

## TABLE DES MATIÈRES

	Page
INTRODUCTION .....	1
CHAPITRE 1 LOCALISATION D'UN ÉMETTEUR .....	5
1.1    Introduction aux mécanismes de localisation .....	5
1.1.1    La triangulation .....	5
1.1.2    La multilatération .....	6
1.1.3    La multilatération par différence .....	8
1.1.4    Limitations .....	9
1.2    Méthodes de mesure des distances .....	10
1.2.1    Time of Arrival .....	10
1.2.2    La différence de temps d'arrivée .....	11
1.2.3    La puissance du signal reçu .....	12
1.3    Deux attaques contre les réseaux sans fil .....	14
1.3.1    L'attaque <i>Evil Ring</i> .....	14
1.3.2    L'attaque <i>Evil Twin</i> .....	18
1.4    Problématique du mémoire .....	20
CHAPITRE 2 TRAVAUX PRÉCÉDENTS .....	23
2.1    Localisation d'un tiers .....	23
2.2    Auto-localisation .....	30
2.3    Validation de localisation .....	36
CHAPITRE 3 PROBLÈMES DE HPB .....	37
CHAPITRE 4 ALGORITHMES PROPOSÉS .....	49
4.1    Approche de Monte-Carlo .....	49
4.1.1    Variables aléatoires log-normales .....	49
4.1.2    Algorithme de Monte-Carlo .....	50
4.1.2.1    Conception de la grille de référence .....	51
4.1.2.2    Correction de la grille pour un intervalle de puissance .....	52
4.1.2.3    La localisation .....	55
4.2    Algorithme des New-York style bagels .....	56
4.3    Algorithme des cercles .....	58
CHAPITRE 5 EXPÉRIMENTATION ET COMPARAISON .....	63
5.1    Description des simulations .....	63
5.2    Comparaison des algorithmes avec deux récepteurs .....	65
5.3    Comparaison des algorithmes avec quatre récepteurs .....	74

CHAPITRE 6 COMPARAISON DES POSITIONNEMENTS DES RÉCEPTEURS ...	79
6.1 Méthode de sélection des positionnements .....	79
6.2 Description de la simulation.....	83
6.3 Description des positionnements avec trois récepteurs .....	85
6.3.1 Positionnement 1 – Triangle équilatéral de hauteur $d$ .....	85
6.3.2 Positionnement 2 – Triangle équilatéral de hauteur $\frac{2}{3}d$ .....	88
6.4 Description des positionnements avec quatre récepteurs .....	88
6.4.1 Positionnement 3 – Carré de côté $d$ .....	90
6.4.2 Positionnement 4 – Carré de côté $\frac{2}{3}d$ .....	91
6.4.3 Positionnement 5 – Carré de diagonale $d$ .....	92
6.4.4 Positionnement 6 – Carré de diagonale $\frac{2}{3}d$ .....	94
6.4.5 Positionnement 7 – Triangle équilatéral de hauteur $d$ .....	96
6.4.6 Positionnement 8 – Triangle équilatéral de hauteur $\frac{3}{2}d$ .....	97
6.5 Description des positionnements avec cinq récepteurs .....	98
6.5.1 Positionnement 9 – Carré de côté $d$ .....	99
6.5.2 Positionnement 10 – Carré de diagonale $2d$ .....	100
6.5.3 Positionnement 11 – Pentagone de côté $d$ .....	102
6.5.4 Positionnement 12 – Pentagone avec une distance $d$ entre deux récepteurs non-adjacents.....	103
6.6 Validation de la simulation .....	104
6.7 Comparaison des positionnements .....	105
CONCLUSION .....	113
BIBLIOGRAPHIE .....	114

## LISTE DES TABLEAUX

	Page	
Tableau 1.1	Valeur de $n$ selon l'environnement Adapté de Carrington (2011) .....	13
Tableau 1.2	Valeur de $\sigma$ selon l'environnement Adapté de Carrington (2011) .....	13
Tableau 2.1	Valeurs de $z_p$ selon le degré de confiance .....	26
Tableau 2.2	Nombre minimum de voisins nécessaires pour qu'un nœud puisse se localiser avec l'algorithme <i>Majority-ThreeNeighborSignal</i> en fonction du nombre de menteurs Tiré de Garcia-Alfaro <i>et al.</i> (2010) .....	32
Tableau 3.1	Définition des bornes de l'intervalle de confiance .....	38
Tableau 3.2	Exemple, données mesurées .....	40
Tableau 3.3	Exemples de bornes pour un intervalle de confiance de 95% .....	40
Tableau 5.1	Comparaison de la précision des algorithmes avec deux récepteurs en supposant que la puissance d'émission est comprise dans l'intervalle [20...40]dBm. Expression de l'aire retenue en pourcentage de la grille. Plus l'aire est petite plus l'algorithme est précis .	67
Tableau 5.2	Comparaison de la précision des algorithmes pour un émetteur en position extrême par rapport à deux récepteurs en supposant que la puissance d'émission est comprise dans l'intervalle [20...40]dBm. Expression de l'aire retenue en pourcentage de la grille. Plus l'aire est petite plus l'algorithme est précis .....	67
Tableau 5.3	Pourcentage de localisations réussies avec une hypothèse de [20...40]dBm selon la puissance d'émission .....	68
Tableau 5.4	Comparaison de la précision des algorithmes avec deux récepteurs en supposant que la puissance d'émission est comprise dans l'intervalle [28...32]dBm. Expression de l'aire retenue en pourcentage de la grille. Plus l'aire est petite plus l'algorithme est précis .	71
Tableau 5.5	Comparaison de la précision des algorithmes pour un émetteur en position extrême par rapport à deux récepteurs en supposant	

que la puissance d'émission est comprise dans l'intervalle [28...32]dBm. Expression de l'aire retenue en pourcentage de la grille. Plus l'aire est petite plus l'algorithme est précis .....	71
Tableau 5.6 Comparaison de la précision des algorithmes avec deux récepteurs en supposant que la puissance d'émission est de 30dBm. Expression de l'aire retenue en pourcentage de la grille. Plus l'aire est petite plus l'algorithme est précis .....	72
Tableau 5.7 Comparaison de la précision des algorithmes pour un émetteur en position extrême par rapport à deux récepteurs en supposant que la puissance d'émission est de 30dBm. Expression de l'aire retenue en pourcentage de la grille. Plus l'aire est petite plus l'algorithme est précis .....	72
Tableau 5.8 Pourcentage de localisation réussie lorsque la puissance d'émission est connue .....	73
Tableau 5.9 Comparaison de la précision des algorithmes avec quatre récepteurs en supposant que la puissance d'émission est comprise dans l'intervalle [20...40]dBm. Expression de l'aire retenue en pourcentage de la grille. Plus l'aire est petite plus l'algorithme est précis ..	75
Tableau 5.10 Comparaison de la précision des algorithmes avec quatre récepteurs en supposant que la puissance d'émission est comprise dans l'intervalle [28...32]dBm. Expression de l'aire retenue en pourcentage de la grille. Plus l'aire est petite plus l'algorithme est précis ..	76
Tableau 5.11 Comparaison de la précision des algorithmes avec quatre récepteurs en supposant que la puissance d'émission est de 30dBm. Expression de l'aire retenue en pourcentage de la grille. Plus l'aire est petite plus l'algorithme est précis .....	77
Tableau 5.12 Pourcentage de localisation réussie avec une hypothèse de [20...40]dBm selon la puissance d'émission .....	77
Tableau 6.1 Positionnement 1 - Données théoriques .....	86
Tableau 6.2 Positionnement 1 - Réussite et Erreur .....	86
Tableau 6.3 Positionnement 1 - Informations par nombre de récepteurs captant .....	87
Tableau 6.4 Positionnement 2 - Données théoriques .....	89
Tableau 6.5 Positionnement 2 - Réussite et Erreur .....	89

Tableau 6.6	Positionnement 2 - Informations par nombre de récepteurs captant .....	89
Tableau 6.7	Positionnement 3 - Données théoriques .....	90
Tableau 6.8	Positionnement 3 - Réussite et Erreur .....	90
Tableau 6.9	Positionnement 3 - Informations par nombre de récepteurs captant .....	91
Tableau 6.10	Positionnement 4 - Données théoriques .....	91
Tableau 6.11	Positionnement 4 - Réussite et Erreur .....	92
Tableau 6.12	Positionnement 4 - Informations par nombre de récepteurs captant .....	92
Tableau 6.13	Positionnement 5 - Données théoriques .....	93
Tableau 6.14	Positionnement 5 - Réussite et Erreur .....	93
Tableau 6.15	Positionnement 5 - Informations par nombre de récepteurs captant .....	94
Tableau 6.16	Positionnement 6 - Données théoriques .....	94
Tableau 6.17	Positionnement 6 - Réussite et Erreur .....	95
Tableau 6.18	Positionnement 6 - Informations par nombre de récepteurs captant .....	95
Tableau 6.19	Positionnement 7 - Données théoriques .....	96
Tableau 6.20	Positionnement 7 - Réussite et Erreur .....	96
Tableau 6.21	Positionnement 7 - Informations par nombre de récepteurs captant .....	97
Tableau 6.22	Positionnement 8 - Données théoriques .....	97
Tableau 6.23	Positionnement 8 - Réussite et Erreur .....	98
Tableau 6.24	Positionnement 8 - Informations par nombre de récepteurs captant .....	98
Tableau 6.25	Positionnement 9 - Données théoriques .....	99
Tableau 6.26	Positionnement 9 - Réussite et Erreur .....	100
Tableau 6.27	Positionnement 9 - Informations par nombre de récepteurs captant .....	100
Tableau 6.28	Positionnement 10 - Données théoriques .....	101
Tableau 6.29	Positionnement 10 - Réussite et Erreur .....	101

Tableau 6.30	Positionnement 10 - Informations par nombre de récepteurs captant .....	101
Tableau 6.31	Positionnement 11 - Données théoriques.....	102
Tableau 6.32	Positionnement 11 - Réussite et Erreur.....	102
Tableau 6.33	Positionnement 11 - Informations par nombre de récepteurs captant .....	103
Tableau 6.34	Positionnement 12 - Données théoriques.....	103
Tableau 6.35	Positionnement 12 - Réussite et Erreur.....	104
Tableau 6.36	Positionnement 12 - Informations par nombre de récepteurs captant .....	104
Tableau 6.37	Validation des résultats - Positionnement 7 - Réussite et Erreur .....	105
Tableau 6.38	Validation des résultats - Positionnement 7 - Informations par nombre de récepteurs captant .....	105
Tableau 6.39	Récapitulatif des données théoriques des 12 positionnements .....	106
Tableau 6.40	Comparatif des 12 positions .....	107
Tableau 6.41	Analyse selon la couverture.....	108

## LISTE DES FIGURES

	Page	
Figure 1.1	Méthode de la triangulation.....	5
Figure 1.2	Méthode de la trilateration.....	7
Figure 1.3	Méthode de la multilatération.....	9
Figure 1.4	Illustration d'un chemin choisi par un protocole de routage qui ne subit pas d'attaque.....	15
Figure 1.5	Illustration d'un chemin choisi par un protocole de routage qui subit l'attaque <i>Gêne à la localisation</i> .....	16
Figure 1.6	Illustration d'un chemin choisi par un protocole de routage qui subit l'attaque <i>Evil Ring</i> .....	16
Figure 1.7	Exemple de gêne à la localisation.....	17
Figure 1.8	Exemple d'attaque <i>Evil Ring</i> .....	18
Figure 1.9	Exemple d'attaque <i>Evil Ring</i> par deux voisins.....	19
Figure 2.1	Les quatre quadrants d'une antenne <i>four-square</i> . Adapté de Bhatia (2010).....	28
Figure 2.2	La division du plan en neuf secteurs. Tirée de Bhatia (2010).....	29
Figure 2.3	Utilisation d'une seule antenne <i>four-square</i> pour localiser un émetteur. Tirée de Carrington (2011).....	30
Figure 2.4	Nombre de nœuds utiles en fonction de $d_{th}$ . Tirée de Giorgetti <i>et al.</i> (2008).....	35
Figure 3.1	Simulations de la propagation d'un signal émis par un émetteur localisé au point (660, 510).....	42
Figure 3.2	Simulations de la propagation d'un signal émis par un émetteur localisé au point (550, 600).....	43

Figure 3.3	Taux d'erreurs de localisation avec HPB Original selon la zone d'émission. En rouge, un taux d'erreurs supérieur à 20%. En vert, un taux d'erreurs compris entre 10% et 20%. En bleu, un taux d'erreur inférieur à 10% sur 1000 simulations par point d'émission. ....	44
Figure 3.4	Taux d'erreurs de localisation avec HPB Original selon la position d'émission sur 1000 simulations par position d'émission. ....	45
Figure 3.5	Taux d'erreurs de localisation avec HPB Revisité selon la position d'émission sur 1000 simulations par position d'émission. ....	46
Figure 3.6	Distributions de la différence des distances $d_1 - d_2$ calculée avec plusieurs puissance d'émission. ....	47
Figure 4.1	Grille de référence $9 \times 9$ . ....	51
Figure 4.2	Distribution de la différence des distances $d_1 - d_2$ . ....	52
Figure 4.3	Illustration des positions $p$ où $\delta_p^-$ est de même signe que $\delta_p^+$ , lorsque $\sigma = 5.62dB$ . ....	55
Figure 4.4	Cercles - $RSS_1 - RSS_2 > \sqrt{2}z_\rho\sigma$ . ....	60
Figure 4.5	Cercles - $0 \leq RSS_1 - RSS_2 < \sqrt{2}z_\rho\sigma$ . ....	61
Figure 5.1	Illustration du calcul de l'aire d'une région. ....	64
Figure 5.2	Positions retenues pour comparer les algorithmes avec deux récepteurs. ....	66
Figure 5.3	Explication du taux de réussite de l'algorithme des <i>New-York Style Bagels</i> . 70	70
Figure 5.4	Positions retenues pour comparer les algorithmes avec quatre récepteurs. ....	74
Figure 5.5	Illustration de l'explication de la précision de Monte-Carlo. ....	78
Figure 6.1	Couverture de trois récepteurs en triangle équilatéral. ....	80
Figure 6.2	Aires de couverture selon la proximité des récepteurs. ....	82

## **LISTE DES ABRÉVIATIONS, SIGLES ET ACRONYMES**

DoS	Deny of Service
ETS	École de Technologie Supérieure
HPB	Hyperbolic Position Bounding
HPB-LA	Hyperbolic Position Bounding- Learning Ability
MitM	Man-in-the-Middle
RF	Radio Fréquence
RSS	Received Signal Strength
SSID	Service Set Identifier
TDOA	Time Difference Of Arrival
TOA	Time Of Arrival
US	Ultrason

—



## INTRODUCTION

La technologie sans fil est de plus en plus utilisée dans les réseaux. Il en découle une augmentation des attaques exploitant ses faiblesses. Lorsqu'une attaque est détectée, elle est attribuée à un identifiant logique tel que l'adresse IP de la machine ou l'adresse MAC de la carte réseau ou la carte sans-fil. La technologie sans fil facilite la falsification de ces identifiants. Une fois connecté à un point d'accès, un attaquant peut finalement usurper l'identité d'un autre équipement sans fil appartenant au réseau et ainsi devenir intraçable. À partir de là, il peut perpétrer une multitude d'attaques sans être incriminé. Il est donc important de trouver une méthode permettant de détecter efficacement ces attaques et de réussir à localiser leur origine. Cette dernière action consiste à déterminer le lieu physique d'un émetteur. Shi *et al.* (2010) et Laurendeau et Barbeau (2008) proposent des systèmes de localisation permettant de localiser un émetteur.

Les attaques *Evil Ring* et *Evil Twin* sont deux attaques ciblant un nœud sans fil. La première attaque tente d'utiliser une vulnérabilité du système de localisation pour fausser la localisation de la victime. La seconde attaque tente d'usurper l'identité d'un autre nœud sans fil en essayant de passer inaperçu malgré la présence d'un système de localisation. Laurendeau et Barbeau (2008) proposent un système de localisation pour se protéger de l'attaque *Evil Twin*. Malheureusement, cette solution a certains problèmes.

