être trouvé. Un second facteur qui influence les performances de localisation du concept proposé, concerne les références fixes. En effet, leur nombre et leur position peuvent affecter grandement, en mieux ou en pire, la précision de localisation. On ne peut affirmer que l'utilisation d'un plus grand nombre de références améliorera la performance. En effet, plus il y a de références fixes, plus grande est la probabilité d'avoir une référence qui est proche du mobile et subit donc les mêmes variations locales que ce dernier. Mais, il n'est pas certain que cette référence fixe joue fortement sur le choix de la meilleure estimation de la position du mobile. Un troisième facteur est le nombre et la position des points d'accès utilisés. Plus il y a de points d'accès, plus grande est la probabilité d'obtenir des signatures qui possèdent la propriété d'unicité à chaque position. La propriété d'unicité des signatures est très importante pour avoir une bonne précision de localisation avec la technique de localisation basée sur les signatures. La position des points d'accès est également importante. Il faut éviter dans la mesure du possible de ne pas les disposer en ligne droite. Enfin un quatrième facteur important est l'algorithme de jumelage utilisé. Les différents résultats obtenus dans les cinq états statiques dans le corridor et dans la mine montrent que les performances des algorithmes de jumelage varient d'un milieu à l'autre. Il faut donc analyser plusieurs algorithmes afin de choisir celui qui donne les meilleures performances de localisation dans le milieu d'intérêt. La principale limite de ce concept réside donc dans le fait que l'obtention des meilleures performances de localisation nécessite la simulation de plusieurs combinaisons de paramètres afin de choisir la meilleure.

Des quatre algorithmes de jumelage étudiés, les meilleures performances de localisation sur les données d'apprentissage dans les cinq états statiques dans le corridor et de la galerie minière souterraine sont données respectivement et dans

l'ordre décroissant par la méthode KNN, le réseau de neurones GRNN, la méthode Prob et le réseau de neurones MLP. Par contre sur les données de test, le meilleur algorithme n'est pas le même pour toutes les données de test. Dans le corridor, les meilleures performances sont données par le réseau MLP et la méthode KNN. Dans la mine, la méthode KNN et le réseau de neurones GRNN offrent les meilleures performances de localisation sur les données de test. Dans le canal non stationnaire, c'est encore la méthode KNN qui se démarque. Il apparaît, à la vue de ces résultats, que la méthode KNN offre généralement de bonnes performances de localisation sur toutes les données recueillies. Mais il y a un inconvénient majeur à utiliser cette méthode lorsque la taille de la base de signatures d'apprentissage est grande. En effet le temps mis par la méthode KNN pour localiser le mobile croît rapidement avec le nombre de signatures dans la base d'apprentissage. Ainsi, dans le cas du suivi d'un mobile en poursuite où la durée de localisation est critique, la méthode KNN pourrait difficilement être utilisée avec une base de signatures d'apprentissage de grande taille. Sur ce point, les réseaux de neurones ont l'avantage car seule leur période d'apprentissage prend du temps. Mais une fois l'étape d'apprentissage terminée, la localisation du mobile est presque instantanée. Donc, dans le cas où on disposerait d'une grande base de signatures d'apprentissage et que le temps de localisation serait un paramètre critique, les réseaux de neurones MLP ou GRNN seraient de bonnes alternatives selon l'environnement de localisation.

Plusieurs prolongements à ce travail pourraient être envisagés. Dans ce travail, nous avons prouvé que le concept proposé fonctionne. Un prolongement possible de ce travail pourrait être maintenant d'améliorer la précision de localisation obtenue en prenant davantage de mesures avec plus d'états statiques et plus de points d'accès. L'influence du nombre de références fixes pourrait aussi être étudiée. Un autre possible prolongement à ce travail serait de tester le concept avec un mobile en mouvement. Dans ce cas, le temps nécessaire à la collecte des informations pour former la signature du mobile afin de le localiser et le temps mis par l'algorithme de jumelage pour localiser le mobile deviennent des paramètres très importants. Dans un

espace de localisation dont l'une des dimensions est supérieure à la portée du signal émis par les points d'accès, la solution pour utiliser le concept et la technique de radiolocalisation basée sur les signatures serait peut-être de créer plusieurs cellules de localisation. Enfin, un troisième prolongement à ce travail pourrait être d'étudier comment on peut continuer la localisation d'un mobile qui passe d'une cellule à l'autre et gérer tous les points d'accès en présence.

Bibliographie

- [1] Chahé Nerguizian, “Radiolocalisation en milieu minier souterrain”, Thèse de doctorat, INRS-EMT, août 2003
- [2] K. Pahlavan, and Xinrong Li, “Indoor Geolocation Science and Technogy”, IEEE Communications Magazine, February 2002
- [3] Xinrong Li, “Super-Resolution TOA Estimation with Diversity Techniques for Indoor Geolocation Applications”, A Dissertation Submitted to the Faculty of the Worcester Polytechnic Institute for PHd, April 2003
- [4] James Caffery and Gordon Stüber, “Overview of Radiolocation in CDMA Cellular Systems”, IEEE Communications Magazine, April 1998
- [5] E. D. Kaplan, *Understanding GPS: Principles and Applications*, Artech House, Boston, 1996
- [6] Goran M. Djuknic and Robert E. Richton, “Geolocation and Assisted-GPS”, Bell Laboratoires, Lucent Technologies, IEEE Computer, February 2001
- [7] T. S. Rappaport, *Wireless Communications: Principles and Practice*, Second Edition 2002, Prentice Hall PTR
- [8] M. Marsan and G. Hess, “Shadow Variability in an Urban Land Mobile Radio Environment at 900 MHz”, IEEE Electronics Letters, May 1990
- [9] H. L. Bertoni, *Radio Propagation for Modern Wireless Systems*, Prentice Hall PTR, 1999
- [10] P. Bahl, V. N. Padmanabhan, “RADAR: An In-building RF-based User Location and Tracking System”, In IEEE INFOCOM 2000, pages 775-784, March 2000
- [11] Mauro Brunato and Csaba Kiss Kallo, “Transparent Location Fingerprinting for Wireless Services”, Proceedings of Med-Hoc-Net, Baia Chia, September 2002
- [12] C. Nerguizian, C. Despins and S. Affès, “Geolocation in Mines with an Impulse Response Fingerprinting Technique and Neural Networks”, IEEE Vehicular Technology Conference VTC2004fall, Los Angeles, USA, September 2004
- [13] C. Nerguizian, C. Despins and S. Affès, “A Framework for Indoor Geolocation using an Intelligent System“, 3rd IEEE Workshop on WLANs, Boston, USA, September 2001
- [14] Bob O’Hara and Al Petrik, *The IEEE 802.11 Handbook, A Designer’s Companion*, IEEE Press, 1999

- [15] Jochen Schiller, *Mobile Communications*, Second Edition 2003, Pearson Education
- [16] Y. Chen and H. Hobayashi, "Signal Strength Based Indoor Geolocation", In Proceedings of IEEE ICC 2002, pages 436-439
- [17] S. Saha, K. Chaudhuri, D. Sanghi and P. Bhagwat, "Location Determination of a Mobile Device Using IEEE 802.11b Access Point Signals", Department of Computer Science and Engineering, Indian Institute of Technology Kanpur
http://www.cse.iitk.ac.in/users/sidd/files/papers/loc802_11.ps
- [18] M. Hata and T. Nagatsu, "Mobile Location Using Signal Strength Measurements in a Cellular System", IEEE Trans. Vehic. Tech., May 1980
- [19] Simon Haykin, *Neural Networks: A comprehensive Foundation*, Pearson Education Inc, 1999
- [20] R. Battiti, A. Villani and T. L. Nhat, "Neural Network Models for Intelligent Networks: Deriving the Location from Signal Patterns", Autonomous Intelligent Networks and Systems, UCLA, Los Angeles, May 2002
- [21] H. B. Demuth, M. Beale, *Neural Network Toolbox: for use with MATLAB*, Version 4.04, MathWorks Inc., 2004
- [22] Yu Hen Hu and Jenq-Neng Hwang, *Handbook of Neural Network Signal Processing*, CRC Press, 2002
- [23] <http://www.stumbler.net>
- [24] Rong-Hong Jan and Yung Rong Lee, "An Indoor Geolocation System for Wireless LANs", In Proceedings of the 2003 International Conference on Parallel Processing Workshops
- [25] Kamol Kaemarungsi and Prashant Krishnamurthy, "Modeling of Indoor Positioning Systems Based on Location Fingerprinting", In IEEE INFOCOM 2004
- [26] Roberto Battiti, Thang Le Nhat and Alessandro Villani, "Location-aware computing: a neural network model for determining location in wireless LANs", Technical Report # DIT-02-0083 University on Trento, February 2002
- [27] K. Pahlavan, P. Krishnamurthy, and J. Beneat, "Wide-band Radio Propagation Modeling for Indoor Geolocation Applications", IEEE Communications Magazine, April 1998
- [28] Kalid Azad, "Indoor Positioning", COS 398 (Junior Independent Work) Final Report, <http://www.cs.princeton.edu/~kazad/resources/cs/positioning/htmlreport/cs398report.html>
- [29] A. Ladd, K. Bekris, A. Rudys and al, "Robotics-Based Location Sensing using Wireless Ethernet", MOBICOM 2002, September 2002
- [30] V. Zeimpekis, G. Giaglis and G. Lekakos, "A Taxonomy of Indoor and Outdoor Positioning Techniques for Mobile Location Services", Athens University of Economics and Business, 2003 ACM
- [31] H. Hashemi, "The indoor radio propagation channel", Proc. of the IEEE, July 1993

- [32] M. Djadel, C. Despins and S. Affès, “Narrowband Propagation Characteristics at 2.45 and 18 GHz in Underground Mining Environments”, IEEE Global Telecom. Conf., Taipei, Taiwan, November 2002.
- [33] Roy Want, Andy Hopper, and al, “The active badge location system”, ACM Transaction on Information Systems, January 1992
- [34] P. Bahl, V. N. Padmanabhan and A. Balachandran, “A software system for locating mobile users: Design, evaluation, and lessons”, Technical report, Microsoft Research, MSR-TR-2000-12, April 2000
- [35] Moustafa Youssef, Ashok Agrawala and A. Udaya Shankar, “WLAN Location Determination via Clustering and Probability Distributions”, IEEE Int. Conf. on Pervasive Computing and Communications, March 2003
- [36] Sachin Ganu, A.S. Krishnakumar and P. Krishnan, “Infrastructure-based location estimation in WLAN networks”, WCNC 2004, IEEE Communications Society
- [37] P. Krishnan, A.S. Krishnakumar, Wen-Hua Ju, Colin Mallows and Sachin Ganu, “A System for Lease: Location Estimation Assisted by Stationary Emitters for Indoor RF Wireless Networks”, IEEE Infocom 2000, March 2004
- [38] N. B. Priyantha, A. Chakraborty and H. Balakrishnan, “The cricket location-support system”, In Proc. of 6th ACM MOBICOM, Boston, August 2000
- [39] J. Caffery and G. Stuber, “Subscriber location in CDMA cellular networks”, IEEE Trans. VT, vol 47, pp. 406-416, May 1998