Notre objectif est de concevoir de nouveaux mécanismes permettant de déterminer le lieu géographique d'un émetteur non-coopératif. Nous considérons un émetteur comme non-coopératif lorsque nous ne faisons pas confiance en celui-ci. Une des raisons qui nous ferait douter de l'honnêteté de l'émetteur serait, par exemple, un émetteur connecté illégalement au réseau sans-fil. Ce type d'émetteur ont de fortes motivations pour essayer de camoufler leur position géographique. Pour cela, ils mentent sur les données qui les concernent. Les mécanismes que nous souhaitons concevoir ne peuvent donc pas utiliser ces informations et ainsi ne pas être faussement influencés par l'émetteur. Pour ce faire, nos mécanismes se basent uniquement sur des récepteurs de confiance qui mesurent la puissance du signal reçu (RSS) provenant de

l'émetteur à localiser. Ces récepteurs de confiance sont prédefinis à l'avance, nominatifs et fixes. Ils mesurent la puissance résiduelle du signal provenant de l'émetteur à localiser et transmettent cette information grâce à des canaux sécurisés. Il serait, par exemple, possible de se servir des points d'accès au réseau sans fil en tant que récepteurs. Ils transmettraient alors leurs mesures au serveur de localisation grâce aux liaisons filaires.

Les systèmes de localisation peuvent être répartis en trois groupes. Les systèmes du premier groupe chercher à localiser un émetteur avec des récepteurs. Les systèmes du deuxième groupe permettent à un nœud de déterminer sa propre position. Les systèmes du dernier groupe permettent à un noeud de prouver sa position à une entité tierce.

Nous nous concentrons sur la localisation sécurisée d'un émetteur. Nous ne nous attarderons ni sur les systèmes qui permettent aux nœuds de déterminer leur propre localisation ni sur les systèmes qui permettent à un nœud de prouver sa position à une autre entité. Certains de ces systèmes sont tout de même brièvement décrits dans le chapitre 2.

L'environnement dans lequel le signal se propage a une grande influence sur le comportement de la puissance du signal. Dans un immeuble, le signal aurait de grosses pertes de puissance à chaque mur tandis que dans un milieu rural avec très peu d'obstructions, l'atténuation serait assez faible. Nous réutilisons les mêmes paramètres d'environnement que ceux utilisés dans les travaux de Laurendeau et Barbeau (2008). Ces paramètres peuvent correspondre à une zone industrielle ou encore à une zone urbaine avec des immeubles.

Certains systèmes de localisation pour des milieux urbains proposent d'effectuer une localisation en trois dimensions. Cependant, nous nous contenterons d'une localisation en deux dimensions. Les systèmes de localisation que nous proposons peuvent s'étendre à une localisation en trois dimensions si les antennes utilisées ne sont pas impactées par l'angle d'arrivée du signal dans la troisième dimension. En effet, certaines antennes ne peuvent capter efficacement que des signaux orthogonaux au plan de l'antenne. Lorsque le signal n'arrive pas orthogonalement à l'antenne, les mesures prises par cette antenne seront faussées. Nous ne nous intéressons donc pas au cas où l'émetteur ne se trouve pas à la même hauteur que les récepteurs.

L'émetteur peut être en mouvement. En effet, l'émetteur peut, par exemple, se trouver sur un individu se déplaçant dans un couloir ou se trouver dans un véhicule circulant en ville. Les systèmes de localisation que nous proposons utilisent un ensemble de mesures relevées à un instant précis. Les mouvements de l'émetteurs au cours du temps ne sont donc pas pris en compte. Nous cherchons à localiser un émetteur considéré comme fixe à l'instant des mesures. Nous décrivons de manière concise un système qui prend en compte ses mouvements et utilise cette information pour affiner leur localisation.

Ce mémoire est organisé en six chapitres. Le premier chapitre définit les mécanismes fondamentaux de localisation et leurs faiblesses. Les mécanismes plus avancés dans le domaine de la localisation sont décris dans le chapitre 2. La solution proposée par Laurendeau et Barbeau (2008) est analysée plus en détail dans le chapitre 3 et des corrections y sont suggérées. Enfin, les mécanismes que nous proposons sont présentés dans le chapitre 4 et comparés les uns aux autres au chapitre 5. Finalement, le chapitre 6 présente et compare une douzaine de positionnements des récepteurs.



# CHAPITRE 1

## LOCALISATION D'UN ÉMETTEUR

Ce chapitre présente le domaine de localisation d'un émetteur. Les méthodes fondamentales de localisation et les principales méthodes de mesure des distances y sont présentées ainsi que deux attaques possibles contre les réseaux sans fil. Ce chapitre conclut avec la définition de la problématique de ce mémoire.

### 1.1 Introduction aux mécanismes de localisation

Il existe trois principes fondamentaux de localisation. Ces principes utilisent des informations différentes pour atteindre le même objectif. Dans cette section, nous présentons ces trois principes distincts permettant de localiser un émetteur dans le plan ou l'espace euclidien à trois dimensions.

#### 1.1.1 La triangulation

Ce système a besoin d'au moins deux récepteurs,  $R_1$  et  $R_2$ , dont les coordonnées sont connues. On déduit de ces coordonnées la distance  $d$  séparant ces deux récepteurs. Notons  $T$  l'émetteur à localiser. Les récepteurs mesurent les angles  $\widehat{TR_1R_2}$  et  $\widehat{TR_2R_1}$ , respectivement notés  $\theta_1$  et  $\theta_2$ . La figure 1.1 illustre ces notations.

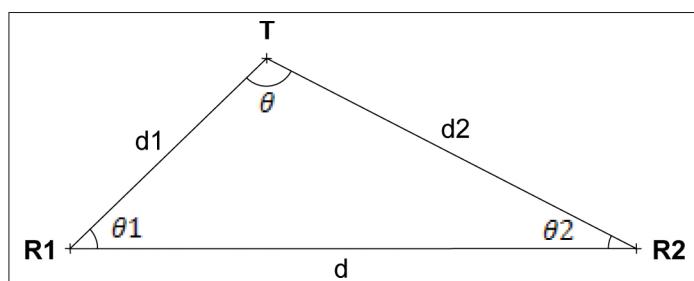


Figure 1.1 Méthode de la triangulation.

La position de  $T$  peut être déterminée en connaissant les positions de  $R_1$  et  $R_2$  et les angles  $\theta_1$  et  $\theta_2$ . D'après la loi des sinus,

$$\frac{d}{\sin \theta} = \frac{d_1}{\sin \theta_2} = \frac{d_2}{\sin \theta_1} \quad (1.1)$$

La somme des angles d'un triangle étant de  $\pi$  radians, nous pouvons déduire de  $\theta_1$  et  $\theta_2$  la valeur de  $\theta$ .

$$\pi = \theta + \theta_1 + \theta_2 \quad (1.2)$$

Nous connaissons donc tous les éléments permettant de calculer  $d_1$  et  $d_2$ . Nous pouvons ainsi déterminer les coordonnées  $(x, y)$  de  $T$  à partir du système d'équations suivant.

$$d_1 = \sqrt{(x - x_1)^2 + (y - y_1)^2} \quad (1.3)$$

$$d_2 = \sqrt{(x - x_2)^2 + (y - y_2)^2} \quad (1.4)$$

où  $(x_1, y_1)$  et  $(x_2, y_2)$  sont les coordonnées de  $R_1$  et  $R_2$ . En solutionnant ce système d'équations, nous obtenons deux solutions. Ces solutions correspondent à l'intersection de deux cercles - un cercle centré à  $(x_1, y_1)$  de rayon  $(d_1)$  et un cercle centré à  $(x_2, y_2)$  de rayon  $(d_2)$ . Les angles mesurés nous permettent de sélectionner la bonne solution.

### 1.1.2 La multilatération

Afin de localiser un émetteur dans l'espace euclidien de dimension  $d \leq 3$ , ce système a besoin d'au moins  $d + 1$  récepteurs,  $R_1, \dots, R_{d+1}$ , dont les coordonnées sont connues. Chacun de ces récepteurs mesure la distance le séparant de l'émetteur  $T$ . Notons  $d_i$  la distance entre le récepteur  $R_i$  et  $T$ . Dans le plan euclidien, le couple  $(x, y)$  de coordonnées de  $T$  est l'unique

solution au système d'équations suivant.

$$d_1 = \sqrt{(x - x_1)^2 + (y - y_1)^2} \quad (1.5)$$

$$d_2 = \sqrt{(x - x_2)^2 + (y - y_2)^2} \quad (1.6)$$

$$d_3 = \sqrt{(x - x_3)^2 + (y - y_3)^2} \quad (1.7)$$

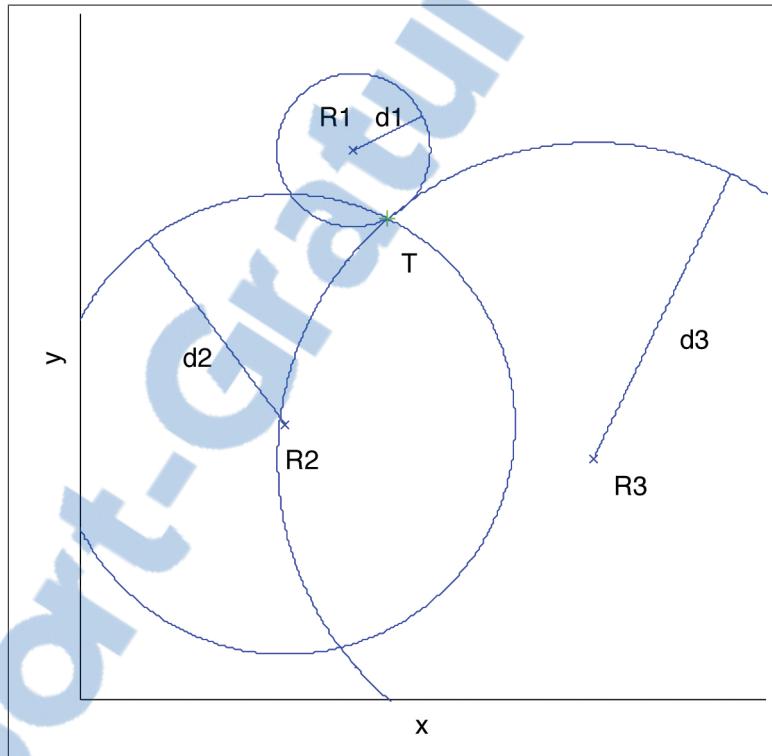


Figure 1.2 Méthode de la trilateration.

Les distances peuvent être mesurées en utilisant soit le temps de propagation du signal soit la puissance du signal reçu. Ces mécanismes de mesure sont décrits à la section 1.2. La figure 1.2 illustre la localisation d'un émetteur par trilateration. La position de  $T$  peut être déterminée en connaissant la position de trois récepteurs notés  $R_i$  et les distances  $d_i$  les séparant de  $T$ . L'émetteur  $T$  est localisé à l'intersection des trois cercles de centre  $R_i$  et de rayon  $d_i$ . Si les trois centres ne sont pas alignés, l'intersection correspond à un point.

### 1.1.3 La multilatération par différence

Ce système a besoin d'au moins trois émetteurs-récepteurs dont les coordonnées sont connues. Il existe deux manières d'utiliser ce système mais le principe reste le même. Dans la première possibilité, les trois récepteurs localisent l'émetteur. Dans la seconde, l'émetteur se localise à partir des trois émetteurs.

Intéressons-nous à la première. Les trois récepteurs doivent être synchronisés et relèvent les temps  $t_i$  auxquels les signaux provenant de l'émetteur arrivent. Avec ces temps, nous calculons la différence de temps d'arrivée (TDOA : *Time Difference Of Arrival*), pour chaque paire de récepteurs.

$$TDOA_{1,2} = t_1 - t_2 \quad (1.8)$$

Chaque  $TDOA_{i,j}$  calculé nous permet de déterminer la différence de distances, notée  $d_{i,j}$ , entre  $d_i$  et  $d_j$ . Ainsi,

$$d_{1,2} = c \times TDOA_{1,2} \quad (1.9)$$

où  $c$  est la vitesse de propagation de l'onde. Or ces différences de distances peuvent également s'écrire selon l'équation (1.11). Les coordonnées  $(x, y)$  de l'émetteur  $T$  sont l'unique solution du système d'équations (1.12-1.14).

$$d_{1,2} = d_1 - d_2 \quad (1.10)$$

$$d_{1,2} = \sqrt{(x - x_1)^2 + (y - y_1)^2} - \sqrt{(x - x_2)^2 + (y - y_2)^2} \quad (1.11)$$

L'ensemble des solutions de cette dernière équation définit une hyperbole.

Ainsi, les trois récepteurs permettent d'obtenir le système d'équations suivant :

$$d_{1,2} = \sqrt{(x - x_1)^2 + (y - y_1)^2} - \sqrt{(x - x_2)^2 + (y - y_2)^2} \quad (1.12)$$

$$d_{1,3} = \sqrt{(x - x_1)^2 + (y - y_1)^2} - \sqrt{(x - x_3)^2 + (y - y_3)^2} \quad (1.13)$$

$$d_{2,3} = \sqrt{(x - x_2)^2 + (y - y_2)^2} - \sqrt{(x - x_3)^2 + (y - y_3)^2} \quad (1.14)$$

La figure 1.3 illustre cette méthode en affichant les trois hyperboles définies par le système d'équations précédent. L'émetteur  $T$  se situe à l'intersection de ces trois hyperboles.

La seconde manière d'utiliser cette méthode est que les trois émetteurs transmettent simultanément un signal afin de permettre au récepteur de calculer les  $TDOA$ .

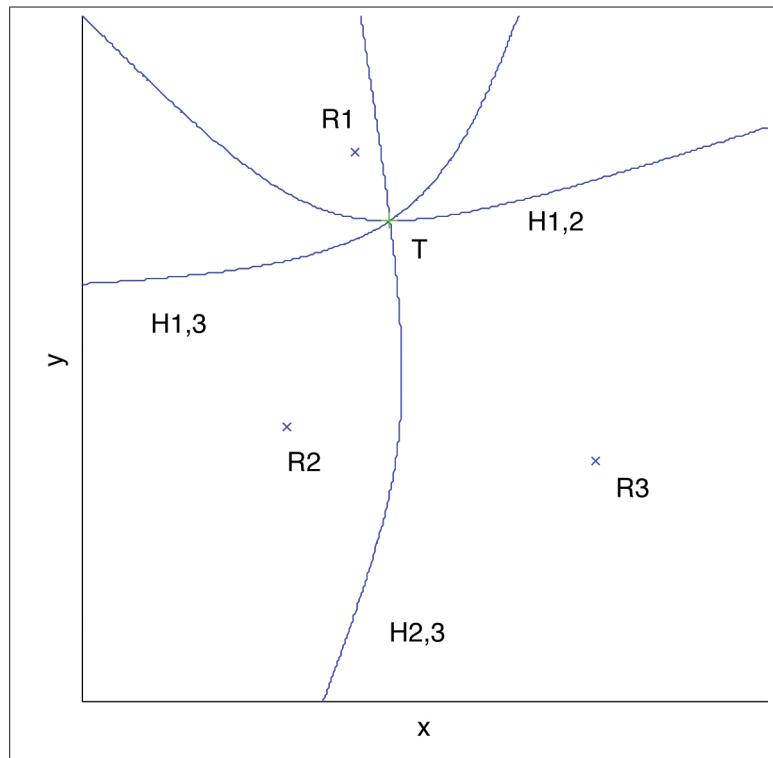


Figure 1.3 Méthode de la multilatération.

L'émetteur  $T$  peut alors déterminer sa position en mesurant les  $TDOA_{i,j}$  entre les trois récepteurs.

#### 1.1.4 Limitations

Les trois principes de localisation présentés dans les sections précédentes ont cependant quelques faiblesses. Ils peuvent perdre en précision selon la finesse des instruments de mesure ou la fia-

bilité de la synchronisation des émetteurs-récepteurs. Par exemple, la multilatération demande une synchronisation parfaite des horloges afin de permettre aux récepteurs de localiser l'émetteur. De façon similaire, les signaux des récepteurs doivent être parfaitement synchronisés afin de permettre à l'émetteur de se localiser. De plus ces systèmes sont basés sur la véracité des données provenant de l'émetteur à localiser. Or ce dernier peut abuser de cette confiance et fausser le système à son avantage.

## 1.2 Méthodes de mesure des distances

Dans cette section, nous allons exposer trois méthodes permettant de mesurer la distance entre deux nœuds.

### 1.2.1 Time of Arrival

Cette méthode est basée sur la vitesse de propagation du signal. Elle consiste à mesurer le temps que le signal met pour faire le chemin entre le point d'émission et le point de réception. De cette mesure, nous pouvons calculer la distance parcourue de la même manière qu'en mesurant le *TDOA* - voir l'équation (1.9). Pour cela, il suffit de relever les temps d'émission et de réception du signal, notés  $t_e$  et  $t_r$  et d'analyser leur différence.

Cependant cette méthode requiert une synchronisation minutieuse de l'émetteur et du récepteur. Sinon le temps de propagation mesuré sera faussé. Pour éviter de devoir synchroniser les équipements, il est possible de calculer le temps nécessaire à l'onde pour faire un aller-retour. Ainsi, c'est le même appareil qui relève les temps d'émission et de réception. La distance calculée correspondra alors à deux fois la distance entre les appareils.

$$d = \frac{(t_r - t_e) \times c}{2} \quad (1.15)$$

Il est important de connaitre le temps de traitement de l'appareil qui doit retransmettre le signal reçu. Ainsi il est possible de le déduire du temps de propagation.

$$d = \frac{(t_r - t_e - temps_{traitement}) \times c}{2} \quad (1.16)$$

Cependant cette méthode peut-être la cible d'attaques. L'attaquant pourrait mentir sur son temps de traitement ou attendre avant de retransmettre le signal. Il a donc la capacité d'allonger la distance calculée ou de la raccourcir.

### 1.2.2 La différence de temps d'arrivée

Cette méthode, proposée par Hwang *et al.* (2008), n'utilise pas le *TDOA* précédemment décrit. Elle est basée sur la différence de vitesse de propagation des Radio Fréquences (RF) et des Ultrasons (US). L'émetteur transmet les deux signaux simultanément et le récepteur mesure le temps entre l'arrivée du signal RF et l'arrivée du signal US.

$$\delta = t_{US} - t_{RF} \quad (1.17)$$

$$\delta = \frac{d}{c_{US}} - \frac{d}{c_{RF}} \quad (1.18)$$

$$d = \delta \times \left( \frac{c_{RF} \times c_{US}}{c_{RF} - c_{US}} \right) \quad (1.19)$$

où  $c_{US}$  et  $c_{RF}$  sont les vitesses de propagation respectives d'un signal en ultrasons et d'un signal en radio fréquence.

Cette méthode peut également être la cible d'attaques, il suffit que l'attaquant envoie les deux signaux de manière différée.

### 1.2.3 La puissance du signal reçu

Cette méthode se base sur l'estimation des fluctuations et des pertes subies par le signal lorsqu'il se propage entre l'émetteur et le récepteur. Ces pertes sont appelées *Path Loss*. Rappaport (2002) propose le modèle *Log-normal Shadowing* pour définir les pertes  $L(d)$  occasionnées sur une distance  $d$ .

$$L(d) = \bar{L}(d_0) + 10n\log\left(\frac{d}{d_0}\right) + X \quad (1.20)$$

Cette équation repose donc sur trois paramètres fortement liés à l'environnement dans lequel se propage le signal :  $\bar{L}(d_0)$ ,  $n$  et  $X$ .

$\bar{L}(d_0)$  représente la perte de puissance moyenne lorsque le signal parcourt la distance de référence  $d_0$ . Nous avons pris une distance de référence de 1 mètre. L'équation de transmission de Friis décrivant la propagation d'un signal dans le vide (Friis, 1946; Laurendeau et Barbeau, 2008) peut être utilisée pour évaluer la valeur de  $\bar{L}(d_0)$  à une fréquence de 2.4Ghz :

$$\bar{L}(d_0) = 10 \log\left(\frac{4\pi f d_0}{c}\right)^2 = 40dB. \quad (1.21)$$

L'exposant de perte  $n$  varie selon l'environnement dans lequel le signal se propage. Cette valeur peut être mesurée empiriquement mais il est également possible d'utiliser des valeurs typiques. Ces valeurs proviennent d'études dans différents environnements. Elles sont répertoriées dans le tableau 1.1 (Carrington, 2011).

Finalement, la variable aléatoire  $X$  est une variable aléatoire normale de paramètres  $(0, \sigma^2)$  – c.-à-d. de moyenne nulle et d'écart type  $\sigma$ . L'écart-type varie également selon l'environnement. Ces variations sont répertoriées dans le tableau 1.2 (Carrington, 2011).

Tableau 1.1 Valeur de  $n$  selon l'environnement  
Adapté de Carrington (2011)

Environment	Path Loss Exponent
Dans le vide	2
Milieu urbain avec des ondes radio de cellulaires	2.7 - 3.5
Milieu urbain bruité et avec des ondes radio de cellulaires	3 - 5
Dans le champ de vision parmi des immeubles	1.6 - 1.8
Obstrué dans des immeubles	4 - 6
Obstrué dans des usines	2 - 3

Tableau 1.2 Valeur de  $\sigma$  selon l'environnement  
Adapté de Carrington (2011)

Environnement	Ecart-type (dB)
Dans le vide	0
Milieu urbain avec des ondes radio de cellulaires	10 - 14
Milieu urbain bruité et avec des ondes radio de cellulaires	11 - 17
Dans le champ de vision parmi des immeubles	4 - 7
Obstrué dans des immeubles	5 - 12
Obstrué dans des usines	6 - 9

La distance séparant un émetteur et un récepteur peut ainsi être estimée à partir de l'équation (1.20) :

$$d = d_0 \times 10^{\frac{L(d) - \bar{L}(d_0) - \sigma}{10n}} \quad (1.22)$$

La perte de propagation  $L(d)$  équivaut à la différence entre la puissance d'émission et la puissance reçue :

$$L(d) = P - RSS \quad (1.23)$$

où  $P$  est la puissance d'émission de l'émetteur et  $RSS$  est la puissance résiduelle du signal reçu par le récepteur (mesurées en dBm). L'équation (1.22) peut donc être réécrite comme suit :

$$d = d_0 \times 10^{\frac{P - RSS - \bar{L}(d_0) - X}{10n}} \quad (1.24)$$

Malheureusement, sans la collaboration de l'émetteur, il est impossible de connaître la puissance d'émission  $P$  et d'estimer directement cette distance. Un attaquant pourrait utiliser cette faiblesse en mentant sur sa puissance d'émission.

### 1.3 Deux attaques contre les réseaux sans fil

Une localisation précise des émetteurs permettrait de protéger les réseaux sans fil contre les attaques *Evil Ring* et *Evil Twin*.

#### 1.3.1 L'attaque *Evil Ring*

L'objectif de cette attaque est d'empêcher le bon fonctionnement des protocoles qui utilisent les positions géographiques des éléments du réseau. Prenons l'exemple d'un protocole de routage basé sur les positions des nœuds. Si l'attaquant réussit l'opération, il pourra détourner des flux d'informations, les analyser et essayer de les modifier en cours de communication. Pour atteindre cet objectif, l'attaquant peut procéder de deux manières distinctes :

- a. gêne à la localisation : L'attaquant cherche à empêcher la victime de se localiser correctement. Les coordonnées de la victime obtenues ne correspondront pas à sa vraie position (Garcia-Alfaro *et al.*, 2010) ;
- b. *Evil Ring* : L'attaquant ne cherche pas à empêcher la victime de se localiser. Celle-ci peut calculer sa vraie position. Par contre, l'attaquant cherche à camoufler sa propre localisation. De ce fait, la victime identifiera une mauvaise position pour l'attaquant (Shi *et al.*, 2010).

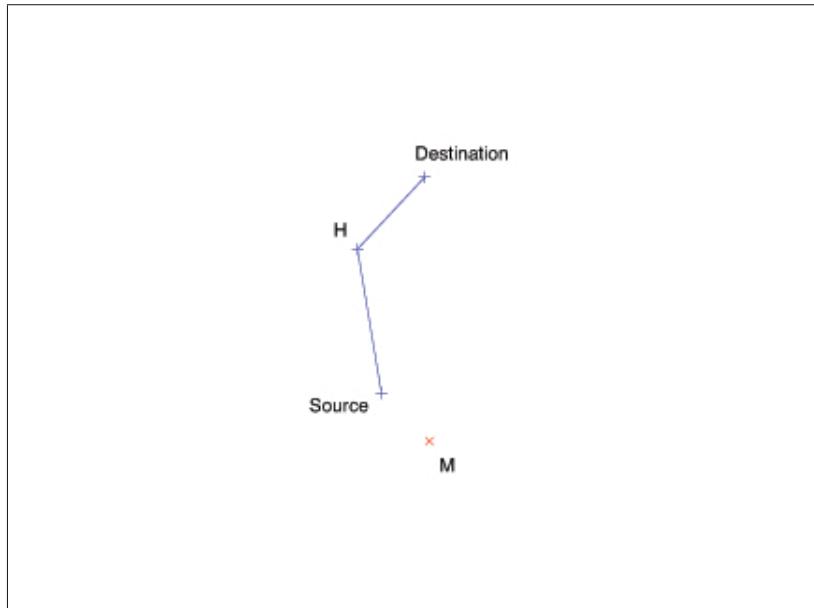


Figure 1.4 Illustration d'un chemin choisi par un protocole de routage qui ne subit pas d'attaque.

La figure 1.4 illustre le chemin que choisirait un protocole de routage basé sur le plus court chemin pour transmettre un flux d'informations (Perlman, 1999). Le nœud *Source* souhaitant transmettre un message au nœud *Destination* va utiliser le plus court chemin pour atteindre sa cible. Ce plus court chemin passe par le nœud honnête *H* et non par le nœud malveillant *M*. Tandis que les figures 1.5 et 1.6 montrent le résultat suite à une attaque, le message passe par le nœud malveillant. Dans la figure 1.5, *M* fait croire à la victime *Source* qu'elle se situe à la position *S'*. Ainsi, la victime *Source* va croire que le chemin le plus court pour atteindre le nœud *Destination* est le chemin passant par *M*. Dans la figure 1.6, le nœud *M* fait croire à la *Source* que le nœud malveillant est à la position *M'*. Ainsi, le flux d'information passe également par *M*.

Ces types d'attaques sont efficaces contre les systèmes de localisation qui utilisent la trilateration. Admettons que le nœud *N* cherche à se localiser et qu'il a deux voisins honnêtes *H<sub>1</sub>* et *H<sub>2</sub>* et un voisin malveillant *M*. Intéressons-nous au premier cas, lorsque l'attaquant gêne la localisation de *N* – voir figure 1.7. Pour cela, l'attaquant se base sur le fait que les informations

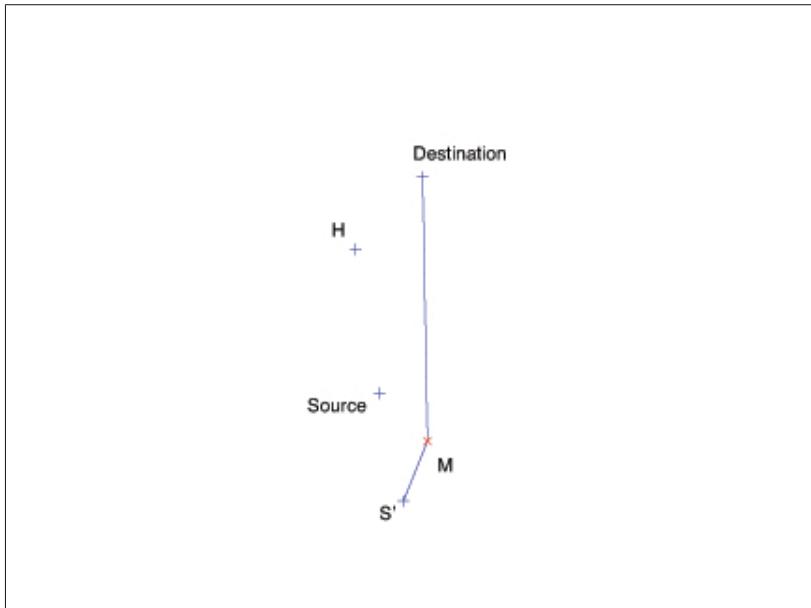


Figure 1.5 Illustration d'un chemin choisi par un protocole de routage qui subit l'attaque *Gêne à la localisation*.

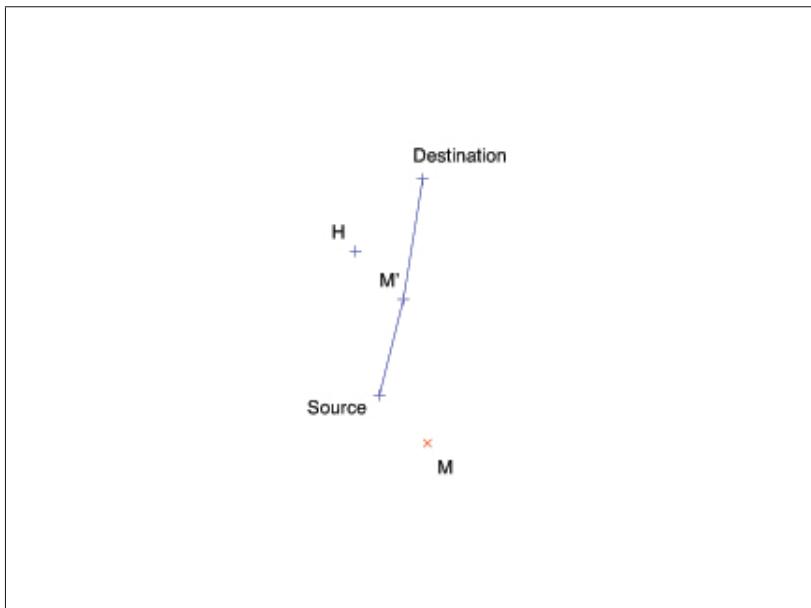


Figure 1.6 Illustration d'un chemin choisi par un protocole de routage qui subit l'attaque *Evil Ring*.

provenant des deux voisins honnêtes vont aboutir sur deux positions  $N$  et  $N'$ . Il cherchera donc une position de sorte que la victime conclue qu'elle se situe à la position  $N'$  au lieu de  $N$ . Ces positions notées  $M'$  sont placées sur un cercle de centre  $N'$  et de rayon  $d_M$ , la distance entre  $M$  et  $N$ . Pour mener cette attaque, l'attaquant doit donc connaître la position  $N'$  et la distance  $d_M$ .

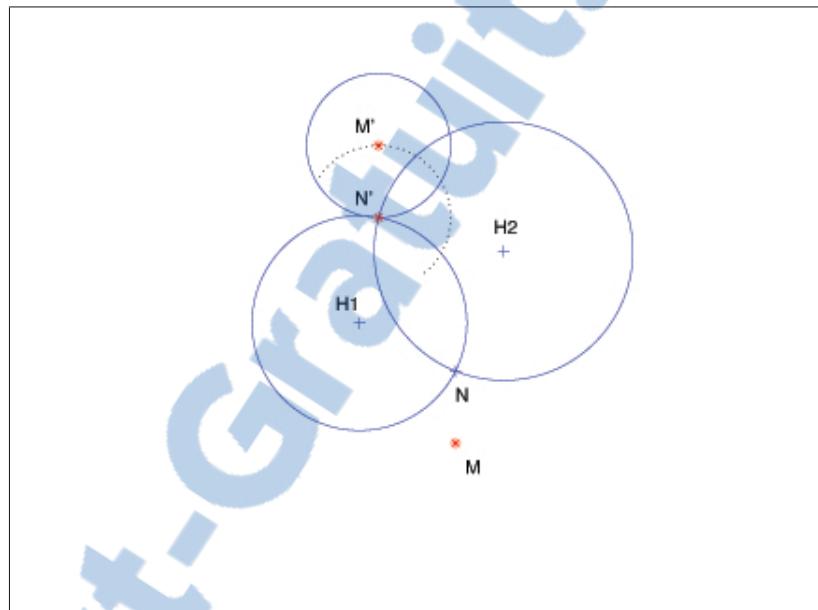


Figure 1.7 Exemple de gêne à la localisation.

L'attaque *Evil Ring* est plus difficile à détecter. En fonctionnement normal,  $N$  considère que ses voisins ne mentent pas sur leurs propres coordonnées, lorsque la localisation aboutit sur une position unique.  $N$  mémorise alors les informations géographiques de ses voisins pour une utilisation ultérieure. Lorsqu'un protocole nécessitera ces informations, il les utilisera en toute confiance.

Le nœud malveillant cherche à mentir sur sa position sans nuire au système de localisation. Ainsi le nœud  $N$  ne détectera pas d'attaque et mémorisera les coordonnées erronées du nœud malveillant. L'attaquant choisit et transmet une position  $M'$  appartenant au cercle de centre  $N$  et de rayon  $d_M$ .  $N$  peut déterminer sa position correctement et mémorisera les coordonnées

de  $M'$  au lieu de  $M$ . Pour mener cette attaque, l'attaquant doit connaître la position de  $N$  et la distance  $d_M$ . La figure 1.8 illustre les positions pouvant être choisies par un attaquant situé à la position  $M$ . Il est également possible qu'il y ait plus d'une attaque simultanément. La figure 1.9 illustre le cas où deux nœuds mentent simultanément sur leur position.