Annexe A. Couverture en 3D des points d'accès

A.1 Couverture en 3D des trois points d'accès dans l'état 1 du corridor

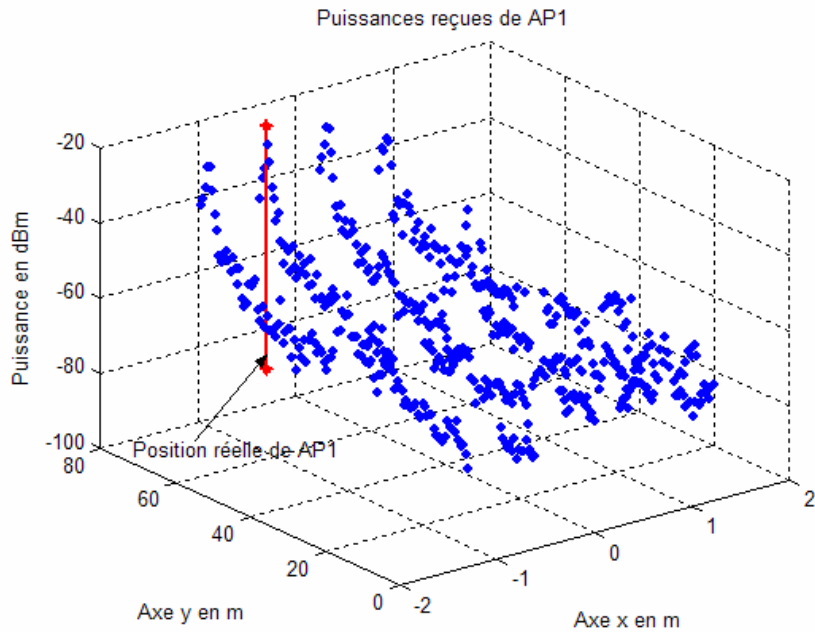


Figure A1 Puissances du point d'accès AP1 mesurées dans l'état statique 1 dans le corridor

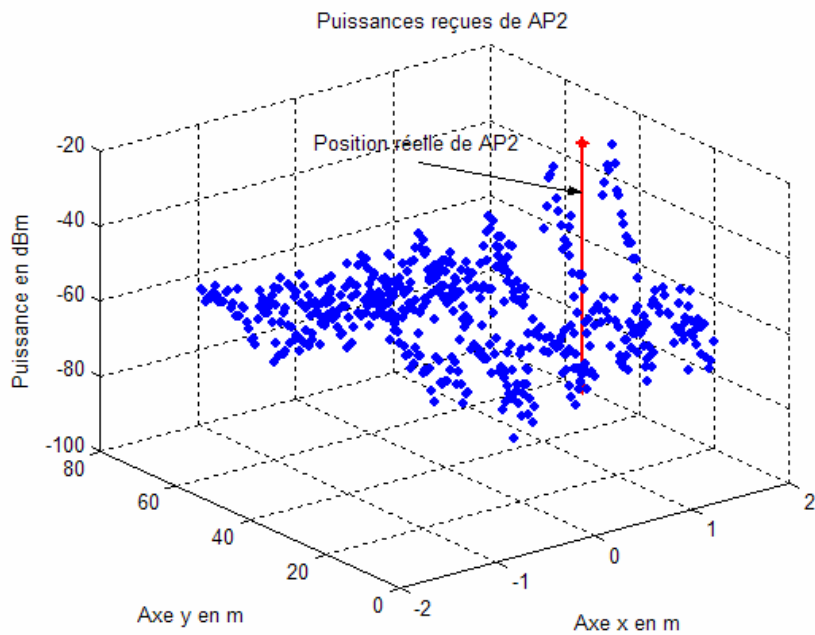


Figure A2 Puissances du point d'accès AP2 mesurées dans l'état statique 1 dans le corridor

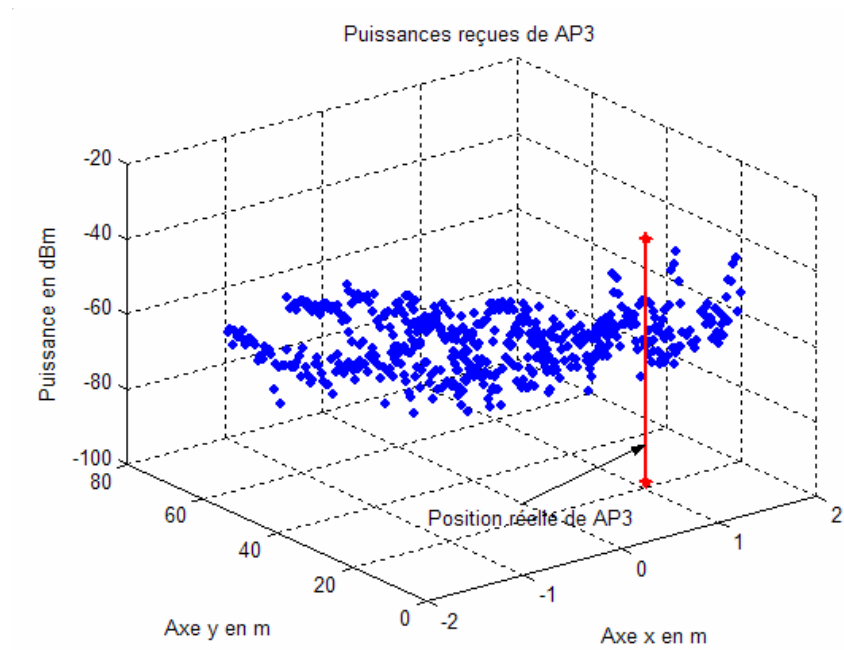


Figure A3 Puissances du point d'accès AP3 mesurées dans l'état statique 1 dans le corridor

A.2 Couverture en 3D des trois points d'accès dans l'état 2 du corridor

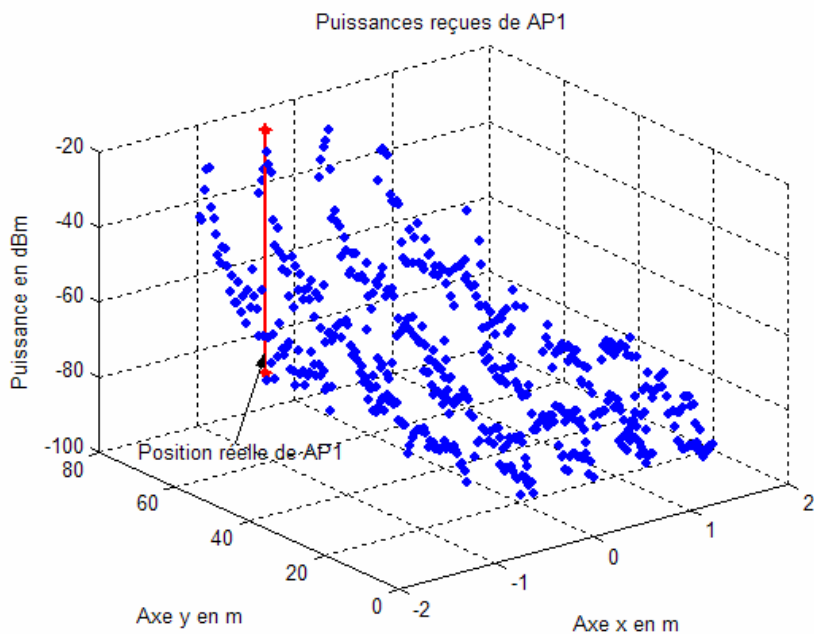


Figure A4 Puissances du point d'accès AP1 mesurées dans l'état statique 2 dans le corridor

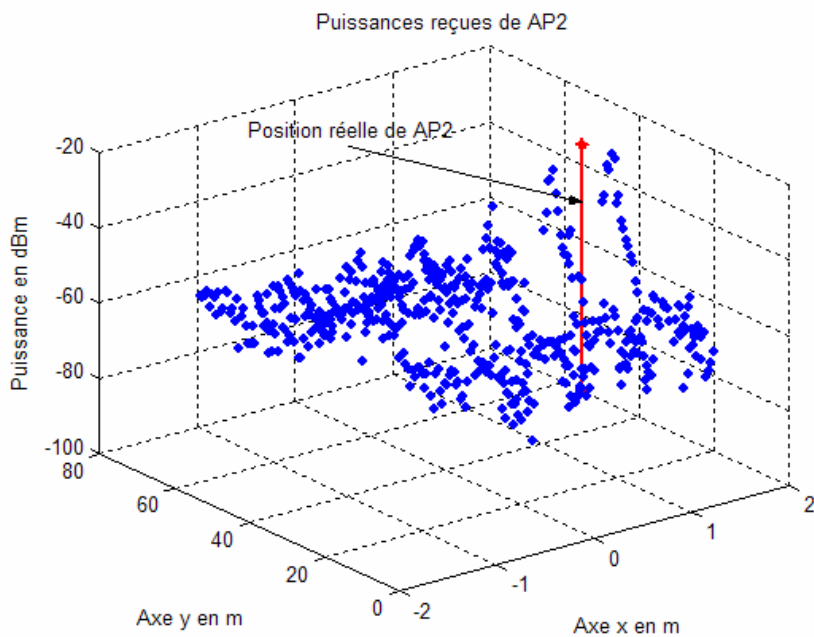


Figure A5 Puissances du point d'accès AP2 mesurées dans l'état statique 2 dans le corridor

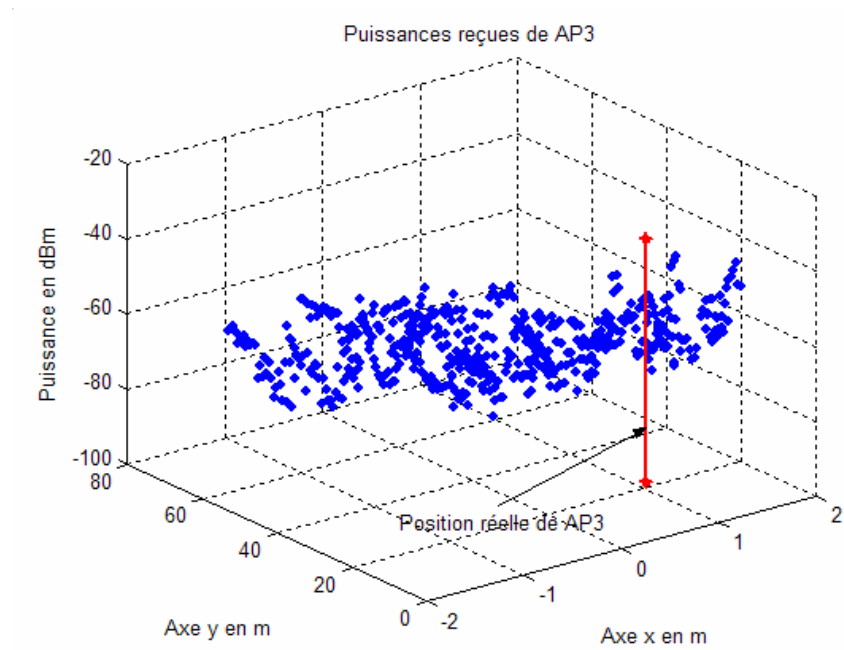


Figure A6 Puissances du point d'accès AP3 mesurées dans l'état statique 2 dans le corridor