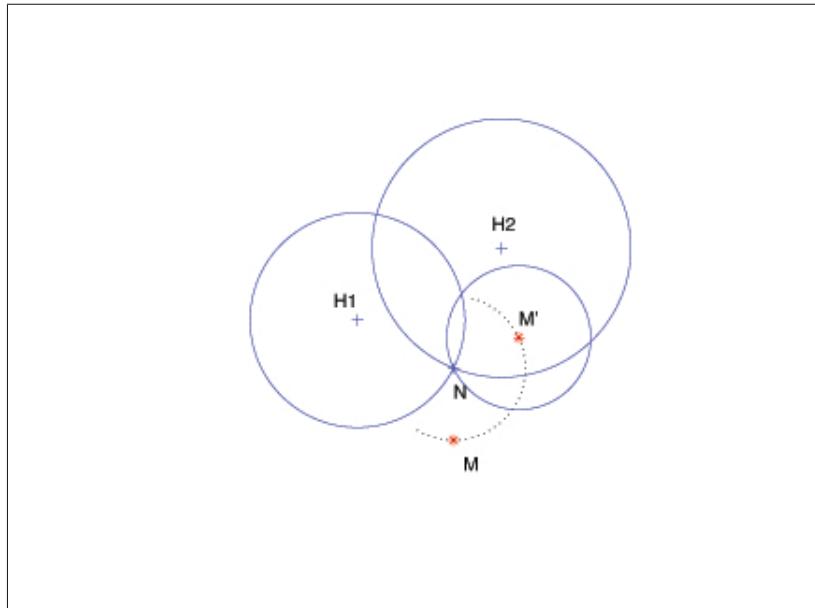


Figure 1.8 Exemple d'attaque *Evil Ring*.

Si un système pouvait localiser avec précision un émetteur sans requérir sa coopération, alors ces attaques seraient rendues obsolètes puisque l'attaquant n'aurait pas l'occasion de mentir sur sa position.

### 1.3.2 L'attaque *Evil Twin*

Cette attaque consiste à ce qu'un nœud se fasse passer pour un autre nœud. Il y a donc dans le réseau deux entités physiques portant la même identité logique. Une localisation des émetteurs, indépendante des identités logiques et ne requérant pas leur coopération, permettrait de détecter cette attaque.

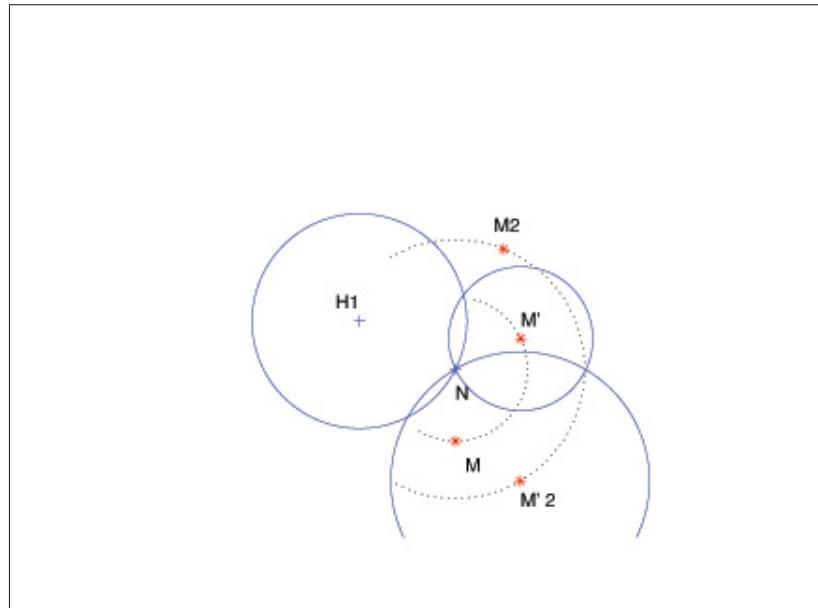


Figure 1.9 Exemple d'attaque *Evil Ring* par deux voisins.

Il peut y avoir plusieurs fins à réaliser ce type d'attaque. L'attaquant peut, par exemple, usurper l'identité d'un appareil d'un utilisateur ou l'identité d'un point d'accès. Dans ce premier cas, l'attaquant peut obtenir les accès de la victime et agir en son nom. La traçabilité de l'attaquant en est fortement réduite et la victime peut être incriminée à sa place.

Dans le second cas, les victimes se connectent au point d'accès maléfique au lieu du point d'accès légitime. Suite à cela, l'attaquant peut mener une attaque Man-in-the-Middle (MitM). Ce type d'attaque consiste à établir une connexion avec les deux parties souhaitant communiquer et à relayer ensuite les informations entre ces parties. Puisque le flux d'informations transite par le nœud contrôlé par l'attaquant, ce dernier peut lire, mémoriser et même modifier ces données.

Pour mener cette attaque, il suffit à l'attaquant de posséder un ordinateur avec une carte Wifi. Il n'a alors qu'à configurer sa machine avec les mêmes caractéristiques que le point d'accès dont il souhaite usurper l'identité. En utilisant le même identifiant SSID (Service Set Identifier)

et la même adresse MAC que le point d'accès légitime, il est impossible de les différencier autrement que par leur localisation.

S'il nous était possible de prouver qu'une identité logique a plusieurs localisations, l'attaque pourrait être détectée et la position de l'attaquant serait même connue.

#### 1.4 Problématique du mémoire

Comme nous venons de le montrer, les systèmes de localisation peuvent être la cible d'attaques pour plusieurs raisons. Il est donc important d'utiliser des systèmes robustes pour protéger les réseaux sans fil contre ces attaques. Il existe essentiellement deux problèmes distincts de localisation :

**Problème I - Auto-localisation :** Un récepteur cherche à se localiser à partir des informations reçues des émetteurs voisins.

**Problème II - Localisation d'un tiers :** Un ensemble coopératif de récepteurs cherche à localiser un émetteur.

Ces problèmes posent réellement un défi dans un contexte non-coopératif où certaines entités peuvent chercher à influencer négativement les mécanismes de localisation mis en place. Ainsi, dans le premier cas, le récepteur ne peut pas faire confiance à l'ensemble de ses émetteurs voisins. Certains de ceux-ci peuvent fournir volontairement ou non de fausses informations (modèle byzantin). Dans le second cas, les récepteurs ne peuvent pas faire confiance à un émetteur qui cherche à se dissimuler.

Nous nous intéressons dans ce mémoire au problème de localisation d'un tiers. Un ensemble de récepteurs de confiance cherche à localiser un émetteur. Les seules données pouvant être recueillies sans la coopération de l'émetteur sont l'angle d'arrivée, le temps d'arrivée et la puissance du signal reçu. Nous utiliserons les valeurs de puissance résiduelle mesurées par chacun des récepteurs. À partir de ces valeurs, il serait possible, dans un environnement idéal sans bruit et où la puissance d'émission est connue, de déterminer l'emplacement exact de

l'émetteur grâce à la trilateration décrite dans la section 1.1.2 et en mesurant les distances grâce au modèle décrit dans la section 1.2.3. Cependant, les fluctuations provoquées par l'environnement et la méconnaissance de la puissance d'émission utilisée empêchent de déterminer avec précision la distance séparant un émetteur et un récepteur en se basant uniquement sur la puissance du signal reçu. Il faut donc alors coordonner les efforts de plusieurs récepteurs pour améliorer la précision de la localisation.



## CHAPITRE 2

### TRAVAUX PRÉCÉDENTS

Les travaux de recherche précédents peuvent être répartis en trois grands thèmes : la localisation d'un tiers, l'auto-localisation et la validation d'une localisation.

#### 2.1 Localisation d'un tiers

Bahl et Padmanabhan (2000) se sont intéressés au *Problème II - Localisation d'un tiers*. Ils ont décrit un système, nommé RADAR, permettant de localiser un appareil dans un bâtiment en récupérant de manière sécurisée les valeurs des RSS mesurées par des récepteurs de confiance. Ils se servent des points d'accès au réseau comme émetteur-récepteur. Ils ont globalement procédé de deux manières. Ils proposent une première méthode empirique et une seconde méthode qui utilise un modèle de propagation dérivé du modèle *Log-normal Shadowing*.

La méthode empirique est divisée en deux étapes. Durant la première étape, les personnes qui installent le système choisissent un ensemble de positions où l'émetteur à localiser pourrait se trouver. Pour chacune de ces positions, ils y placent un émetteur et recueillent les RSS des points d'accès. Les valeurs mesurées et la position sont mémorisées dans une table de référence.

Durant la seconde étape, ils mesurent les RSS des signaux émis par l'appareil à localiser. Le système compare les RSS mesurés avec ceux de la table de référence créée à la première étape. Il choisit, dans la table de référence, la position dont les puissances sont les plus proches de celles mesurées. Pour cela, chaque ensemble de RSS est représenté par un point dans l'espace de puissance. La dimension de cet espace est le nombre de récepteurs. La position choisie est celle représentée par le point de la table de référence qui est le plus proche (avec la plus faible distance euclidienne) du point mesuré pendant la seconde étape.

Les auteurs ont montré l'importance de l'orientation de l'utilisateur qui porte l'émetteur. Ils proposent un moyen de corriger les fluctuations apportées par les différentes orientations.

Lorsque les auteurs prennent une mesure de RSS, ils calculent en fait, la moyenne de plusieurs mesures. Lors de la première étape, ils prennent la moyenne de vingt signaux tandis que durant la seconde étape, ils ne peuvent pas se permettre de prendre autant de mesures car cela rajoute du délai de réponse et l'appareil pourrait changer de position.

Pour affiner leur localisation, les auteurs proposent de regarder les  $k$  positions les plus proches dans la table de référence au lieu de ne prendre que la plus proche. La position retenue est alors le barycentre des  $k$  positions.

Dans la seconde méthode proposée, Bahl et Padmanabhan (2000) utilisent un modèle de propagation proche du modèle *Log-normal Shadowing* pour calculer la table de référence au lieu de mesurer toutes les valeurs manuellement. Ils définissent le modèle de propagation selon l'équation (2.1). Comparée à l'équation (1.20), seul le bruit diffère.

$$P(d) = P(d_0) - 10n \log \frac{d}{d_0} - \begin{cases} nW \times WAF & nW < C \\ C \times WAF & nW \geq C \end{cases} \quad (2.1)$$

où  $WAF$  est le facteur d'atténuation moyen lorsque le signal traverse une obstruction.  $nW$  est le nombre d'obstructions entre l'émetteur et le récepteur et  $C$  est la limite maximale du nombre d'obstructions après laquelle le facteur d'atténuation n'a plus d'impact. De cette manière, les auteurs peuvent calculer les valeurs des RSS théoriques pour chaque position puisqu'ils connaissent la carte du bâtiment et donc le nombre d'obstructions. Ils doivent cependant mesurer la valeur de l'exposant de perte  $n$  et le facteur d'atténuation moyen des obstructions  $WAF$ .

La méthode empirique est plus efficace que cette seconde méthode mais elle nécessite davantage de temps pour son déploiement. Elle nécessite également de nouvelles mesures si l'on déplace un récepteur tandis qu'avec la seconde méthode, les valeurs de  $WAF$  et de  $n$  ne varient pas.

Ils concluent qu'ils peuvent localiser l'émetteur avec une précision de 3 mètres. Cependant ils ont seulement 25% de chance de se trouver à moins de 3 mètres de la position obtenue. De plus ils offrent cette précision dans un espace restreint de 43 mètres par 22 mètres, la taille de leur étage.

Bahl *et al.* (2011) améliorent RADAR en prenant en compte les mouvements possibles des utilisateurs et les variations de l'environnement au cours du temps. Dans l'espace de puissance, le point représentant les RSS mesurés peut parfois être proche de plusieurs points de la table de référence et RADAR pourrait sélectionner la mauvaise position. Lorsque la position de l'utilisateur à l'instant précédent est prise en compte, cela réduit les chances de sélectionner la mauvaise position. Pour cela RADAR mémorise les  $l$  positions possibles pendant  $m$  intervalles de temps. Il choisit ensuite la combinaison qui offre le chemin le plus court.

L'environnement dans un bâtiment peut très rapidement varier avec la présence plus ou moins importante de personnes. Pour remédier à ce problème, les auteurs utilisent plusieurs tables de référence selon l'environnement et RADAR sélectionne la table la plus pertinente. Pour savoir quelle table utiliser, RADAR estime la position d'un des points d'accès dont la position est d'ores et déjà connue. RADAR choisit alors la table qui permet d'estimer au mieux la position de la station. Les auteurs ont également testé leur système sur plusieurs étages, donc dans un environnement 3D.

Les améliorations apportées augmentent l'efficacité du système et sa précision. Cependant ce dispositif a été testé dans un environnement assez avantageux dans le sens où les positions préalablement choisies ne se trouvent pas au "centre de la carte". En effet, dans cette zone, l'émetteur serait presque à équidistance des récepteurs. Dans ce cas, il est plus difficile de différencier les positions. De plus, les auteurs considèrent que la puissance d'émission de l'appareil à localiser est fixe et connue. Cependant l'appareil peut fonctionner à une autre puissance que celle supposée ou un attaquant peut fausser le système en modifiant volontairement sa puissance d'émission.

Finalement, Laurendeau et Barbeau (2008) se sont également intéressés au *Problème II - Localisation d'un tiers*. Ils ont décrit un algorithme de localisation, appelé *Hyperbolic Position Bounding* (HPB), qui récupère de manière sécurisée les valeurs des RSS mesurées par les récepteurs de confiance. À partir de ces valeurs, les distances minimale et maximale, respectivement appelée  $d_i^-$  et  $d_i^+$ , séparant l'émetteur et le récepteur  $R_i$  sont calculées à partir de l'équation (1.24).

Telle que définie par Laurendeau et Barbeau (2008), la distance  $d_i$  séparant l'émetteur et le récepteur  $R_i$  est comprise vraisemblablement entre les bornes suivantes :

$$d_i^-(P) = d_0 \times 10^{\frac{P - RSS_i - \bar{L}(d_0) - z_\rho \sigma}{10n}} \quad (2.2)$$

$$d_i^+(P) = d_0 \times 10^{\frac{P - RSS_i - \bar{L}(d_0) + z_\rho \sigma}{10n}} \quad (2.3)$$

Ces valeurs extrêmes sont fonction de l'intervalle de confiance associé à la variable aléatoire  $X_i$ . Puisque  $X_i$  est une variable aléatoire normale de paramètres  $(0, \sigma^2)$ , il est possible de trouver une constante  $z_\rho$  telle que  $-z_\rho \sigma < X_i < z_\rho \sigma$ , avec une probabilité  $\rho$ . Le tableau 2.1 donne quelques valeurs de  $z_\rho$  et  $\rho$ .

Tableau 2.1 Valeurs de  $z_\rho$  selon le degré de confiance

Degré de confiance $\rho$	Valeur de $z_\rho$
$\geq 80\%$	1.29
$\geq 85\%$	1.44
$\geq 90\%$	1.65
$\geq 95\%$	1.96

Malheureusement, les auteurs ont dû faire une hypothèse sur la puissance d'émission  $P$  de l'émetteur, pour évaluer les valeurs  $d_i^-$  et  $d_i^+$ . Ainsi, ils supposent que la valeur de  $P$  est comprise dans l'intervalle  $[P^- \dots P^+]$  - typiquement entre 15 et 40 dBm. L'algorithme HPB cherche donc à calculer le minimum et le maximum de l'intervalle de confiance représentant la différence entre  $d_i$  et  $d_j$ , pour chaque paire de récepteurs. Ces valeurs sont définies comme

suit :

$$\delta_{i,j}^- = d_i^-(P^-) - d_j^+(P^-) \quad (2.4)$$

$$\delta_{i,j}^+ = d_i^+(P^+) - d_j^-(P^+). \quad (2.5)$$

Les équations (2.4) et (2.5) permettent de définir deux hyperboles délimitant la région où l'émetteur devrait vraisemblablement se situer :

$$\delta_{i,j}^- \leq d_E(p, p_i) - d_E(p, p_j) \leq \delta_{i,j}^+ \quad (2.6)$$

où  $d_E(p, q)$  est la distance euclidienne entre un point  $p$  représentant la position probable de l'émetteur et la position  $q$  d'un récepteur. Ainsi, cette zone contient l'ensemble des positions probables de l'émetteur respectant cette équation.

De façon symétrique, il est possible d'obtenir les inégalités suivantes :

$$\delta_{j,i}^- \leq d_E(p, p_j) - d_E(p, p_i) \leq \delta_{j,i}^+ \quad (2.7)$$

$$-\delta_{j,i}^+ \leq d_E(p, p_i) - d_E(p, p_j) \leq -\delta_{j,i}^- \quad (2.8)$$

En combinant les inéquations (2.6) et (2.8), l'algorithme HPB peut obtenir une région relativement stricte pour l'ensemble des positions probables de l'émetteur. Cette région est définie par la borne inférieure  $\max\{\delta_{i,j}^-, -\delta_{j,i}^+\}$  et la borne supérieure  $\min\{\delta_{i,j}^+, -\delta_{j,i}^-\}$ .

Lorsque plus de deux récepteurs sont disponibles, il suffit de réitérer pour chaque paire de récepteurs et de faire l'intersection des régions obtenues. L'algorithme HPB permet donc de déterminer la localisation approximative d'un émetteur sans avoir besoin de sa coopération.

*HPB Learning Ability* (HPB-LA), proposé par El Sayr (2009), est une autre technique se basant sur HPB. Cette méthode propose de passer par une étape d'apprentissage durant laquelle l'algorithme détermine l'ensemble le plus efficace de paires de récepteurs. Le choix de ces paires

joue un rôle primordial car il a un impact sur les chances de réussite de la localisation. En effet, HPB fait l'intersection des zones obtenues pour chaque paire de récepteurs.

Nous pourrions en déduire que la précision de l'algorithme augmente avec le nombre de paires utilisées. Cependant les chances de réussite diminuent car il suffit qu'une de ces paires exclue la position de l'émetteur, pour faire échouer la localisation. En fait, la probabilité que l'émetteur se trouve dans l'intersection de  $k$  régions est  $\rho^k$  où  $\rho$  est le degré de confiance choisi. Il est donc nécessaire de trouver un ensemble minimal de paires qui offre les meilleures chances de réussite sans trop altérer la précision.

Bhatia (2010) a proposé d'utiliser des antennes *four-square* afin d'améliorer l'algorithme HPB. Elle utilise ce type d'antenne pour déterminer de quelle direction provient le signal. Plus précisément, l'antenne peut permettre de diviser le plan en quatre secteurs et de déterminer de quel quadrant provient le signal - voir figure 2.1.

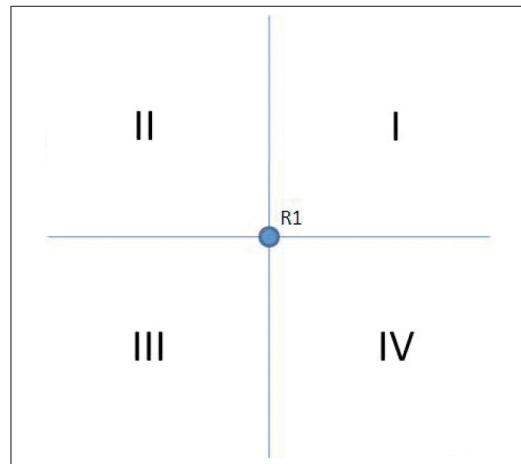


Figure 2.1 Les quatre quadrants d'une antenne *four-square*.  
Adapté de Bhatia (2010)

Bhatia (2010) divise la zone de localisation en neuf secteurs grâce à quatre récepteurs placés en carré - voir figure 2.2.

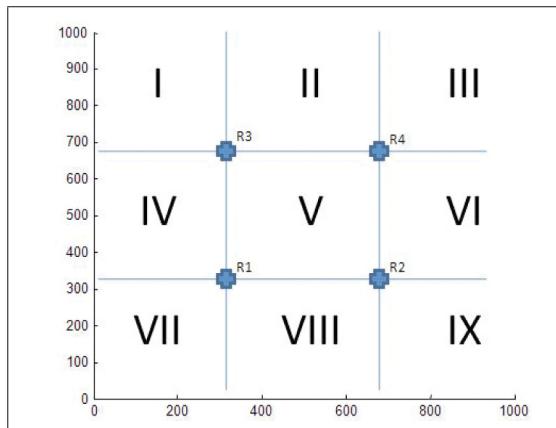


Figure 2.2 La division du plan en neuf secteurs.  
Tirée de Bhatia (2010)

De cette manière, si l'ensemble d'antennes détermine que l'émetteur est dans le secteur Nord-Est et que la zone obtenue grâce à l'algorithme HPB chevauche plusieurs secteurs, il suffit de prendre l'intersection de cette zone et du secteur désigné pour affiner la précision de l'algorithme.

Les mécanismes basés sur HPB héritent d'une de ses faiblesses. Ils doivent tous faire une hypothèse sur la puissance de transmission  $P$  de l'émetteur.

Finalement, Carrington (2011) reprend l'idée d'utiliser les antennes *four-square* et elle optimise son utilisation. Elle les utilise pour mesurer l'angle d'arrivée du signal et localiser l'émetteur grâce à la triangulation.

Elle propose également un mécanisme permettant de localiser l'émetteur avec une seule antenne *four-square*. Ce type de récepteur est composé de quatre antennes directionnelles. Ces éléments sont placés en carré d'un quart de longueur d'onde de côté. La différence de phase relevée entre deux éléments permet de déterminer un angle. Cet angle donne deux directions symétriques par rapport à la droite passant par les deux éléments. Ces directions sont représentées par des demi-segments ayant pour origine le point au milieu des deux éléments - voir la figure 2.3. Avec une seule paire, il n'est pas possible de déterminer le demi-segment qui pointe

vers l'émetteur. Il faut alors utiliser plusieurs paires. Carrington (2011) utilise les paires verticales et horizontales. Elle exclut donc les deux paires en diagonale. Pour chaque combinaison de deux paires, elle détermine le point d'intersection entre les demi-segments. Certaines de ces intersections sont situées dans l'antenne même ou très proche. Ces dernières doivent être exclues. Pour cela, Carrington (2011) choisit de sélectionner l'intersection la plus éloignée de l'antenne *four-square*. C'est alors la position retenue comme étant la position d'émission. La figure 2.3 affiche les quatre éléments d'une antenne et les demi-segments des paires verticales et horizontales.

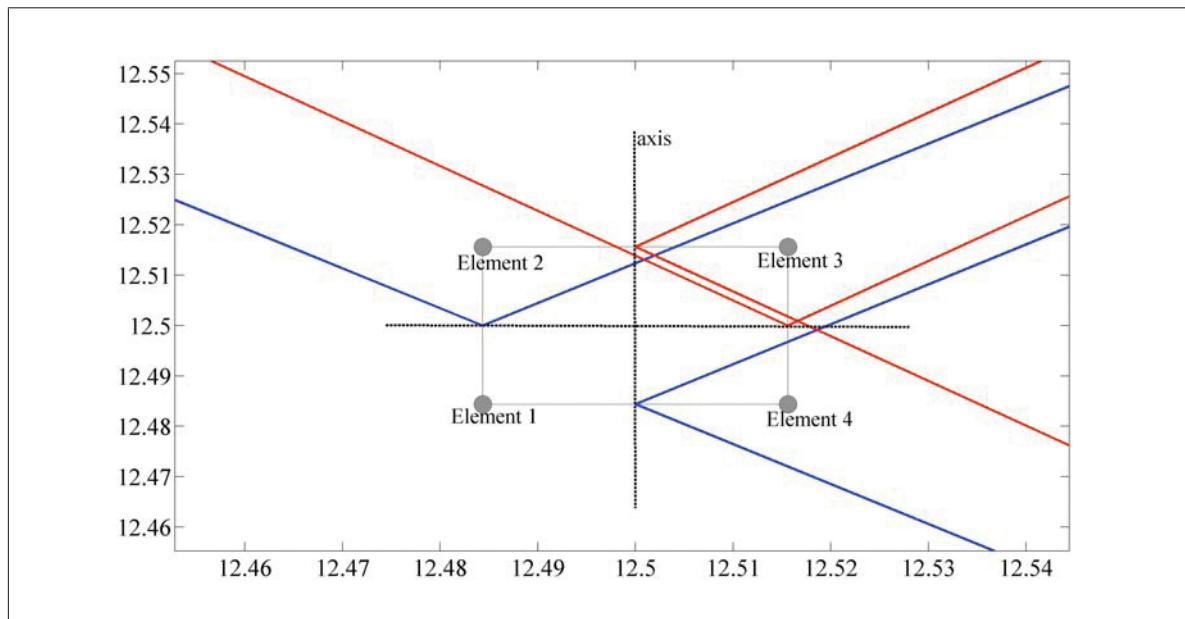


Figure 2.3 Utilisation d'une seule antenne *four-square* pour localiser un émetteur.  
Tirée de Carrington (2011)

## 2.2 Auto-localisation

Garcia-Alfaro *et al.* (2010) se sont intéressés au *Problème II - Problème d'auto-localisation*. Le récepteur cherche à se localiser en s'aidant des informations de ses voisins. Ils proposent une méthode de localisation et analysent son comportement lorsque celle-ci subit une attaque *Gêne à la localisation* (section 1.3.1). Leur méthode consiste à utiliser la trilateration (section 1.1.2)

avec un petit ensemble de nœuds voisins pour déterminer les positions possibles du nœud à localiser. La taille des ensembles testée est de deux ou trois voisins. Ils obtiennent alors une liste de positions, une position par triplet ou deux positions par paire. Ils décrivent alors plusieurs algorithmes pour déterminer la position à retenir parmi cette liste. Les auteurs ont calculé le nombre de nœuds défaillants que le système peut supporter tout en permettant au nœud de se localiser. Ce nombre limite diffère selon les capacités des attaquants et selon l'algorithme utilisé. Pour cela les attaquants sont définis selon trois paramètres :

- a. la capacité d'écouter aucun, un ou deux voisins honnêtes ;
- b. la capacité de mentir sur sa position ou sa distance ;
- c. la capacité de se concerter pour mener une attaque coordonnée.

Il existe deux types de nœuds pouvant fournir des informations erronées : les nœuds malveillants et les nœuds défaillants. Prenons l'exemple d'un voisin défaillant qui n'aurait pas réussi à se localiser correctement auparavant mais qui ne cherche pas à attaquer le réseau. Il sera alors considéré comme un nœud ne se concertant pas et mentant sur sa position sans utiliser d'informations sur ses voisins.

Les auteurs ont démontré que mentir sur sa position et sa distance ou seulement sur l'une des deux a la même conséquence pour le système. Il suffit donc que l'attaquant puisse mentir sur l'une des deux informations. La capacité d'écouter les voisins permet de recueillir des informations utiles sur eux et ainsi réduire le nombre de nœuds malhonnêtes nécessaires.

La méthode la plus efficace retenue par Garcia-Alfaro *et al.* (2010) est l'algorithme *Majority-ThreeNeighborSignal* qui est basé sur des triplets de voisins et sélectionne la position qui résulte de la trilateration pour la majorité des triplets. Dans le pire des cas, lorsque les attaquants collaborent et qu'ils peuvent écouter au moins deux voisins honnêtes, cet algorithme peut permettre à un nœud de se localiser si l'inéquation suivante (Garcia-Alfaro *et al.*, 2010)

est respectée :

$$n^3 - 3(2l + 1)n^2 + 2(3l^2 + 6l + 1)n - (2l^3 + 6l^2 + 4l) > 0 \quad (2.9)$$

où  $n$  est le nombre de nœuds voisins aidant à la localisation, incluant les nœuds honnêtes et les menteurs.  $l$  est le nombre de nœuds qui mentent. Le Tableau 2.2 représente quelques valeurs qui respectent cette inégalité.

Tableau 2.2 Nombre minimum de voisins nécessaires pour qu'un nœud puisse se localiser avec l'algorithme *Majority-ThreeNeighborSignal* en fonction du nombre de menteurs

Tiré de Garcia-Alfaro *et al.* (2010)

Nombre de menteurs ( $l$ )	Nombre minimum de voisins ( $n$ )
1	6
2	9
3	12
4	15
5	18
10	35
15	52
20	69

Garcia-Alfaro *et al.* (2010) proposent également des algorithmes avec un ou plusieurs nœuds de confiance. Cela permet de supporter un plus grand nombre de nœuds malveillants pour un même nombre de voisins. Cependant ces nœuds de confiance sont vulnérables puisqu'ils sont nominatifs et qu'ils peuvent facilement être détectés et ensuite pris pour cible. Une attaque de dénis de service (DoS) sur ces ancrés empêcherait le bon fonctionnement de la localisation.

Shi *et al.* (2010) ont amélioré l'algorithme *Majority-ThreeNeighborSignal* proposé par Garcia-Alfaro *et al.* (2010). Après s'être localisé, un nœud crée une liste noire des triplets qui ont menti. Les récepteurs se transmettent alors ces listes et réitèrent le processus de localisation en excluant les triplets apparaissant dans ces listes noires. En renouvelant l'opération plusieurs

fois, un récepteur a plus de chance de se localiser malgré la présence d'un plus grand nombre d'émetteurs malhonnêtes. La mise en commun des informations sur les nœuds permet également de se protéger contre les attaques *Evil Ring* puisque l'attaquant transmet des positions différentes en fonction du voisin qui se localise.

Hwang *et al.* (2008) propose un système permettant aux nœuds d'un réseau de se localiser les uns par rapport aux autres tout en empêchant les nœuds malveillants d'écouter les informations géographiques de leurs voisins. Pour cela, ils utilisent la trilateration en calculant les distances avec une amélioration de la méthode de différence du temps d'arrivée décrite en section 1.2.2. Tous les nœuds jouent simultanément les rôles de nœud à localiser et d'émetteur. Normalement, les nœuds transmettent les deux signaux (de différentes fréquences) simultanément. Cependant, pour cacher les distances aux nœuds malveillants, ils émettent les deux signaux de manière différée. Une fois que tous les nœuds ont émis les deux signaux, ils transmettent le temps qu'ils ont inséré entre les deux émissions. Ainsi tous les nœuds peuvent calculer les distances les séparant les uns des autres. Cela comprend également les nœuds malveillants mais ceux-ci ne peuvent plus utiliser ces informations pour mentir efficacement. Ensuite les nœuds se localisent grâce à la trilateration. Ce système ne permet pas d'ajouter un nœud après le processus de localisation puisque si l'on réitérait la localisation, les nœuds malveillants seraient en possession des informations sur les autres nœuds.

Giorgetti *et al.* (2008) proposent un mécanisme qui se base sur la connectivité entre le nœud à localiser et ses voisins. Pour cela, le système mesure les valeurs des *RSS* des signaux reçus provenant des voisins. Ces valeurs permettent de connaître la connectivité entre les nœuds. Si la puissance donnée est inférieure à un seuil de référence  $RSS_{th}$ , le nœud et le voisin correspondant sont dits déconnectés. Sinon ils sont dits connectés. La probabilité  $p$  que les nœuds soient connectés nous permet d'estimer la distance séparant l'émetteur et le récepteur.

Les auteurs utilisent également le modèle *Log-normal Shadowing* pour convertir ces puissances en distances. Ils déduisent alors la distance de référence  $d_{th}$  avec la puissance de référence  $RSS_{th}$  dans un environnement non bruité.

$$d_{th} = d_0 \times 10^{\frac{RSS_0 - RSS_{th}}{10n}} \quad (2.10)$$

où  $RSS_0$  est la puissance moyenne reçue à la distance de référence  $d_0$ .  $RSS_0$  peut donc s'écrire comme suit :

$$RSS_0 = P - \bar{L}(d_0) \quad (2.11)$$

où  $P$  est la puissance d'émission et  $\bar{L}(d_0)$  est la perte moyenne de puissance sur la distance de référence.  $RSS_0$  dépend donc de la puissance d'émission qui n'est pas forcément connue.

Lorsque les nœuds sont connectés,  $RSS$  est supérieur à  $RSS_{th}$ . Dans un environnement idéal sans bruit, nous pourrions dire que la distance réelle  $d$  séparant les deux nœuds est inférieure à  $d_{th}$ . Dans un environnement bruité, lorsque  $d_{th}$  est égale à la vraie distance  $d$ , les nœuds auront une probabilité de 0.5 d'être connectés puisque le bruit est une variable aléatoire normale de moyenne nulle. Plus précisément, les nœuds seront connectés lorsque le bruit sera négatif et inversement, ils seront déconnectés lorsque le bruit sera positif.

Si la probabilité  $p$  d'être connectés est plus faible que 0.5, la distance  $d$  est plus grande que  $d_{th}$  et inversement si la probabilité d'être connectés est plus grande que 0.5, la distance  $d$  est plus petite que  $d_{th}$ .