A.3 Couverture en 3D des trois points d'accès dans l'état 3 du corridor

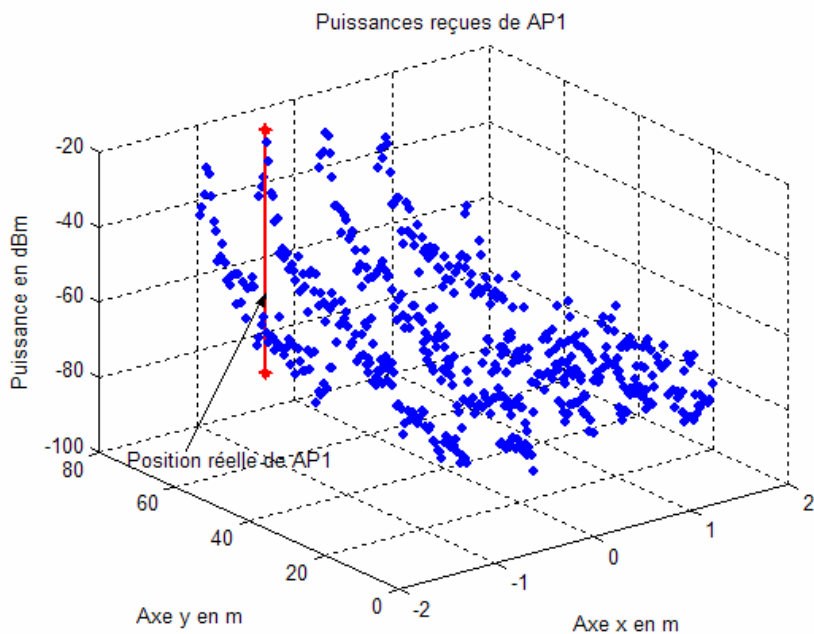


Figure A7 Puissances du point d'accès AP1 mesurées dans l'état statique 3 dans le corridor

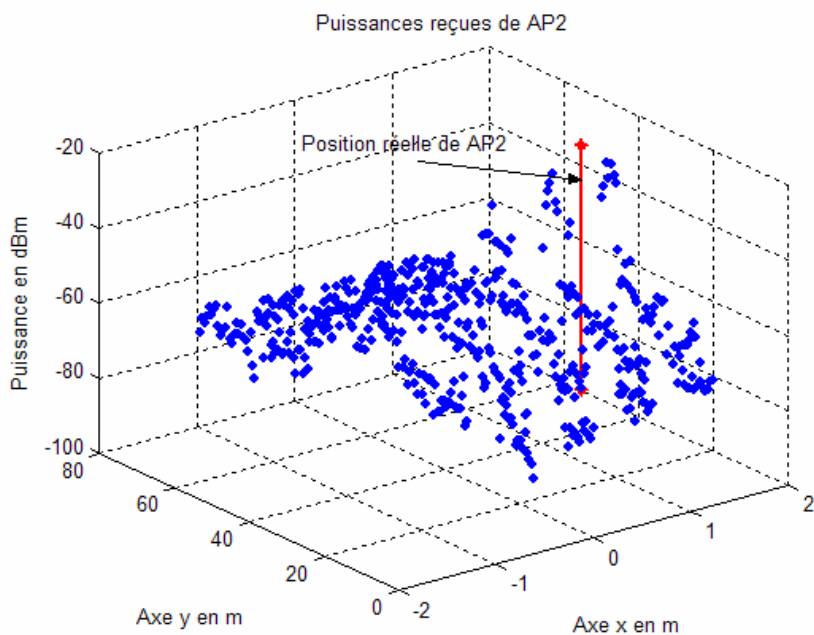


Figure A8 Puissances du point d'accès AP2 mesurées dans l'état statique 3 dans le corridor

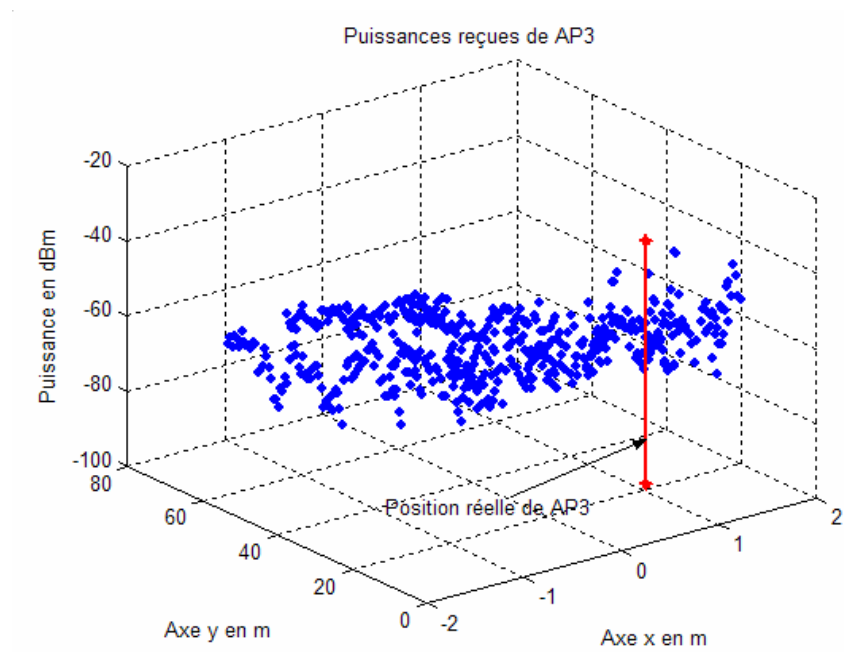


Figure A9 Puissances du point d'accès AP3 mesurées dans l'état statique 3 dans le corridor

A.4 Couverture en 3D des trois points d'accès dans l'état 4 du corridor

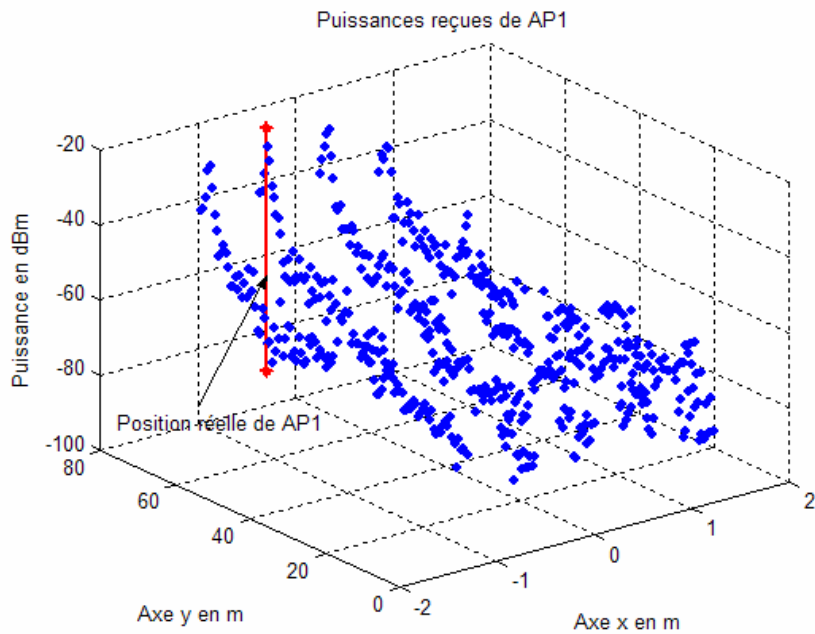


Figure A10 Puissances du point d'accès AP1 mesurées dans l'état statique 4 dans le corridor

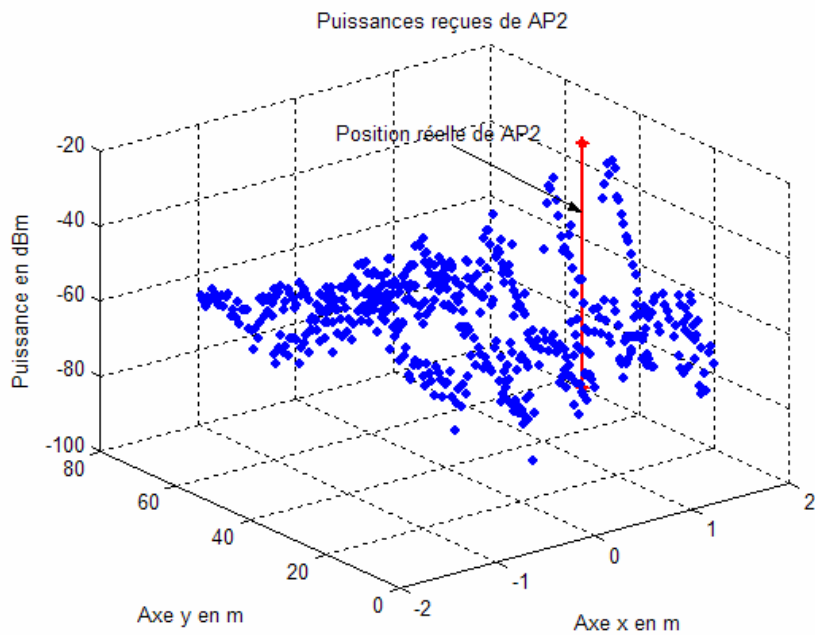


Figure A11 Puissances du point d'accès AP2 mesurées dans l'état statique 4 dans le corridor