Les auteurs définissent  $d_{th}^*$  la distance de référence à sélectionner pour maximiser l'information de Fisher. Ils nomment cette limite la valeur optimale de connectivité (*Optimal Connectivity Value*) qu'ils obtiennent indépendamment des paramètres de l'environnement et de la densité de nœuds du réseau. Ils ont démontré au préalable qu'une connexion a davantage d'informa-

tion lorsque deux nœuds sont proches l'un de l'autre et lorsque la distance  $d_{th}$  sélectionnée est proche de la distance réelle. Pour maximiser l'information par connexion, il faut donc choisir un  $d_{th}$  le plus faible possible. Or si la distance  $d_{th}$  sélectionnée est trop faible (par exemple  $r_1$ ), le périmètre du cercle de rayon  $d_{th}$  sera faible et il y aura peu de nœuds dont la distance réelle est proche de  $d_{th}$ . À l'inverse, pour maximiser le nombre de nœuds dont  $d$  est proche de  $d_{th}$ , il faut sélectionner un grand  $d_{th}$  (par exemple  $r_3$ ) car le périmètre sera plus grand. Cependant chacun de ces points apportera peu d'information. Il faut donc trouver un compromis entre le nombre de nœuds utiles et la quantité d'information par nœud. La figure 2.4 illustre l'augmentation du nombre de nœuds qui sont à une distance  $d_{th}$  lorsque  $d_{th}$  augmente.

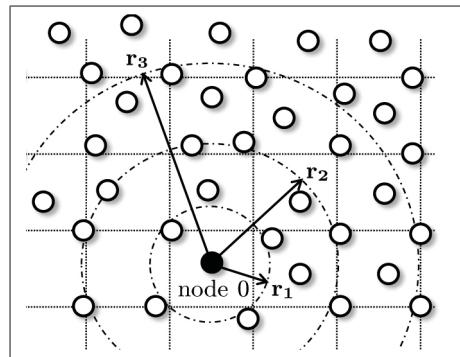


Figure 2.4 Nombre de nœuds utiles en fonction de  $d_{th}$ .  
Tirée de Giorgetti *et al.* (2008)

Giorgetti *et al.* (2011) comparent leur méthode basée sur la connectivité, décrite précédemment, avec des mécanismes de localisation basés sur les distances calculées avec les RSS mesurés. Ils démontrent grâce à l'information de Fisher que lorsque la connectivité devient trop faible, l'information des mécanismes basés sur le calcul des distances baisse considérablement contrairement aux mécanismes basés sur la connectivité. Ils fournissent les outils permettant de déterminer le mécanisme à utiliser selon son propre cas.

### 2.3 Validation de localisation

Waters et Felten (2003) traitent un problème ultérieur à la localisation. Ils proposent un système qui permet à un utilisateur de prouver sa position connue à une entité extérieure. Pour cela, ils utilisent le TOA d'un aller-retour entre l'utilisateur et un serveur nommé *Location Manager*. Ainsi l'entité qui souhaite s'assurer de la position de l'utilisateur a la preuve que ce dernier est à proximité du serveur. Leur système assure l'intégrité de l'information ainsi que l'intimité des deux entités. Ils proposent également d'affiner la localisation en recoupant les informations de plusieurs *Location Manager*. Les limites de ce système sont la vulnérabilité des serveurs aux attaques DoS et le besoin d'avoir un serveur à proximité.

Brands et Chaum (1994) traitent un problème assez similaire à celui traité par Waters et Felten (2003). Ils proposent un système permettant à une entité de prouver sa proximité d'un vérificateur. Ce système est basé sur le TOA du plus long aller-retour parmi  $k$  allers-retours. Il calcule la distance maximum séparant les deux entités à partir du temps du plus long aller-retour. Il empêche l'attaquant de "raccourcir" cette distance en imposant une réponse dépendante du bit reçu. De cette manière, l'attaquant ne peut pas transmettre son bit de retour sans avoir reçu le bit aller. Plus la valeur de  $k$  choisie par l'utilisateur est grande, plus les chances que l'attaquant trouve aléatoirement le bon ensemble de bits sont faibles. En fait, la probabilité décroît exponentiellement en fonction de  $k$ . Cependant lorsque  $k$  grandit, le processus est plus long à répondre et utilise plus de ressources. Le système proposé protège également contre les attaques MitM en signant un message avec tous les bits échangés, à la fin de processus. Ainsi le temps durant les allers-retours n'est pas impacté par le temps de cryptage. Cela n'a donc pas d'effet sur la distance mesurée.

## CHAPITRE 3

### PROBLÈMES DE HPB

Malheureusement, l'algorithme HPB tel que présenté par Laurendeau et Barbeau (2008) a quelques incohérences. Leur approximation de la différence de variables log-normales est erronée. Supposons que l'émetteur ait transmis son signal avec une puissance  $P$  et que les valeurs  $RSS_1$  et  $RSS_2$  dénotent la puissance résiduelle des signaux reçus par le récepteur  $R_1$  et le récepteur  $R_2$ , respectivement.

Les équations (2.2) et (2.3) permettent de dériver simplement les inégalités suivantes :

$$\begin{aligned} d_i^-(P) - d_j^-(P) \\ d_i^-(P) - d_j^+(P) < & d_i^+(P) - d_j^-(P) \\ d_i^+(P) - d_j^+(P) \end{aligned}$$

En fait, ces quatre valeurs forment un treillis dont le supremum  $\Delta_{i,j}^+(P)$  est égal à  $d_i^+(P) - d_j^-(P)$  et l'infimum  $\Delta_{i,j}^-(P)$  est égale à  $d_i^-(P) - d_j^+(P)$ .

Sachant que  $P \in [P^- \dots P^+]$ , il est possible de déterminer le supremum maximal et l'infimum minimal sur cet intervalle :

$$\Delta_{i,j}^+ = \max_{P \in [P^- \dots P^+]} \Delta_{i,j}^+(P) \quad (3.1)$$

$$\Delta_{i,j}^- = \min_{P \in [P^- \dots P^+]} \Delta_{i,j}^-(P). \quad (3.2)$$

Laurendeau et Barbeau (2008) ont défini ces valeurs différemment – voir les équations (2.4) et (2.5) présentées au chapitre précédent. De ce fait, l'approche proposée dans ce chapitre est une variante de l'algorithme HPB tel que proposé par Laurendeau et Barbeau (2008).

Malheureusement, l'infimum  $\Delta_{i,j}^-(P)$  n'atteint pas toujours sa valeur minimale avec la borne inférieure  $P^-$ . Ainsi,

$$\Delta_{i,j}^-(P) = d_0 \times 10^{\frac{P}{10n}} [10^{\frac{-RSS_i - \bar{L}(d_0) - z_\rho \sigma}{10n}} - 10^{\frac{-RSS_j - \bar{L}(d_0) + z_\rho \sigma}{10n}}].$$

Or,  $10^{\frac{-RSS_i - \bar{L}(d_0) - z_\rho \sigma}{10n}} - 10^{\frac{-RSS_j - \bar{L}(d_0) + z_\rho \sigma}{10n}} < 0$  si  $RSS_j - 2z_\rho \sigma < RSS_i$ . Dans ce cas, la fonction  $\Delta_{i,j}^-(P)$  est strictement décroissante sur l'intervalle  $[P^- \dots P^+]$  et atteint sa valeur minimale lorsque  $P = P^+$ .

De façon similaire, si  $RSS_j + 2z_\rho \sigma < RSS_i$ , la fonction  $\Delta_{i,j}^+(P)$  est strictement décroissante sur l'intervalle  $[P^- \dots P^+]$  et atteint sa valeur maximale lorsque  $P = P^-$ .

Les divers cas devant être traités sont présentés dans le tableau 3.1.

Tableau 3.1 Définition des bornes de l'intervalle de confiance

Cas	$\Delta_{i,j}^-$	$\Delta_{i,j}^+$
I : $RSS_i < RSS_j - 2z_\rho \sigma$	$\Delta_{i,j}^-(P^-)$	$\Delta_{i,j}^+(P^+)$
II : $RSS_j - 2z_\rho \sigma < RSS_i < RSS_j + 2z_\rho \sigma$	$\Delta_{i,j}^-(P^+)$	$\Delta_{i,j}^+(P^+)$
III : $RSS_j + 2z_\rho \sigma < RSS_i$	$\Delta_{i,j}^-(P^+)$	$\Delta_{i,j}^+(P^-)$

Fait à remarquer, ces cas sont totalement symétriques, contrairement à l'algorithme HBP. Dans ce cas, il n'y a aucun avantage à considérer les bornes de  $d_E(p, p_i) - d_E(p, p_j)$  et de  $d_E(p, p_j) - d_E(p, p_i)$ .

Considérons le Cas I où  $RSS_i < RSS_j - 2z_\rho \sigma$  (ou de façon équivalente  $RSS_i + 2z_\rho \sigma < RSS_j$ ). D'une part,

$$\Delta_{i,j}^-(P^-) < d_E(p, p_i) - d_E(p, p_j) < \Delta_{i,j}^+(P^+). \quad (3.3)$$

D'autre part,

$$\Delta_{j,i}^-(P^+) < d_E(p, p_j) - d_E(p, p_i) < \Delta_{j,i}^+(P^-) \quad (3.4)$$

$$-\Delta_{j,i}^+(P^-) < d_E(p, p_i) - d_E(p, p_j) < -\Delta_{j,i}^-(P^+). \quad (3.5)$$

Mais par définition,

$$\begin{aligned} -\Delta_{j,i}^-(P^+) &= -(d_j^-(P^+) - d_i^+(P^+)) \\ &= \Delta_{i,j}^+(P^+) \\ -\Delta_{j,i}^+(P^-) &= -(d_j^+(P^-) - d_i^-(P^-)) \\ &= \Delta_{i,j}^-(P^-). \end{aligned}$$

La symétrie des Cas II et III peut être démontrée de façon similaire.

L'algorithme HPB doit donc être modifié en fonction des bornes présentées dans le tableau 3.1. Malheureusement, une fois modifié, l'algorithme ne donne plus des résultats très discriminants comme le démontrent les exemples présentés dans le tableau 3.2. Ces valeurs ont été obtenues en simulant la propagation d'un signal vers deux récepteurs de confiance grâce à l'équation (1.20). Pour ces simulations, les coordonnées des récepteurs  $R_1$  et  $R_2$  étaient (350, 500) et (650, 500), respectivement. La puissance de transmission  $P$  utilisée par l'émetteur était de 30 dBm. Finalement, les paramètres  $n = 2.76$  et  $\sigma = 5.62$  ont été utilisés pour caractériser l'environnement.

Puisque la propagation d'un signal dans un environnement est un processus aléatoire, sa puissance résiduelle peut fluctuer. Il est donc possible pour un exemple donné de faire face aux différents cas du tableau 3.1 – p. ex., Exemple 2.

Une fois que les puissances résiduelles des signaux sont connues, il est possible de déterminer les bornes selon les équations du Tableau 3.1 ou les équations de l'algorithme HPB. Ainsi en

Tableau 3.2 Exemple, données mesurées

Exemple	Position $p$ de l'émetteur	$RSS_1$ (en dBm)	$RSS_2$ (en dBm)	Valeur réelle $d_1 - d_2$
Ex1 Cas II	(675,600)	-73.2	-71.8	237
Ex2 Cas II	(675,550)	-72.9	-54.8	273
Ex2 Cas I	(675,550)	-83.3	-55	273
Ex3 Cas I	(660,510)	-76.8	-36.6	296
Ex4 Cas II	(500,550)	-73.9	-59.0	0
Ex5 Cas II	(500,550)	-76.9	-69.3	0

utilisant les valeurs du Tableau 3.2 et en choisissant un intervalle de puissance de  $[15 \dots 40]$  et un paramètre  $z_\rho$  de 1.96, correspondant à un intervalle de confiance de 95%, nous obtenons les résultats présentés dans le tableau 3.3. Ce dernier tableau affiche les bornes inférieure et supérieure permettant d'encadrer la différence  $(d_1 - d_2)$  selon un degré de confiance de 95% pour les algorithmes HPB et HPB revisité.

Tableau 3.3 Exemples de bornes pour un intervalle de confiance de 95%

Exemple	Bornes de $(d_1 - d_2)$		Bornes de $(d_1 - d_2)$ Version revisitée	
	HBP (Laurendeau et Barbeau, 2008)			
Ex1 Cas II	-102	119	-822	965
Ex2 Cas II	-8	131	-68	1059
Ex2 Cas I	169	319	21	2574
Ex3 Cas I	188.7	187.7	23	1511
Ex4 Cas II	-19	142	-155	1140
Ex5 Cas II	-70	175	-571	1406

À noter que lorsque deux récepteurs sont à une distance  $d_R$  l'un de l'autre, la valeur absolue de la différence des distances entre un point dans le plan et les récepteurs ne peut pas être supérieure à  $d_R$ . Cette borne est dérivée à partir de l'inégalité du triangle suivante. Soit un triangle de côté  $a$ ,  $b$  et  $c$ , quelque soit ce triangle, la différence  $a - b$  respectera l'inégalité

suivante :

$$-c < a - b < c \quad (3.6)$$

Les bornes du Tableau 3.3 devraient donc être tronquées à  $-300$  ou  $+300$ . Au delà de ces bornes, il n'y a aucune solution dans  $\mathbb{R}$ . Malheureusement, pour les Exemples 1 et 5, les deux bornes obtenues sont au delà de ces bornes. Elles sont donc totalement inutiles. Pour les autres exemples, les bornes définissent des espaces de solutions correspondant à des demi-plans. Malgré tout, ces demi-plans contiennent bien les emplacements des émetteurs – contrairement à l'algorithme HPB original.

Il n'est pas vraiment surprenant que les bornes obtenues pour les exemples satisfaisant les conditions du cas II ne soient pas forcément utiles. Telles que présentées, les bornes ne sont définies que par la valeur de  $P^+$ . Ainsi, l'incertitude sur la puissance d'émission ne semble jouer aucun rôle, ce qui est contre-intuitif.

Les exemples présentés jusqu'à maintenant sont bien représentatifs des diverses possibilités auxquelles doit faire face l'algorithme HPB. Bien que le problème de localisation consiste à localiser un émetteur à partir de la mesure d'un signal par un ensemble de récepteurs de confiance, il est possible de montrer que l'algorithme HPB donne des résultats erronés pour la majorité des cas pour une position extrême de l'émetteur telle que  $(660, 510)$  – Ex. 3 du Tableau 3.2. La figure 3.1 illustre un tel cas où 200 simulations indépendantes ont été faites. À chaque itération, la propagation du signal vers chacun des deux récepteurs est simulée grâce à l'équation (1.20).