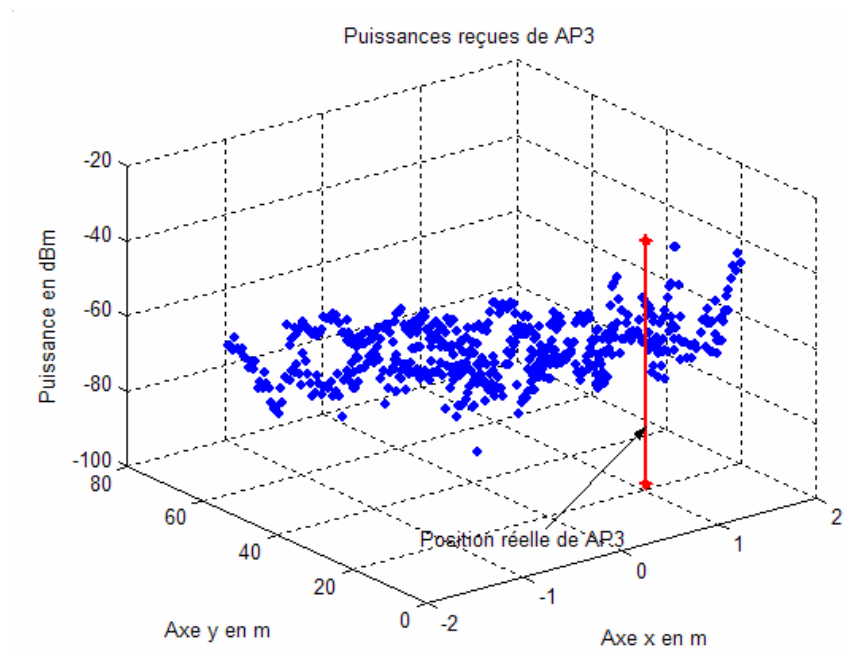


Figure A12 Puissances du point d'accès AP3 mesurées dans l'état statique 4 dans le corridor

A.5 Couverture en 3D des trois points d'accès dans l'état 5 du corridor

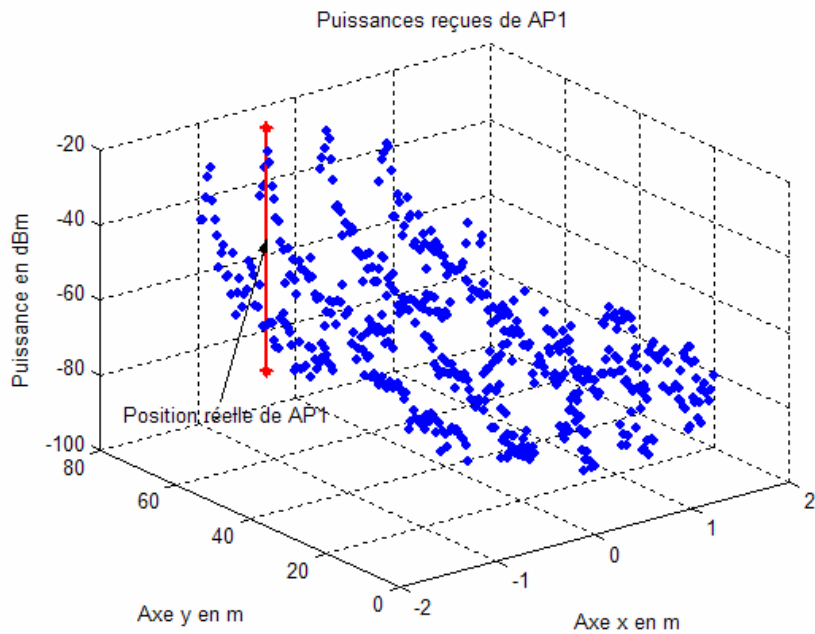


Figure A13 Puissances du point d'accès AP1 mesurées dans l'état statique 5 dans le corridor

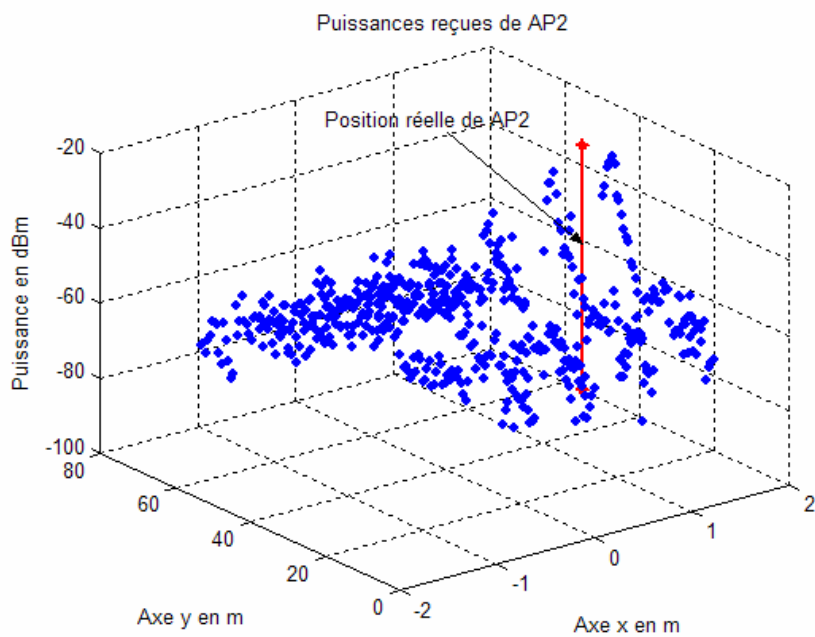


Figure A14 Puissances du point d'accès AP2 mesurées dans l'état statique 5 dans le corridor

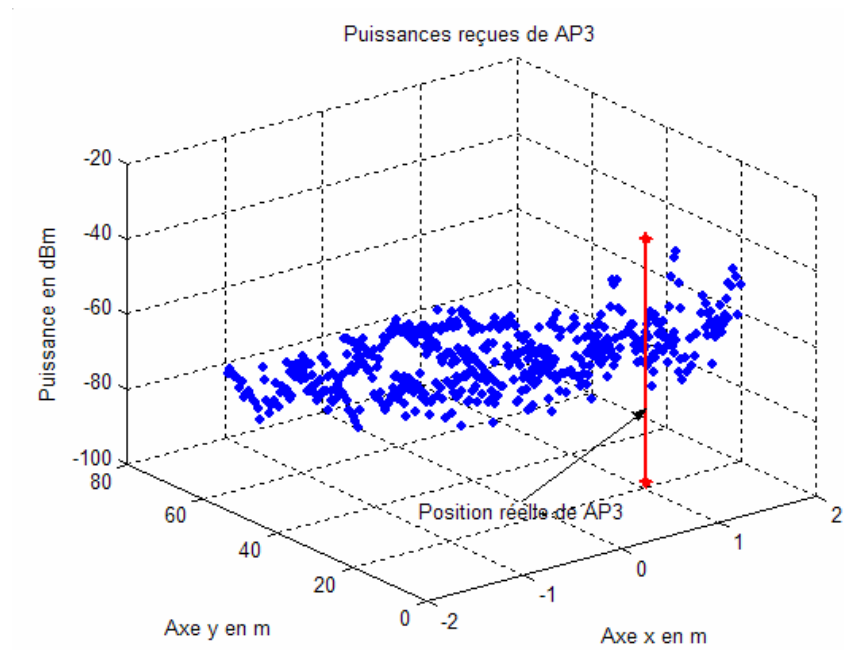


Figure A15 Puissances du point d'accès AP3 mesurées dans l'état statique 5 dans le corridor

A.6 Couverture en 3D des trois points d'accès dans la galerie souterraine

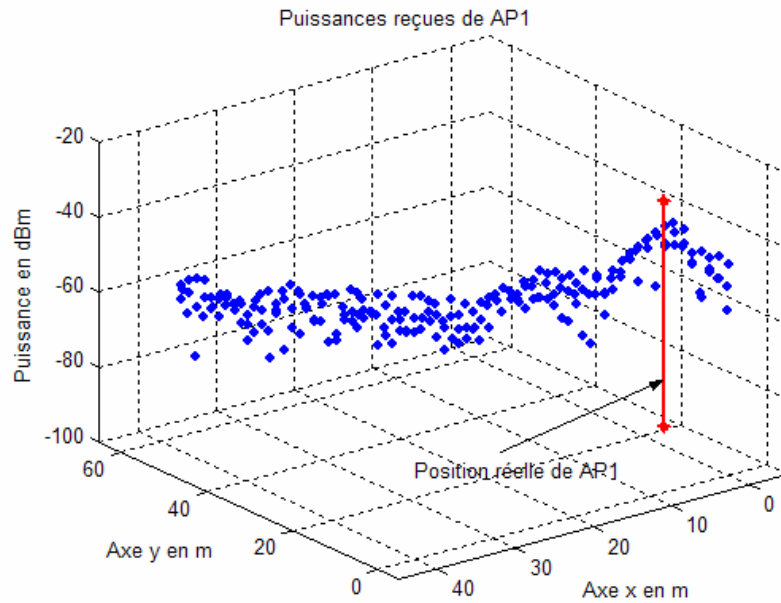


Figure A16 Puissances du point d'accès AP1 mesurées dans la galerie minière souterraine

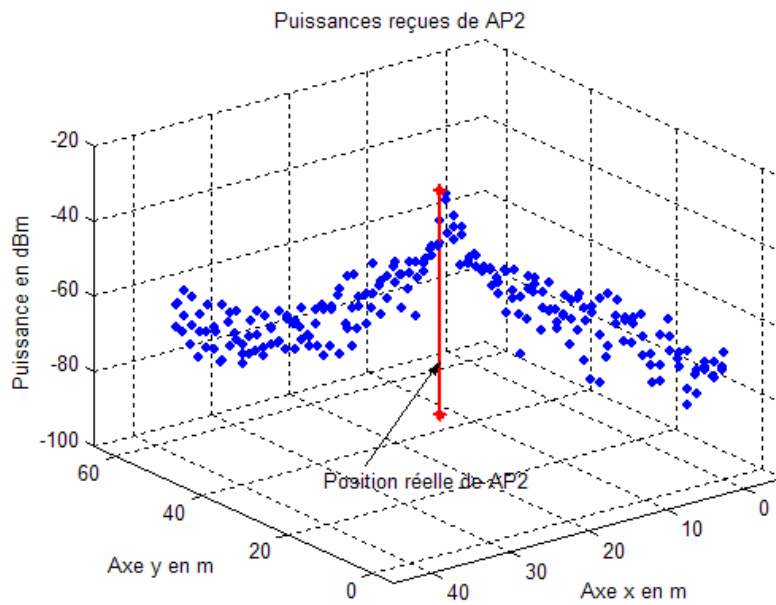


Figure A17 Puissances du point d'accès AP2 mesurées dans la galerie minière souterraine

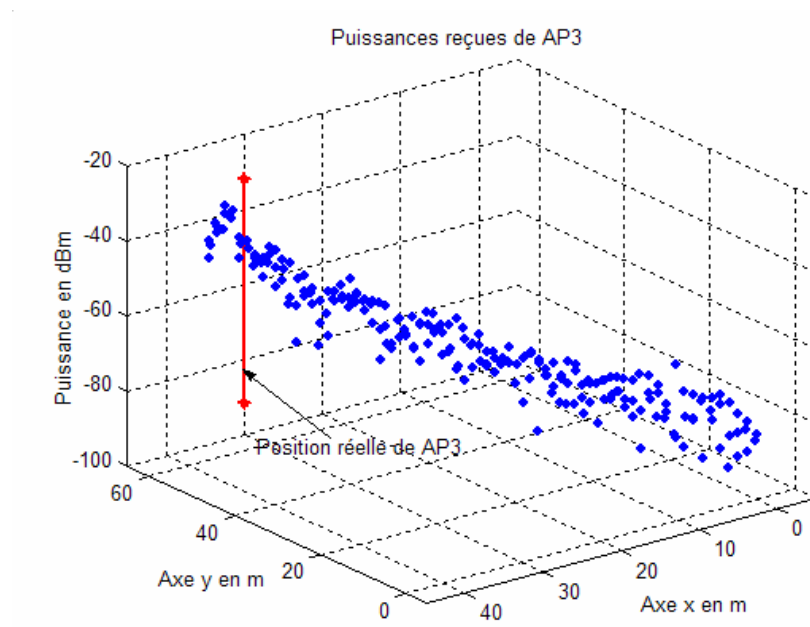


Figure A18 Puissances du point d'accès AP3 mesurées dans la galerie minière souterraine