Dans les deux graphiques de la figure, la ligne horizontale indique la différence réelle entre  $d_1 = d_E(p, R_1)$  et  $d_2 = d_E(p, R_2)$  tandis que la ligne verticale délimite les Cas I (à gauche) et les Cas II (à droite) – en fait, ces dernières itérations peuvent tout simplement être ignorées. La courbe noire indique la borne supérieure estimée pour  $d_1 - d_2$  tandis que la courbe plus claire

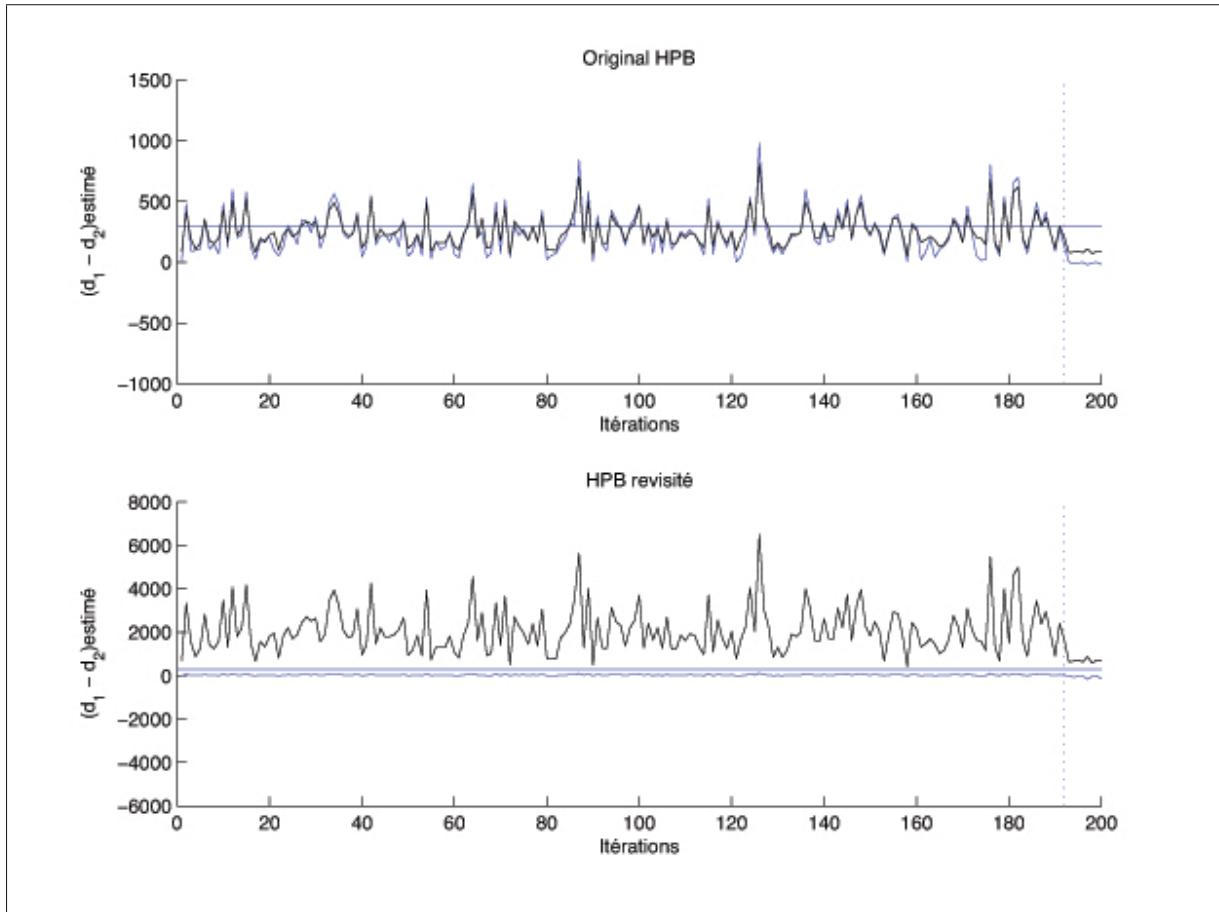


Figure 3.1 Simulations de la propagation d'un signal émis par un émetteur localisé au point (660, 510).

indique la borne inférieure. Il est clair que lorsque les puissances résiduelles des signaux reçus satisfont la condition du Cas I, l'algorithme HPB donne des résultats totalement erronés.

La position de l'émetteur joue un rôle crucial dans le dernier exemple. Ainsi, si l'émetteur est déplacé vers une position moins extrême telle que (550, 600), l'algorithme HPB donne des bornes relativement strictes. Malheureusement, ces bornes ne sont pas toujours cohérentes comme le démontre la figure 3.2. Dans cet exemple, la valeur réelle de  $d_1 - d_2$  n'est pas comprise entre les bornes lors de 33 itérations. Heureusement, il est possible de réduire ce nombre

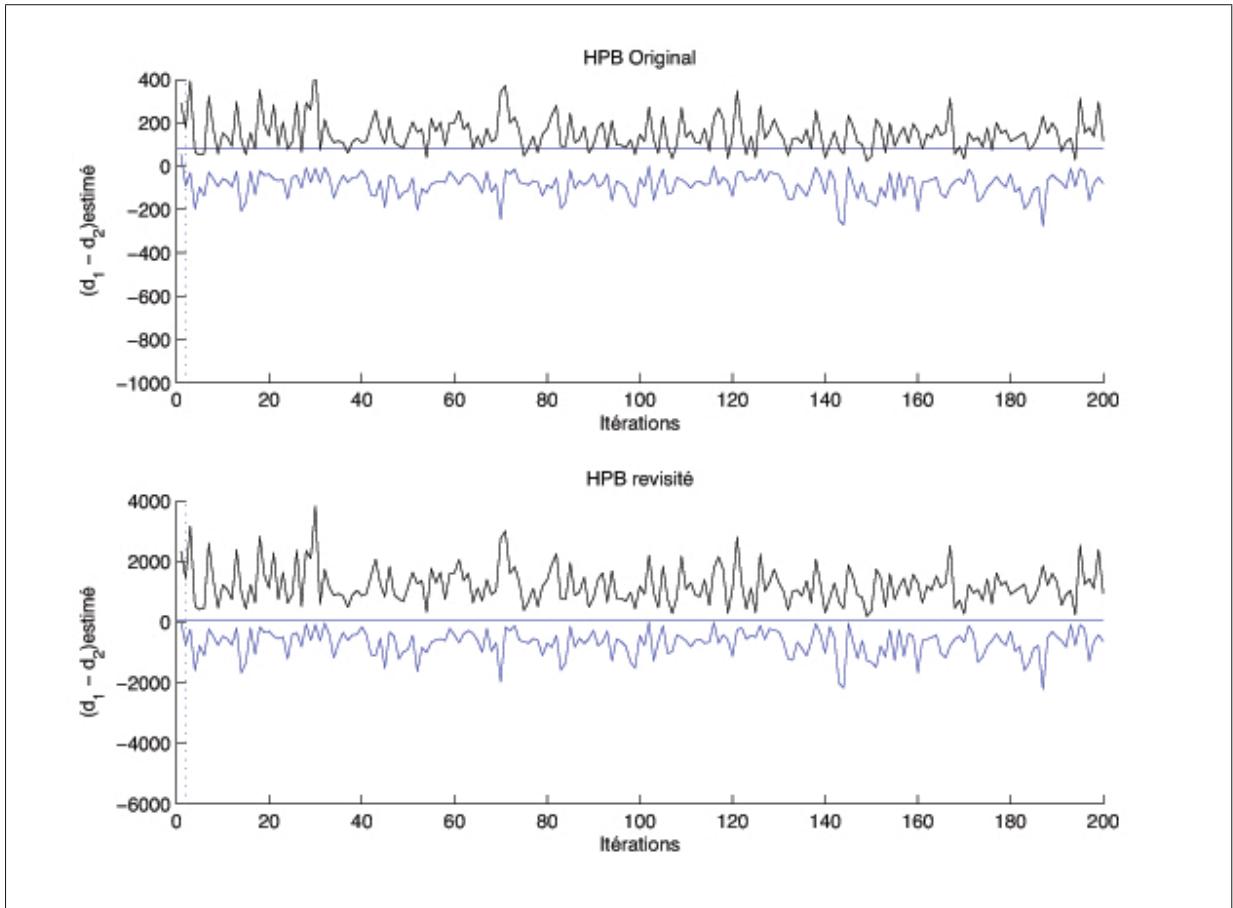


Figure 3.2 Simulations de la propagation d'un signal émis par un émetteur localisé au point (550, 600).

considérablement en éloignant légèrement l'émetteur. Ainsi, lorsque l'émetteur se retrouve à (550, 800), le nombre d'itérations où les bornes sont incohérentes est moins de 2%.

En éloignant l'émetteur des récepteurs, les puissances résiduelles des signaux reçus satisfont généralement la condition du Cas II du tableau 3.1. Bien que cohérentes, les bornes dérivées de l'algorithme HPB sont trop optimistes. Elles ne correspondent pas aux bornes pouvant être observées expérimentalement.

Les forts taux d'erreurs relevés précédemment ne sont, cependant, pas des cas isolés. La figure 3.3 fait apparaître en rouge la zone où l'algorithme HPB Original a des taux d'erreurs

de localisation supérieurs à 20% si l'émetteur se trouve dans cette zone. Lorsque l'émetteur se situe dans la zone verte, l'algorithme HPB Original a un taux d'erreurs compris entre 10% et 20%. Dans la zone bleue, le taux d'erreur est inférieur à 10%. Pour cette simulation, le signal est émis à une puissance de  $30dBm$  et nous supposons avec HPB Original que la puissance d'émission est comprise dans l'intervalle  $[20 \dots 40]dBm$ .

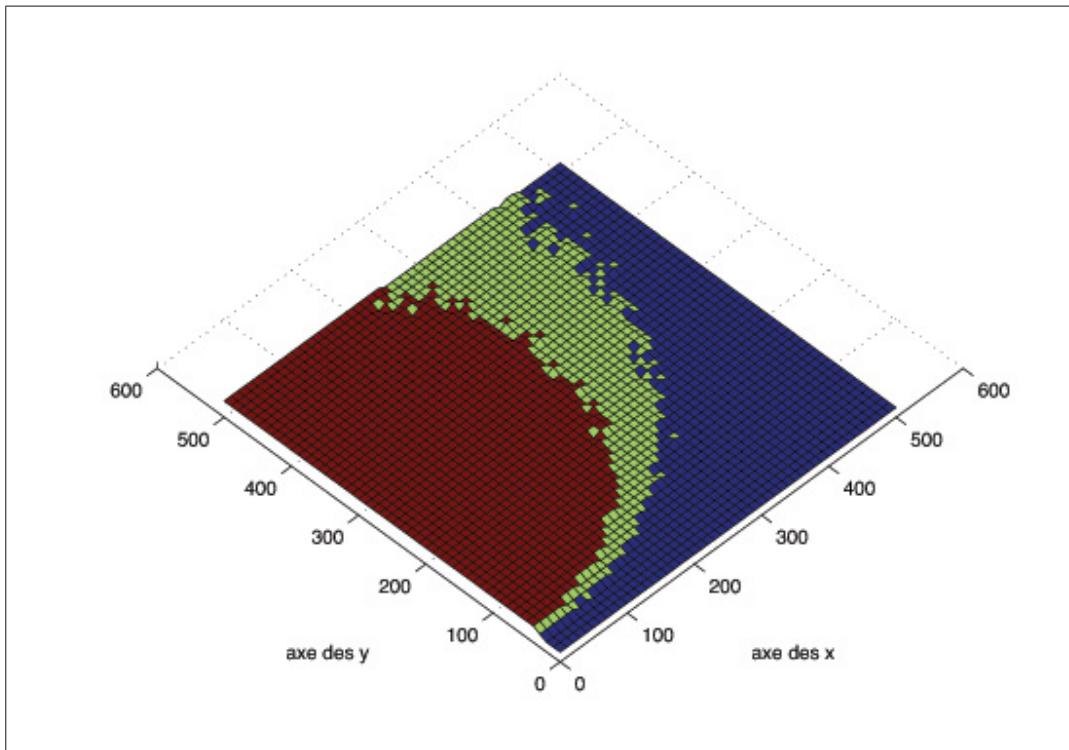


Figure 3.3 Taux d'erreurs de localisation avec HPB Original selon la zone d'émission. En rouge, un taux d'erreurs supérieur à 20%. En vert, un taux d'erreurs compris entre 10% et 20%. En bleu, un taux d'erreur inférieur à 10% sur 1000 simulations par point d'émission.

La figure 3.4 montre que le taux d'erreurs de HPB Original atteint même un pic à 100% d'erreurs pour une position d'émission.

Lorsque nous utilisons la version revisitée de HPB, nous obtenons alors un taux d'erreurs inférieur à 5% quelque soit la position d'émission. Ce taux d'erreurs est illustré dans la figure 3.5.

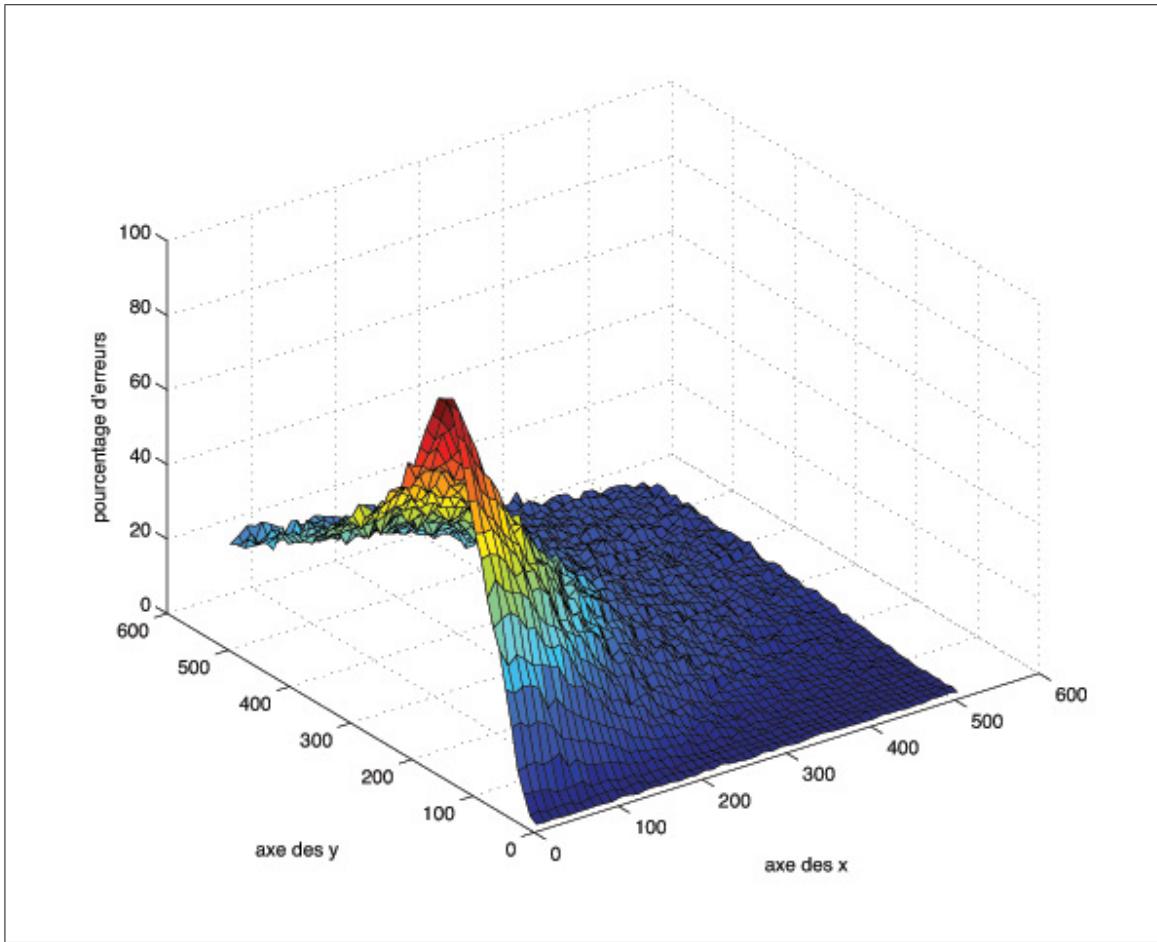


Figure 3.4 Taux d'erreurs de localisation avec HPB Original selon la position d'émission sur 1000 simulations par position d'émission.

Supposons que nous simulions l'émission d'un signal de puissance  $P^*$  à partir de la position  $p$ . La puissance résiduelle du signal reçu par chacun des deux récepteurs peut être dérivée de l'équation (1.20). À partir des valeurs  $RSS_1$  et  $RSS_2$  obtenues, il est possible d'estimer la différence des distances  $d_1 - d_2$  grâce à l'équation suivante :

$$d_0 \times 10^{\frac{P^* - RSS_1 - \bar{L}(d_0)}{10n}} - d_0 \times 10^{\frac{P^* - RSS_2 - \bar{L}(d_0)}{10n}} \quad (3.7)$$

Malheureusement, la puissance d'émission  $P^*$  n'est pas connue. Il faut donc remplacer cette valeur dans l'équation par  $P^-$  ou  $P^+$ . La figure 3.6 présente la distribution d'une simulation

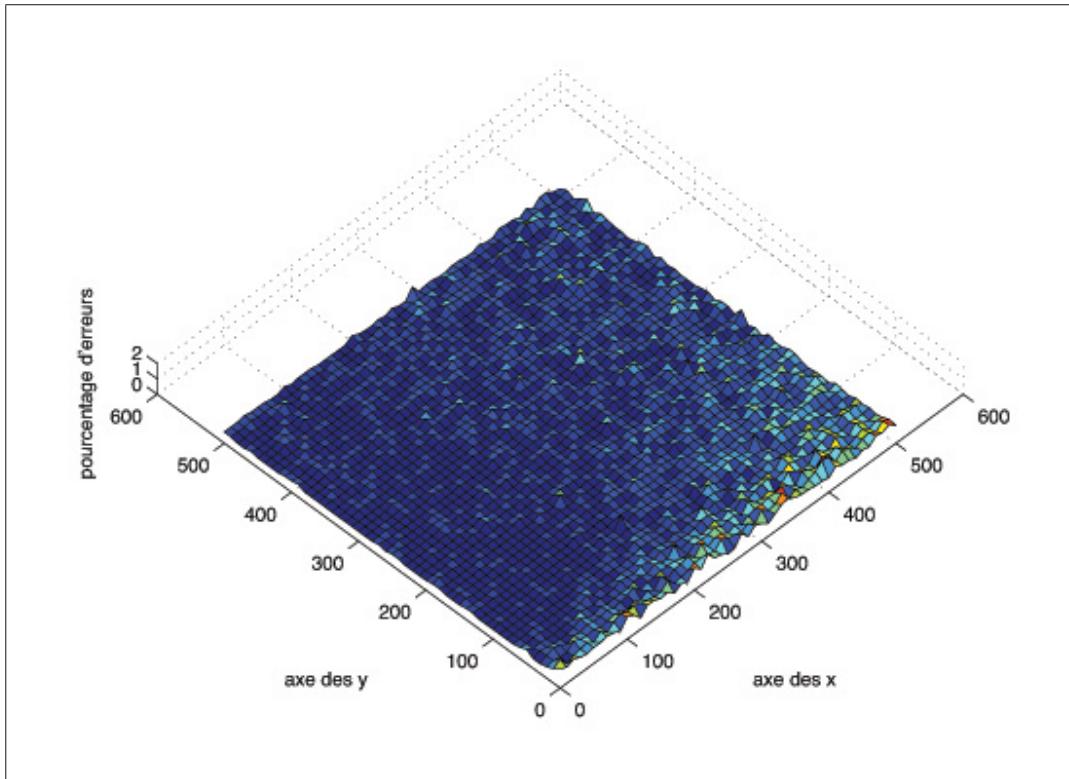


Figure 3.5 Taux d'erreurs de localisation avec HPB Revisité selon la position d'émission sur 1000 simulations par position d'émission.

de 100,000 évaluations de cette dernière équation. Les  $RSS_1$  et  $RSS_2$  sont calculés pour un émetteur localisé au point (550, 800) à une puissance de  $P^*$  de 30dBm. En fait, le résultat correspond à la distribution de la différence entre deux variables log-normales pour laquelle aucune distribution exacte n'est connue. La différence des distances  $d_1 - d_2$  est calculée selon l'équation (3.7). La puissance utilisée pour calculer cette différence diffère selon les histogrammes  $P^-$ ,  $P^*$  ou  $P^+$ . La droite en pointillé correspond à la différence réelle entre les deux distances.