Annexe B. Programmes Matlab

B.1 Programme qui permet de ne retenir que trente secondes d'enregistrement

```

function traitement(indice_fichier_debut, indice_fichier_fin)

% Fonction qui permet de ne retenir que trente secondes d'enregistrement sur les 50 secondes prises en
% les enregistrements des 10 premières et des 10 dernières secondes

% Pour chaque point de mesure, il y a un fichier dont le nom correspond à l'indice du point de mesure
% et qui contient les puissances mesurées des trois points d'accès. Chaque ligne du fichier correspond
% à une seconde d'enregistrement pour chaque point d'accès. Ce programme élimine les 10 premières
% secondes d'enregistrement pour chaque point d'accès, soit 3*10=30 lignes, et retiens pour chacun
% les trente secondes d'enregistrement qui suivent, soit 3*30=90 lignes.

repertoire_source = 'Source\APs\Etat1\';
repertoire_destination = 'Destination\APs\Etat1\';
extention_source = '.log';
extention_destination = '.log';
nombre_ligne_scrap = 30; % Nombre de lignes à enlever
nombre_ligne_voulu = 90; % Nombre de lignes à conserver

for index_fichier = indice_fichier_debut:indice_fichier_fin
    nom_fichier_source = strcat([repertoire_source num2str(index_fichier) extention_source]);
    nom_fichier_destination = strcat([repertoire_destination num2str(index_fichier)
extention_destination]);
    fid_source = fopen(nom_fichier_source,'rt');
    fid_destination = fopen(nom_fichier_destination,'wt'); % Crée le fichier de destination
    nombre_atteint_scrap = 0;
    nombre_atteint_voulu = 0;
    while (nombre_atteint_voulu < nombre_ligne_voulu)
        tline = fgetl(fid_source);
        if (length(tline) >= 2)
            if (strcmp(tline(1:2),','))
                if (nombre_atteint_scrap < nombre_ligne_scrap)
                    nombre_atteint_scrap = nombre_atteint_scrap + 1;
                else
                    nombre_atteint_voulu = nombre_atteint_voulu + 1;
                    fprintf(fid_destination,'%s\n',tline); % Copie dans les 90 lignes voulues
                end
            end
        end
    end
    fclose(fid_destination);
    fclose(fid_source);
end

```

B.2 Programme qui calcule la puissance moyenne sur trente secondes pour chaque point d'accès

```

function Calcul_P_Mean(debut, fin)

% Fonction qui calcule la puissance moyenne du signal de chaque point d'accès pour tous les points de
% mesures d'un état donné

repertoire_source = 'Destination\APs\Etat1\';
extention_source = '.log';

for index_fichier = debut:fin                % Pour chacun des points de mesures

    fichier = strcat([repertoire_source num2str(index_fichier) extention_source]);

    Npoint = index_fichier;                  % Indice du point de mesure

    [PointX PointY] = Coordonnees_Point(Npoint); % Fonction qui à partir d'une base de données
                                                % données les coordonnées x et y du point de
                                                % mesure

    % Chaque ligne d'enregistrement contient entre autres informations l'adresse MAC du point
    % d'accès correspondant et la puissance de son signal. La ligne suivante permet d'extraire l'adresse
    % MAC et la puissance du signal du point d'accès pour toutes les lignes d'enregistrement

    [MAC Puissance] = textread(fichier,'%*c%*c%*s%*s%s%*d%d%*d%*d%*s','delimiter',';');

    n = size(Puissance,1);

    j1 = 1;
    j2 = 1;
    j3 = 1;

    % À partir de leur adresse MAC, on sépare les puissances de chaque point d'accès

    for i = 1:n
        if ( strcmp(MAC(i),'0002DD326AD9') )
            Puissance_AP1(j1) = Puissance(i);
            j1 = j1+1;

            elseif ( strcmp(MAC(i),'0002DD326B10') )
                Puissance_AP2(j2) = Puissance(i);
                j2 = j2+1;

                elseif ( strcmp(MAC(i),'0002DD326B50') )
                    Puissance_AP3(j3) = Puissance(i);
                    j3 = j3+1;
                end
            end
        end

    % Calcul de la puissance moyenne de chacun des trois points d'accès au point de mesure considéré

```

```
Puissance_moyenne_AP1 = mean(Puissance_AP1);
Puissance_moyenne_AP2 = mean(Puissance_AP2);
Puissance_moyenne_AP3 = mean(Puissance_AP3);

% On copie dans un autre fichier les puissances moyennes et les coordonnées du point de mesure
% correspondant

fid = fopen('Mesures_Etat1.txt','a');
fprintf(fid,'\n%6.2f,Npoint);
fprintf(fid,'%10.2f,PointX);
fprintf(fid,'%10.2f,PointY);
fprintf(fid,'%10.2f,Puissance_moyenne_A1);
fprintf(fid,'%10.2f,Puissance_moyenne_A2);
fprintf(fid,'%10.2f,Puissance_moyenne_A3);
fclose(fid);

end
```

B.3 Programme pour entraîner le réseau MLP

```

function [IW1,b1,LW2,b2, reseau] = reseauMLP(input_s, target_s)

% Fonction qui fait l'entraînement du réseau de neurones MLP

p = input_s;      % Signatures d'entraînement
t = target_s;    % Coordonnées des points de mesures où chaque signature d'entraînement a été prise

net=newff(minmax(p),[20 2],{'logsig','purelin'},'trainlm'); % Création d'un nouveau réseau MLP
net.performFcn = 'mse'; % Fonction de performance pour l'entraînement
net.trainParam.epochs = 1500; % Nombre d'itérations dans un processus d'apprentissage

net=init(net); % Initialisation du nouveau réseau de neurones MLP

net=train(net,p,t); % Entraînement du réseau MLP

reseau = net;
IW1 = net.IW{1,1}; % Poids de la première couche du réseau MLP
LW2 = net.LW{2,1}; % Poids de la seconde couche du réseau MLP
b1 = net.b{1}; % Biais de la première couche du réseau MLP
b2 = net.b{2}; % Biais de la seconde couche du réseau MLP

reseau_etat1_3 = reseau;

% On sauve le réseau de neurones MLP entraîné
save etat1_3 reseau_etat1_3 IW1 LW2 b1 b2

```

B.4 Programme pour entraîner le réseau GRNN

```
function reseau = reseauGRNN(input_s, target_s)

% Fonction qui fait l'entraînement du réseau de neurones GRNN

p = input_s;    % Signatures d'entraînement
t = target_s;   % Coordonnées des points de mesures où chaque signature d'entraînement a été prise

spread = 1;     % Valeur du parameter "spread" du réseau de neurones GRNN

net = newgrnn(p,t,spread); % Création et entraînement d'un nouveau réseau de neurones GRNN

reseau = net;

reseau_grnn_etat1 = reseau;

% On sauve le réseau de neurones GRNN entraîné
save etat1_grnn_3 reseau_grnn_etat1
```

B.5 Programme pour la radiolocalisation en utilisant le réseau MLP

```

function y = reseauMLP3_etat1(input_s, target_s, input_v, target_v)

% Fonction qui détermine les erreurs faites par le réseau de neurones MLP, entraîné avec les données
% d'apprentissage de l'état 1, sur les données d'apprentissage et de test du même état

% input_s : Signatures d'entraînement
% target_s : Coordonnées des points de mesures où chaque signature d'entraînement a été prise
% input_v : Signatures de test
% target_v : Coordonnées des points de mesures où chaque signature de test a été prise

% On charge le réseau MLP correspondant à l'état 1
load etat1_3.mat;

if nargin == 4
    reseau_outputs_s = sim(reseau_etat1_3,input_s);      % Estimation des positions d'entraînement
    reseau_outputs_v = sim(reseau_etat1_3,input_v);      % Estimation des positions de test

    % On détermine les erreurs commises. La description de la fonction « comparer » est faite à
    % l'annexe B.10
    k = comparer(reseau_outputs_s, target_s, reseau_outputs_v, target_v);

end

if nargin == 2
    reseau_outputs_s = sim(reseau_etat1_3,input_s);      % Estimation des positions

    % On détermine les erreurs commises. La description de la fonction « comparer » est faite à
    % l'annexe B.10
    k = comparer(reseau_outputs_s, target_s);

end

y = k;

```

B.6 Programme pour la radiolocalisation en utilisant le réseau GRNN

```

function y = reseauGRNN3_etat1(input_s, target_s, input_v, target_v)

% Fonction qui détermine les erreurs faites par le réseau de neurones GRNN, entraîné avec les données
% d'apprentissage de l'état 1, sur les données d'apprentissage et de test du même état

% input_s : Signatures d'entraînement
% target_s : Coordonnées des points de mesures où chaque signature d'entraînement a été prise
% input_v : Signatures de test
% target_v : Coordonnées des points de mesures où chaque signature de test a été prise

% On charge le réseau GRNN correspondant à l'état 1
load etat1_grnn_3.mat;

if nargin == 4
    reseau_outputs_s = sim(reseau_grnn_etat1,input_s);    % Estimation des positions d'entraînement
    reseau_outputs_v = sim(reseau_grnn_etat1,input_v);    % Estimation des positions de test

    % On détermine les erreurs commises. La description de la fonction « comparer » est faite à
    % l'annexe B.10
    k = comparer(reseau_outputs_s, target_s, reseau_outputs_v, target_v);
end

if nargin == 2
    reseau_outputs_s = sim(reseau_grnn_etat1,input_s);    % Estimation des positions

    % On détermine les erreurs commises. La description de la fonction « comparer » est faite à
    % l'annexe B.10
    k = comparer(reseau_outputs_s, target_s);
end

y = k;

```

B.7 Programmes pour la radiolocalisation en utilisant la méthode KNN

```

function y = reseauKNN3_etat1(input_s, target_s, input_v, target_v)

% Fonction qui détermine les erreurs faites par la méthode KNN, ayant comme base d'apprentissage
% les données d'apprentissage de l'état 1, sur les données d'apprentissage et de test du même état

% input_s : Signatures d'entraînement
% target_s : Coordonnées des points de mesures où chaque signature d'entraînement a été prise
% input_v : Signatures de test
% target_v : Coordonnées des points de mesures où chaque signature de test a été prise

if nargin == 4

    % La description de la fonction « K_Nearest_Neighbors » est donnée ci-dessous
    reseau_outputs_s = K_Nearest_Neighbors(input_s,1,4); % Estimation des positions d'entraînement
    reseau_outputs_v = K_Nearest_Neighbors(input_v,1,4); % Estimation des positions de test

    % On détermine les erreurs commises. La description de la fonction « comparer » est faite à
    % l'annexe B.10
    k = comparer(reseau_outputs_s, target_s, reseau_outputs_v, target_v);
end

if nargin == 2

    % La description de la fonction « K_Nearest_Neighbors » est donnée ci-dessous
    reseau_outputs_s = K_Nearest_Neighbors(input_s,1,4); % Estimation des positions

    % On détermine les erreurs commises. La description de la fonction « comparer » est faite à
    % l'annexe B.10
    k = comparer(reseau_outputs_s, target_s);
end

y = k;

```

```

function y = K_Nearest_Neighbors(input_s, etat, k)

% Fonction qui estime la position du mobile

% input_s : Signatures dont les positions correspondantes doivent être estimées
% etat : Numéro de l'état statique
% k : Nombre de voisins les plus proches à utiliser pour déterminer la position du mobile

% Fichier contenant la base de signatures d'apprentissage et les positions correspondantes
fichier = strcat(['APs_etat' num2str(etat) '_app.txt']);

```



```

in = load(fichier);           % On charge le fichier contenant la base d'entraînement
ens_p = in(:,4:6);           % Base de signatures d'entraînement
ens_xy = in(:,2:3);         % Coordonnées correspondantes aux signatures d'apprentissage
ens_p = ens_p';
ens_xy = ens_xy';

n = size(input_s,2);

for i=1:n

    % On determine les k signatures les plus proches de la signature actuelle du mobile à localiser. La
    % description de la fonction « K_Neighbors » est donnée ci-dessous
    indice = K_Neighbors(ens_p, input_s(:,i), k);      % Indices des k signatures les plus proches et les
                                                       % distances euclidiennes qui les sépare de la
                                                       % signature du mobile

    num = [0;0];
    den = 0;

    % On utilise les coordonnées des k voisins les plus proches trouvés pour calculer les coordonnées du
    % mobile à l'aide des équations 2.3 et 2.4.
    for j=1:k
        h = indice(1,j);      % Indice de la signature la plus proche j
        d = indice(2,j);      % Distance euclidienne qui sépare la signature j de celle actuelle du mobile
        num = num + (1/(d+0.0001))*ens_xy(:,h);
        den = den + (1/(d+0.0001));
    end

    z(:,i) = num/den;        % Coordonnées x et y estimées du mobile
end

y = z;

```

```

function y = K_Neighbors(input_s, P, k)

% Fonction qui détermine les k signatures les plus proches de la signature actuelle du mobile

% input_s : Base de signatures d'entraînement
% P :      Signature actuelle du mobile
% k :      Nombre de voisins les plus proches à utiliser pour déterminer la position du mobile

n = size(input_s,2);

if k > n
    disp('Erreur : k doit être inférieur à la taille de votre ensemble')
end

A = ones(1,n);

A = P*A;

```

```
dist = sum((input_s-A).^2);
dist = sqrt(dist);           % Distance euclidienne d'ordre 2 entre la signature actuelle du mobile
                             % et toutes les signatures de la base d'apprentissage

max_d = max(dist);

% Détermination des indices des k signatures les plus proches de la signature actuelle du mobile
for i=1:k
    min_d = min(dist);
    indice = find(dist==min_d);
    indice = min(indice);
    z(1,i) = indice;         % Indice de la signature la plus proche i
    z(2,i) = dist(indice);  % Distance euclidienne qui sépare la signature i de celle actuelle du mobile
    dist(indice) = max_d+1;
end

y = z;
```

B.8 Programmes pour la radiolocalisation en utilisant la méthode Prob

```

function y = reseauProb3_etat1(input_s, target_s, input_v, target_v)

% Fonction qui détermine les erreurs faites par la méthode Prob, ayant comme base d'apprentissage
% les données d'apprentissage de l'état 1, sur les données d'apprentissage et de test du même état

% input_s : Signatures d'entraînement
% target_s : Coordonnées des points de mesures où chaque signature d'entraînement a été prise
% input_v : Signatures de test
% target_v : Coordonnées des points de mesures où chaque signature de test a été prise

if nargin == 4

    % La description de la fonction « Methprob » est donnée ci-dessous
    X_s = Methprob(input_s,1,2);      % Estimation des coordonnées x des positions d'entraînement
    Y_s = Methprob(input_s,1,3);      % Estimation des coordonnées y des positions d'entraînement
    reseau_outputs_s = [X_s;Y_s];

    X_v = Methprob(input_v,1,2);      % Estimation des coordonnées x des positions de test
    Y_v = Methprob(input_v,1,3);      % Estimation des coordonnées y des positions de test
    reseau_outputs_v = [X_v;Y_v];

    % On détermine les erreurs commises. La description de la fonction « comparer » est faite à
    % l'annexe B.10
    k = comparer(reseau_outputs_s, target_s, reseau_outputs_v, target_v);
end

if nargin == 2

    % La description de la fonction « Methprob » est donnée ci-dessous
    X_s = Methprob(input_s,1,2);      % Estimation des coordonnées x des positions
    Y_s = Methprob(input_s,1,3);      % Estimation des coordonnées y des positions
    reseau_outputs_s = [X_s;Y_s];

    % On détermine les erreurs commises. La description de la fonction « comparer » est faite à
    % l'annexe B.10
    k = comparer(reseau_outputs_s, target_s);
end

y = k;

```

```

function z = Methprob(input_s, etat, xy)

% Fonction qui estime la coordonnée x ou y de la position du mobile

% input_s : Signatures dont les positions correspondantes doivent être estimées
% etat :    Numéro de l'état statique

```

% xy : Détermine quelle coordonnée à déterminer : 2 pour la coordonnée x et 3 pour la coordonnée y

```

P = input_s;
t = size(P,2);                % Nombre de positions à déterminer

% Fichier contenant la base de signatures d'apprentissage et les positions correspondantes
fichier = strcat(['APs_état' num2str(état) '_app.txt']);

if t == 1                      % Dans le cas où une seule position est à déterminer

    Couvs = load (fichier);    % On charge le fichier contenant la base d'entraînement
    Y = Couvs(:,xy);          % Coordonnées x ou y
    P1 = Couvs(:,4);          % Puissances du point d'accès AP1
    P2 = Couvs(:,5);          % Puissances du point d'accès AP2
    P3 = Couvs(:,6);          % Puissances du point d'accès AP3

    mm = length(Y);

    AP1 = P(1,1);
    AP2 = P(2,1);
    AP3 = P(3,1);

    kf = 0;
    k1 = 0;
    k2 = 0;
    k3 = 0;
    K1=-1;
    K2=-1;
    K3=-1;
    w=400;                    % Nombre initial de pas de l'histogramme

% La boucle « for » qui suit réalise les étapes 1 et 2 de la méthode Prob (Voir section 2.2.2.4)
for i=1:mm
    if ( P1(i,1) <= AP1+0.95 ) && ( P1(i,1) >= AP1-0.95 )
        k1 = k1+1;
        K1(k1,1) = Y(i,1);
    end
    if ( P2(i,1) <= AP2+0.95 ) && ( P2(i,1) >= AP2-0.95 )
        k2 = k2+1;
        K2(k2,1) = Y(i,1);
    end
    if ( P3(i,1) <= AP3+0.95 ) && ( P3(i,1) >= AP3-0.95 )
        k3 = k3+1;
        K3(k3,1) = Y(i,1);
    end
end

% La fonction « combine » réalise les étapes 3 à 5 de la méthode Prob (Voir section 2.2.2.4). Sa
% description est donnée ci-dessous
if (K1(1,1) == -1) && (K2(1,1) ~= -1) && (K3(1,1) ~= -1)
    K = combine(K2,K3);
end
if (K2(1,1) == -1) && (K1(1,1) ~= -1) && (K3(1,1) ~= -1)
    K = combine(K1,K3);

```

```

end
if (K3(1,1) == -1) && (K1(1,1) ~= -1) && (K2(1,1) ~= -1)
    K = combine(K1,K2);
end
if (K1(1,1) ~= -1) && (K2(1,1) ~= -1) && (K3(1,1) ~= -1)
    K = combine(K1,K2,K3);
end

% Étape 6 de la méthode Prob (Voir section 2.2.2.4)
[n,x] = hist(K,w);
Nmax = max(n);
indice = find(n==Nmax);

if length(indice) == 1
    z = x(indice);
else
    while length(indice) ~= 1
        w=w/2;
        [n,x] = hist(K,w);
        Nmax = max(n);
        indice = find(n==Nmax);
    end
    z = x(indice);
end

% Dans le cas où on n'arrive pas à déterminer la coordonnée, on prend par défaut celle du centre du
% corridor
if (z == -1) & (xy == 2)
    z = 0;
    % Coordonnée x par défaut
end
if (z == -1) & (xy == 3)
    z = 36;
    % Coordonnée y par défaut
end

else

for j=1:t
    % Dans le cas où plusieurs positions sont à déterminer

    Couvs = load (fichier);
    Y = Couvs(:,xy);
    P1 = Couvs(:,4);
    P2 = Couvs(:,5);
    P3 = Couvs(:,6);
    % On charge le fichier contenant la base d'entraînement
    % Coordonnées x ou y
    % Puissances du point d'accès AP1
    % Puissances du point d'accès AP2
    % Puissances du point d'accès AP3

    mm = length(Y);

    AP1 = P(1,j);
    AP2 = P(2,j);
    AP3 = P(3,j);

    kf = 0;
    k1 = 0;
    k2 = 0;
    k3 = 0;

```

```

K1=-1;
K2=-1;
K3=-1;
w=400;                                % Nombre initial de pas de l'histogramme

% La boucle « for » qui suit réalise les étapes 1 et 2 de la méthode Prob (Voir section 2.2.2.4)
for i=1:mm
    if ( P1(i,1) <= AP1+0.95 ) && ( P1(i,1) >= AP1-0.95 )
        k1 = k1+1;
        K1(k1,1) = Y(i,1);
    end
    if ( P2(i,1) <= AP2+0.95 ) && ( P2(i,1) >= AP2-0.95 )
        k2 = k2+1;
        K2(k2,1) = Y(i,1);
    end
    if ( P3(i,1) <= AP3+0.95 ) && ( P3(i,1) >= AP3-0.95 )
        k3 = k3+1;
        K3(k3,1) = Y(i,1);
    end
end

% La fonction « combine » réalise les étapes 3 à 5 de la méthode Prob (Voir section 2.2.2.4). Sa
% description est donnée ci-dessous
if (K1(1,1) == -1) && (K2(1,1) ~= -1) && (K3(1,1) ~= -1)
    K = combine(K2,K3);
end
if (K2(1,1) == -1) && (K1(1,1) ~= -1) && (K3(1,1) ~= -1)
    K = combine(K1,K3);
end
if (K3(1,1) == -1) && (K1(1,1) ~= -1) && (K2(1,1) ~= -1)
    K = combine(K1,K2);
end
if (K1(1,1) ~= -1) && (K2(1,1) ~= -1) && (K3(1,1) ~= -1)
    K = combine(K1,K2,K3);
end

% Étape 6 de la méthode Prob (Voir section 2.2.2.4)
[n,x] = hist(K,w);
Nmax = max(n);
indice = find(n==Nmax);

if length(indice) == 1
    z(j) = x(indice);
else
    while length(indice) ~= 1
        w=w/2;
        [n,x] = hist(K,w);
        Nmax = max(n);
        indice = find(n==Nmax);
    end
    z(j) = x(indice);
end

% Dans le cas où on n'arrive pas à déterminer la coordonnée, on prend par défaut celle du

```

```

% centre du corridor
if (z(j) == -1) & (xy == 2)
    z(j) = 0; % Coordonnée x par défaut
end
if (z(j) == -1) & (xy == 3)
    z(j) = 36; % Coordonnée y par défaut
end
end
end
end

```

```

function K = combine(K1,K2,K3)

```

```

% Fonction qui réalise les étapes 3 à 5 de la méthode Prob (Voir section 2.2.2.4)
% Les arguments K1, K2 et K3 sont respectivement les groupes A, B et C décrits dans la méthode

```

```

kf = 0;
K = -1;

```

```

if nargin == 3

```

```

    % Détermination des minima et des maxima des groupes K1, K2 et K3 (étape 3)

```

```

    K1m = minmax(K1');
    K2m = minmax(K2');
    K3m = minmax(K3');
    KKmin = [K1m(1,1) K2m(1,1) K3m(1,1)];
    KKmin = sort(KKmin);
    KKmax = [K1m(1,2) K2m(1,2) K3m(1,2)];
    KKmax = sort(KKmax);
    Kmin = KKmin(3);
    Kmax = KKmax(1);

```

```

    t1 = size(K1,1);
    t2 = size(K2,1);
    t3 = size(K3,1);

```

```

    % Création du groupe K qui est l'intersection des 3 groupes K1, K2 et K3 (étape 4)

```

```

    for i=1:t1
        if (K1(i,1) >= Kmin) && (K1(i,1) <= Kmax)
            kf = kf+1;
            K(kf,1) = K1(i,1);
        end
    end
    for i=1:t2
        if (K2(i,1) >= Kmin) && (K2(i,1) <= Kmax)
            kf = kf+1;
            K(kf,1) = K2(i,1);
        end
    end
    for i=1:t3
        if (K3(i,1) >= Kmin) && (K3(i,1) <= Kmax)
            kf = kf+1;

```

```

        K(kf,1) = K3(i,1);
    end
end

% Si l'intersection des 3 groupes est nulle, on prend comme K le groupe (parmi K1, K2 et K3)
% ayant le plus petit nombre d'éléments
if K(1,1) == -1
    tt = min([t1 t2 t3]);
    if tt == t1
        K = K1;
    end
    if tt == t2
        K = K2;
    end
    if tt == t3
        K = K3;
    end
end

kf = size(K,1);
m = kf;
K = sort(K);

% Étape 5 de la méthode Prob
for i=1:m
    if (i == 1) || (K(i) ~= K(i-1))

        vt = K(i);
        m1 = 0;
        m2 = 0;
        m3 = 0;
        m1 = find(K1 == vt);
        m2 = find(K2 == vt);
        m3 = find(K3 == vt);
        m1 = size(m1,1);
        m2 = size(m2,1);
        m3 = size(m3,1);

        if (m1 >= 1) && (m2 >= 1) && (m3 >= 1)
            kf = kf+1;
            K(kf,1) = vt;
            kf = kf+1;
            K(kf,1) = vt;
        end
        if (m1 >= 1) && (m2 >= 1) && (m3 == 0)
            kf = kf+1;
            K(kf,1) = vt;
        end
        if (m1 >= 1) && (m3 >= 1) && (m2 == 0)
            kf = kf+1;
            K(kf,1) = vt;
        end
        if (m2 >= 1) && (m3 >= 1) && (m1 == 0)
            kf = kf+1;
        end
    end
end

```



```

        K(kf,1) = vt;
    end
end
end
end

if nargin == 2          % Cas spécial où un des 3 groupes formés à l'étape 1 de la méthode est vide

    % Détermination des minima et des maxima des groupes K1 et K2 (étape 3)
    K1m = minmax(K1');
    K2m = minmax(K2');
    Kmin = max([K1m(1,1) K2m(1,1)]);
    Kmax = min([K1m(1,2) K2m(1,2)]);

    t1 = size(K1,1);
    t2 = size(K2,1);

    % Création du groupe K qui est l'intersection des 2 groupes K1 et K2 (étape 4)
    for i=1:t1
        if (K1(i,1) >= Kmin) && (K1(i,1) <= Kmax)
            kf = kf+1;
            K(kf,1) = K1(i,1);
        end
    end
    for i=1:t2
        if (K2(i,1) >= Kmin) && (K2(i,1) <= Kmax)
            kf = kf+1;
            K(kf,1) = K2(i,1);
        end
    end

    % Si l'intersection des 2 groupes est nulle, on prend comme K le groupe (parmi K1 et K2) ayant le
    % plus petit nombre d'éléments
    if K(1,1) == -1
        if t1 > t2
            K = K2;
        else
            K = K1;
        end
    end

    kf = size(K,1);
    m = kf;
    K = sort(K);

    % Étape 5 de la méthode Prob
    for i=1:m
        if (i == 1) || (K(i) ~= K(i-1))
            vt = K(i);
            m1 = 0;
            m2 = 0;
            m1 = find(K1 == vt);
            m2 = find(K2 == vt);
            m1 = size(m1,1);

```

```
m2 = size(m2,1);  
if (m1 >= 1) && (m2 >= 1)  
    kf = kf+1;  
    K(kf,1) = vt;  
end  
end  
  
end  
end
```

B.9 Programme pour la radiolocalisation en utilisant le concept proposé dans le canal non stationnaire

% Programme qui implante le concept propose dans le canal non stationnaire

EM1_XY = [-0.61; 51.42]; % Coordonnées réelles de la référence fixe 1
EM2_XY = [0.305; 21.96]; % Coordonnées réelles de la référence fixe 2

% Ici on choisit l'algorithme de jumelage à utiliser. La méthode KNN est utilisée ici

% input_s_E1: Les 100 signatures recueillies à la position de la référence fixe 1
% input_s_E2: Les 100 signatures recueillies à la position de la référence fixe 2
% input_s_M: Les 100 signatures de test recueillies aux positions du mobile du mobile à localiser
% target_s_E1 : EM1_XY répété 100 fois
% target_s_E2 : EM2_XY répété 100 fois
% target_s_M : Les 100 coordonnées (x,y) réelles des positions du mobile ou les signatures de test ont
% été recueillies

% y*a*_b* : Erreur faite par la méthode KNN correspondent à l'état *a* sur les l'estimation des
% positions de la référence fixe 1 (*b*=E1) ou de la référence fixe 2 (*b*=E2) ou du mobile (*b*=M)

y1_E1 = reseauKNN3_etat1(input_s_E1, target_s_E1);
y2_E1 = reseauKNN3_etat2(input_s_E1, target_s_E1);
y3_E1 = reseauKNN3_etat3(input_s_E1, target_s_E1);
y4_E1 = reseauKNN3_etat4(input_s_E1, target_s_E1);
y5_E1 = reseauKNN3_etat5(input_s_E1, target_s_E1);
y1_E2 = reseauKNN3_etat1(input_s_E2, target_s_E2);
y2_E2 = reseauKNN3_etat2(input_s_E2, target_s_E2);
y3_E2 = reseauKNN3_etat3(input_s_E2, target_s_E2);
y4_E2 = reseauKNN3_etat4(input_s_E2, target_s_E2);
y5_E2 = reseauKNN3_etat5(input_s_E2, target_s_E2);
y1_M = reseauKNN3_etat1(input_s_M, target_s_M);
y2_M = reseauKNN3_etat2(input_s_M, target_s_M);
y3_M = reseauKNN3_etat3(input_s_M, target_s_M);
y4_M = reseauKNN3_etat4(input_s_M, target_s_M);
y5_M = reseauKNN3_etat5(input_s_M, target_s_M);

% y*a*_b* : Erreur faite par le réseau MLP correspondent à l'état *a* sur les l'estimation des
% positions de la référence fixe 1 (*b*=E1) ou de la référence fixe 2 (*b*=E2) ou du mobile (*b*=M)

% y1_E1 = reseauMLP3_etat1(input_s_E1, target_s_E1);
% y2_E1 = reseauMLP3_etat2(input_s_E1, target_s_E1);
% y3_E1 = reseauMLP3_etat3(input_s_E1, target_s_E1);
% y4_E1 = reseauMLP3_etat4(input_s_E1, target_s_E1);
% y5_E1 = reseauMLP3_etat5(input_s_E1, target_s_E1);
% y1_E2 = reseauMLP3_etat1(input_s_E2, target_s_E2);
% y2_E2 = reseauMLP3_etat2(input_s_E2, target_s_E2);
% y3_E2 = reseauMLP3_etat3(input_s_E2, target_s_E2);
% y4_E2 = reseauMLP3_etat4(input_s_E2, target_s_E2);
% y5_E2 = reseauMLP3_etat5(input_s_E2, target_s_E2);
% y1_M = reseauMLP3_etat1(input_s_M, target_s_M);

```

% y2_M = reseauMLP3_etat2(input_s_M, target_s_M);
% y3_M = reseauMLP3_etat3(input_s_M, target_s_M);
% y4_M = reseauMLP3_etat4(input_s_M, target_s_M);
% y5_M = reseauMLP3_etat5(input_s_M, target_s_M);

% y*a*_*b* : Erreur faite par le réseau GRNN correspondant à l'état *a* sur les l'estimation des
% positions de la référence fixe 1 (*b*=E1) ou de la référence fixe 2 (*b*=E2) ou du mobile (*b*=M)
% y1_E1 = reseauGRNN3_etat1(input_s_E1, target_s_E1);
% y2_E1 = reseauGRNN3_etat2(input_s_E1, target_s_E1);
% y3_E1 = reseauGRNN3_etat3(input_s_E1, target_s_E1);
% y4_E1 = reseauGRNN3_etat4(input_s_E1, target_s_E1);
% y5_E1 = reseauGRNN3_etat5(input_s_E1, target_s_E1);
% y1_E2 = reseauGRNN3_etat1(input_s_E2, target_s_E2);
% y2_E2 = reseauGRNN3_etat2(input_s_E2, target_s_E2);
% y3_E2 = reseauGRNN3_etat3(input_s_E2, target_s_E2);
% y4_E2 = reseauGRNN3_etat4(input_s_E2, target_s_E2);
% y5_E2 = reseauGRNN3_etat5(input_s_E2, target_s_E2);
% y1_M = reseauGRNN3_etat1(input_s_M, target_s_M);
% y2_M = reseauGRNN3_etat2(input_s_M, target_s_M);
% y3_M = reseauGRNN3_etat3(input_s_M, target_s_M);
% y4_M = reseauGRNN3_etat4(input_s_M, target_s_M);
% y5_M = reseauGRNN3_etat5(input_s_M, target_s_M);

% y*a*_*b* : Erreur faite par la méthode Prob correspondant à l'état *a* sur les l'estimation des
% positions de la référence fixe 1 (*b*=E1) ou de la référence fixe 2 (*b*=E2) ou du mobile (*b*=M)
% y1_E1 = reseauProb3_etat1(input_s_E1, target_s_E1);
% y2_E1 = reseauProb3_etat2(input_s_E1, target_s_E1);
% y3_E1 = reseauProb3_etat3(input_s_E1, target_s_E1);
% y4_E1 = reseauProb3_etat4(input_s_E1, target_s_E1);
% y5_E1 = reseauProb3_etat5(input_s_E1, target_s_E1);
% y1_E2 = reseauProb3_etat1(input_s_E2, target_s_E2);
% y2_E2 = reseauProb3_etat2(input_s_E2, target_s_E2);
% y3_E2 = reseauProb3_etat3(input_s_E2, target_s_E2);
% y4_E2 = reseauProb3_etat4(input_s_E2, target_s_E2);
% y5_E2 = reseauProb3_etat5(input_s_E2, target_s_E2);
% y1_M = reseauProb3_etat1(input_s_M, target_s_M);
% y2_M = reseauProb3_etat2(input_s_M, target_s_M);
% y3_M = reseauProb3_etat3(input_s_M, target_s_M);
% y4_M = reseauProb3_etat4(input_s_M, target_s_M);
% y5_M = reseauProb3_etat5(input_s_M, target_s_M);

H1 = [y1_E1; y1_E2];
H2 = [y2_E1; y2_E2];
H3 = [y3_E1; y3_E2];
H4 = [y4_E1; y4_E2];
H5 = [y5_E1; y5_E2];

% Calcul du critère de décision FD3 : déviation standard des erreurs faites sur les positions des 2
% références fixes
H1_std = std(H1);
H2_std = std(H2);
H3_std = std(H3);
H4_std = std(H4);
H5_std = std(H5);

```

```

H_std = [H1_std; H2_std; H3_std; H4_std; H5_std];

% Calcul du critère de décision FD1 : moyenne des erreurs faites sur les positions des 2 références
% fixes
H_mean = 0.5*[y1_E1+y1_E2; y2_E1+y2_E2; y3_E1+y3_E2; y4_E1+y4_E2; y5_E1+y5_E2];

% Calcul du critère de décision FD2 : moment d'ordre 2 des erreurs faites sur les positions des 2
% références fixes
H_meansq = 0.5*[y1_E1.^2+y1_E2.^2; y2_E1.^2+y2_E2.^2; y3_E1.^2+y3_E2.^2;
y4_E1.^2+y4_E2.^2; y5_E1.^2+y5_E2.^2];

H = zeros(5,100);

H_std_n = sort(H_std);
H_mean_n = sort(H_mean);
H_meansq_n = sort(H_meansq);

% La boucle « for » qui suit permet d'attribuer des notes variant de 1 à 5 pour les algorithmes
% représentant les états statiques. La matrice « H » contient les notes. Les 3 critères de bases
% peuvent être combinés pour former les critères FD4, FD5, FD6 et FD7. Ici FD5 est illustré
for f=1:100

    n1 = find(H_std(:,f) == H_std_n(1,f));
    H(n1,f) = H(n1,f)+1;
    n2 = find(H_std(:,f) == H_std_n(2,f));
    H(n2,f) = H(n2,f)+2;
    n3 = find(H_std(:,f) == H_std_n(3,f));
    H(n3,f) = H(n3,f)+3;
    n4 = find(H_std(:,f) == H_std_n(4,f));
    H(n4,f) = H(n4,f)+4;
    n5 = find(H_std(:,f) == H_std_n(5,f));
    H(n5,f) = H(n5,f)+5;

    n1 = find(H_mean(:,f) == H_mean_n(1,f));
    H(n1,f) = H(n1,f)+1;
    n2 = find(H_mean(:,f) == H_mean_n(2,f));
    H(n2,f) = H(n2,f)+2;
    n3 = find(H_mean(:,f) == H_mean_n(3,f));
    H(n3,f) = H(n3,f)+3;
    n4 = find(H_mean(:,f) == H_mean_n(4,f));
    H(n4,f) = H(n4,f)+4;
    n5 = find(H_mean(:,f) == H_mean_n(5,f));
    H(n5,f) = H(n5,f)+5;

    % n1 = find(H_meansq(:,f) == H_meansq_n(1,f));
    % H(n1,f) = H(n1,f)+1;
    % n2 = find(H_meansq(:,f) == H_meansq_n(2,f));
    % H(n2,f) = H(n2,f)+2;
    % n3 = find(H_meansq(:,f) == H_meansq_n(3,f));
    % H(n3,f) = H(n3,f)+3;
    % n4 = find(H_meansq(:,f) == H_meansq_n(4,f));
    % H(n4,f) = H(n4,f)+4;
    % n5 = find(H_meansq(:,f) == H_meansq_n(5,f));

```

```

% H(n5,f) = H(n5,f)+5;
end

out = min(H); % On prend les 100 notes les plus basses attribuées (une pour chaque position à estimer)
out = out';

indice_G = zeros(100,1);

% La boucle « for » qui suit détermine le numéro de l'état statique dont l'algorithme correspondant a
% reçu la plus faible note pour chacune des 100 positions à déterminer
for i=1:100
    p = find( H(:,i) == out(i) );
    indice_G(i) = min(p);
end

reseau_out = ones(100,1)*1000;

% On détermine les erreurs réellement commises sur l'estimation des 100 positions du mobile avec le
% choix de l'algorithme qui a été fait
for j = 1:100
    if indice_G(j) == 1
        reseau_out(j) = reseauKNN3_etat1(input_s_M(:,j), target_s_M(:,j));
    end
    if indice_G(j) == 2
        reseau_out(j) = reseauKNN3_etat2(input_s_M(:,j), target_s_M(:,j));
    end
    if indice_G(j) == 3
        reseau_out(j) = reseauKNN3_etat3(input_s_M(:,j), target_s_M(:,j));
    end
    if indice_G(j) == 4
        reseau_out(j) = reseauKNN3_etat4(input_s_M(:,j), target_s_M(:,j));
    end
    if indice_G(j) == 5
        reseau_out(j) = reseauKNN3_etat5(input_s_M(:,j), target_s_M(:,j));
    end
end

M = [y1_M; y2_M; y3_M; y4_M; y5_M];
M = sort(M);

R1 = 0;
R2 = 0;
R3 = 0;
R4 = 0;
R5 = 0;

% Détermination de l'efficacité du critère de décision. On détermine le nombre de fois où la
% meilleure, la deuxième meilleure, etc. estimation de la position du mobile a été choisie
for t = 1:100
    p = find( M(:,t) == reseau_out(t) );
    indice(t) = min(p);

    if indice(t) == 1
        R1 = R1+1;

```

```

end
if indice(t) == 2
    R2 = R2+1;
end
if indice(t) == 3
    R3 = R3+1;
end
if indice(t) == 4
    R4 = R4+1;
end
if indice(t) == 5
    R5 = R5+1;
end
end

% Statistiques sur les erreurs commises
max_out = max(reseau_out);
min_out = min(reseau_out);
mean_out = mean(reseau_out)
median_out = median(reseau_out)
75pc_dv = prctile(reseau_out,75)
90pc_dv = prctile(reseau_out,90)

% Erreurs idéales si à 100%, la meilleure estimation de la position du mobile a été choisie
M_ideal = M(1,:);

% Statistiques sur les erreurs idéales
max_out_ideal = max(M_ideal);
min_out_ideal = min(M_ideal);
mean_out_ideal = mean(M_ideal)
median_out_ideal = median(M_ideal)
75pc_dv = prctile(M_ideal,75)
90pc_dv = prctile(M_ideal,90)

cdfplot(reseau_out);
title('Fonction de distribution de l'erreur sur les données de test')
xlabel('Erreur en mètre')
ylabel('Probabilité cumulative')

```

B.10 Programme qui calcule les erreurs commises

```

function y = comparer(reseau_outputs_s, target_s, reseau_outputs_v, target_v)

% Fonction qui calcule les erreurs en distance commises par les algorithmes de jumelage sur
% l'estimation des positions

if nargin == 4

    % Calcul des erreurs en distance faites sur les données d'apprentissage et de test
    e_ds = sqrt( (target_s(1,:) - reseau_outputs_s(1,:)).^2 + (target_s(2,:) - reseau_outputs_s(2,:)).^2 );
    e_dv = sqrt( (target_v(1,:) - reseau_outputs_v(1,:)).^2 + (target_v(2,:) - reseau_outputs_v(2,:)).^2 );

    % Statistiques sur les erreurs faites sur les données d'apprentissage
    max_ds = max(e_ds);
    min_ds = min(e_ds);
    mean_ds = mean(e_ds)
    median_ds = median(e_ds)
    75pc_ds = prctile(e_ds,75)
    90pc_ds = prctile(e_ds,90)

    % Statistiques sur les erreurs faites sur les données de test
    max_dv = max(e_dv);
    min_dv = min(e_dv);
    mean_dv = mean(e_dv)
    median_dv = median(e_dv)
    75pc_dv = prctile(e_dv,75)
    90pc_dv = prctile(e_dv,90)

    figure
    subplot(1,2,1)
    cdfplot(e_ds);
    title('Fonction de distribution de l'erreur sur les données d'apprentissage')
    xlabel('Erreur en mètre')
    ylabel('Probabilité cumulative')

    subplot(1,2,2)
    cdfplot(e_dv);
    title('Fonction de distribution de l'erreur sur les données de test')
    xlabel('Erreur en mètre')
    ylabel('Probabilité cumulative')

end

if nargin == 2

    % Calcul des erreurs en distance
    e_ds = sqrt( (target_s(1,:) - reseau_outputs_s(1,:)).^2 + (target_s(2,:) - reseau_outputs_s(2,:)).^2 );

    % Statistiques sur les erreurs

```



```
max_ds = max(e_ds);
min_ds = min(e_ds);
mean_ds = mean(e_ds)
median_ds = median(e_ds)
75pc_ds = prctile(e_ds,75)
90pc_ds = prctile(e_ds,90)

figure
cdfplot(e_ds);
title('Fonction de distribution de l''erreur sur les données de test')
xlabel('Erreur en mètre')
ylabel('Probabilité cumulative')
end

y = e_ds;
```