À partir de la puissance minimale  $P^-$ , 97,5% des valeurs sont plus grandes que -133 ou plus petites que 175. Ces bornes correspondent aux droites verticales de la figure 3.6. Ainsi, un intervalle de confiance symétrique de 95% peut être obtenu. À partir de la puissance maximale

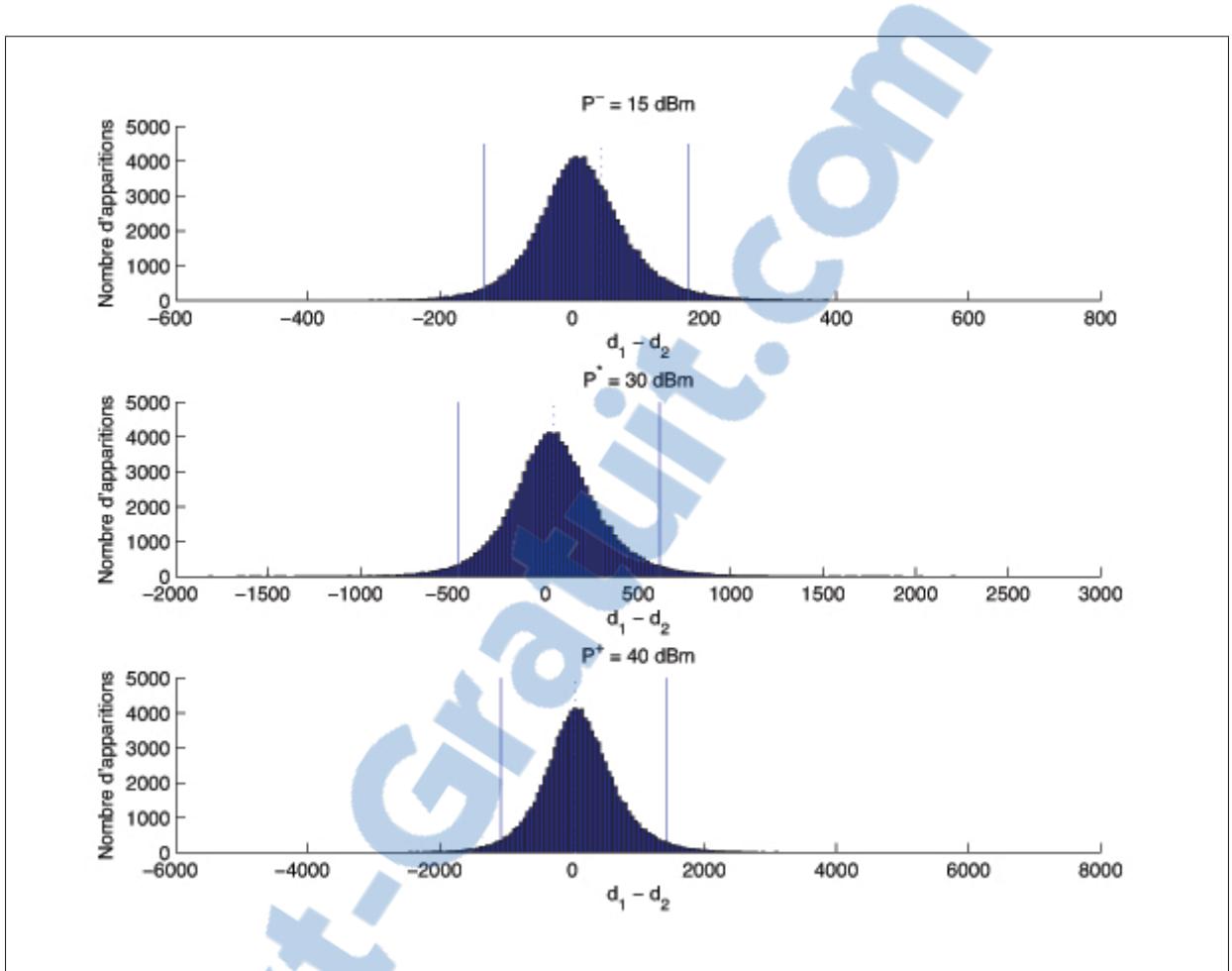


Figure 3.6 Distributions de la différence des distances  $d_1 - d_2$  calculée avec plusieurs puissance d'émission.

$P^+$ , ces bornes deviennent beaucoup moins strictes et s'établissent à  $-1076$  et  $1409$ , respectivement. En fait, ces différentes bornes sont étroitement liées. L'équation (3.7) peut être réécrite de la façon suivante :

$$d_0 \times 10^{\frac{P - [P^* - \bar{L}(d_0) - 10n \log(\frac{d_1}{d_0}) - X_1] - \bar{L}(d_0)}{10n}} - d_0 \times 10^{\frac{P - [P^* - \bar{L}(d_0) - 10n \log(\frac{d_2}{d_0}) - X_2] - \bar{L}(d_0)}{10n}} \quad (3.8)$$

Lorsque  $P = P^*$ , cette équation se réduit à

$$d_1 \times 10^{\frac{X_1}{10^n}} - d_2 \times 10^{\frac{X_2}{10^n}}. \quad (3.9)$$

Mais l'équation devient

$$10^{\frac{P^+ - P^*}{10^n}} \left[ d_1 \times 10^{\frac{X_1}{10^n}} - d_2 \times 10^{\frac{X_2}{10^n}} \right] \quad (3.10)$$

ou

$$10^{\frac{P^- - P^*}{10^n}} \left[ d_1 \times 10^{\frac{X_1}{10^n}} - d_2 \times 10^{\frac{X_2}{10^n}} \right] \quad (3.11)$$

si  $P = P^+$  ou  $P^-$ , respectivement.

En utilisant la borne  $-133$  dérivée de la puissance minimale  $P^-$  comme le fait l'algorithme HPB, au moins 21% des valeurs obtenues en utilisant la puissance d'émission réelle  $P^*$  serait plus petite que cette borne. Il est donc impossible de conclure que les bornes de HPB définissent un intervalle de confiance vraiment strict.

Finalement, signalons que pour la différence  $d_2 - d_1$ , l'histogramme serait simplement l'image miroir – symétrie axiale par rapport à la droite verticale passant par 0. Les bornes des intervalles de confiance seraient donc elles aussi inversées. Cela illustre à nouveau le fait qu'il n'y a aucun avantage à considérer à la fois  $d_1 - d_2$  et  $d_2 - d_1$ .

À lumière de ces exemples, nous pouvons conclure que l'algorithme HPB tel que présenté par Laurendeau et Barbeau (2008) donne des résultats ne respectant pas le degré de confiance sélectionné. Il peut être modifié mais le nouvel algorithme ne donne pas des résultats très discriminants.

## CHAPITRE 4

### ALGORITHMES PROPOSÉS

Dans ce chapitre, nous décrivons trois algorithmes permettant de localiser un émetteur à partir des mesures de *RSS*. L'approche de Monte-Carlo et l'algorithme des *New-York Style Bagels* sont deux mécanismes qui nécessitent une hypothèse sur la puissance d'émission tandis que l'algorithme des *Cercles* ne nécessite pas cette information.

#### 4.1 Approche de Monte-Carlo

Cette approche est une combinaison du principe de HPB et de RADAR (avec le modèle de propagation) de Bahl et Padmanabhan (2000). Elle se base sur le même principe que l'algorithme HPB en utilisant la différence des distances calculées à partir des puissances résiduelles des signaux reçus par les récepteurs. Tout comme RADAR, elle utilise une table de référence calculée au préalable à l'aide d'un modèle de propagation.

La distance estimée entre un émetteur et un récepteur telle que définie par l'équation (1.24) est une variable aléatoire dite *log-normale* (Grinstead et Snell, 1998). Ce que cherche donc à faire l'algorithme HPB est de trouver un intervalle de confiance pour une variable aléatoire correspondant à la différence de deux variables log-normales. Malheureusement, la distribution d'une telle variable est difficile à estimer. Il faut se rabattre sur des approximations ou des méthodes de Monte-Carlo.

##### 4.1.1 Variables aléatoires log-normales

Il existe plusieurs modèles permettant d'approximer la distribution de la somme de variables log-normales mais aucun modèle ne permet d'approximer la différence. Les modèles les plus connus sont ceux de Farley, Wilkinson et Schwartz et Yeh (Beaulieu et Xie, 2004; Beaulieu et Rajwani, 2004; Xie, 2002).

Beaulieu et Xie (2004) ont proposé un modèle cherchant à minimiser les erreurs d'approximation. Leur modèle ainsi que ceux cités précédemment se basent sur l'hypothèse que la somme de variables log-normales suit cette même loi. Une telle approximation est relativement précise lorsque le nombre de variables est petit.

Finalement, Beaulieu et Rajwani (2004) ont présenté des approximations plus précises pour certains cas restreints. Ils se sont limités à la somme d'au plus 20 variables indépendantes et identiquement distribuées ayant tous un écart-type de 6 ou 12dBm. Cependant dans notre cas, nous souhaitons faire la différence de deux variables log-normales non identiquement distribuées.

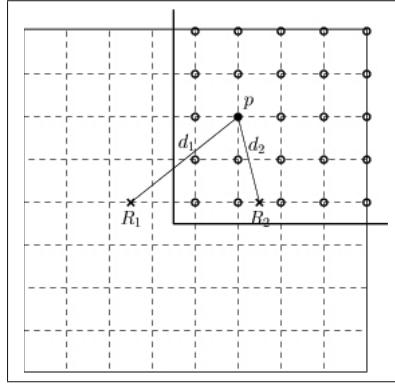
#### 4.1.2 Algorithme de Monte-Carlo

Puisqu'aucune approximation permettant de déterminer la différence de deux variables log-normales n'est connue, il faut donc se rabattre sur une approche de Monte-Carlo cherchant à approximer une telle variable par simulation.

L'algorithme de localisation proposé se divise en deux étapes. La première est une étape préparatoire consistant à créer une grille de référence avec les bornes inférieure et supérieure de la différence des distances  $d(p, R_i)$  et  $d(p, R_j)$  selon un degré de confiance. Puisqu'il n'est pas possible de se baser sur une distribution connue, ces bornes sont déterminées par simulation pour chaque position possible  $p$  de l'émetteur et pour chaque paire de récepteurs  $R_i$  et  $R_j$ .

La seconde étape est l'étape de localisation proprement dite déterminant les positions possibles de l'émetteur à partir des  $RSS$  mesurés et des intervalles obtenus à l'étape précédente.

La figure 4.1 illustre une grille de référence  $9 \times 9$  pour les récepteurs  $R_1$  et  $R_2$ . Par symétrie, il est suffisant de calculer la distribution de  $d_1 - d_2$  pour chacune des positions de l'émetteur dans le quadrant Nord-Est. Dans ce quadrant,  $d_1 - d_2 \geq 0$ .

Figure 4.1 Grille de référence  $9 \times 9$ .

#### 4.1.2.1 Conception de la grille de référence

Considérons l'espace centré sur le point médian entre les récepteurs,  $R_1$  et  $R_2$ , et divisé à l'aide d'une grille  $N \times N$ .  $N$  représente la granularité de la grille. Cette grille de référence identifie les  $N^2$  positions possibles pour l'émetteur à localiser – voir la figure 4.1. Pour chacun de ces points de référence, il faut simuler la propagation d'un grand nombre de signaux grâce à l'équation (1.20). Si la puissance du signal émis à partir d'un point  $p$  est connue, il est possible d'identifier un intervalle de confiance pouvant contenir avec une probabilité d'au moins  $(1 - c)$  la différence des distances  $d_1 - d_2$  obtenue à partir de l'équation (3.7). Il suffit d'estimer la distribution  $D$  de  $d_1 \times 10^{\frac{X_1}{10n}} - d_2 \times 10^{\frac{X_2}{10n}}$  – voir l'équation (3.9) – et de déterminer une borne inférieure  $\delta_p^-$  et une borne supérieure  $\delta_p^+$  telles que la proportion des valeurs plus petites que  $\delta_p^-$  ou plus grandes que  $\delta_p^+$  est au plus de  $\frac{c}{2}$ . Si le nombre de simulations  $M$  est suffisamment grand, la distribution obtenue devrait être représentative.

$$\delta_p^- \triangleq \text{le } (\frac{c}{2} \times M)^{\text{ième}} \text{ plus grand élément de } D \quad (4.1)$$

$$\delta_p^+ \triangleq \text{le } ((1 - \frac{c}{2}) \times M)^{\text{ième}} \text{ plus grand élément de } D \quad (4.2)$$

Le graphique de la figure 4.2 est une représentation de la distribution de la variable aléatoire de  $d_1 - d_2$  lorsque l'émetteur est situé à la position (550, 800). La distribution est obtenue avec

100,000 simulations. Les valeurs mémorisées dans la table de référence sont  $\delta_{(550,800)}^- = -471$  et  $\delta_{(550,800)}^+ = 606$  pour un degré de confiance de 95%. Ces valeurs sont représentées par les droites verticales.

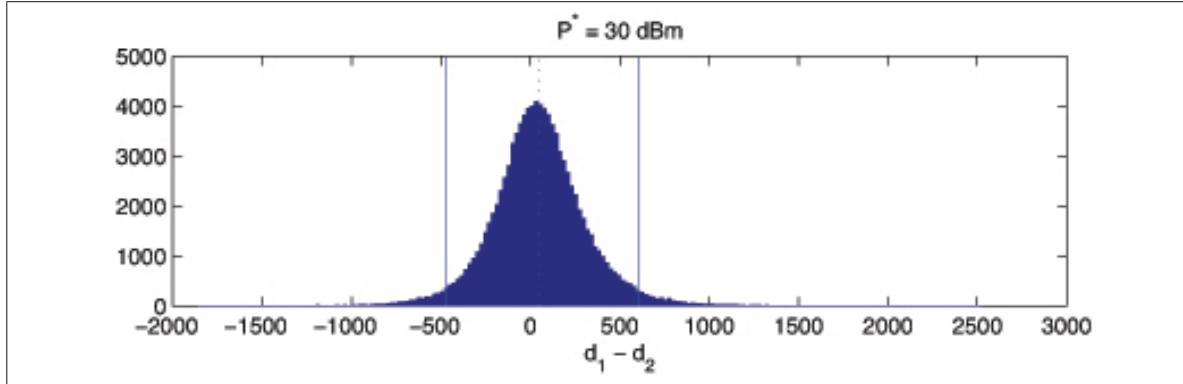


Figure 4.2 Distribution de la différence des distances  $d_1 - d_2$ .

#### 4.1.2.2 Correction de la grille pour un intervalle de puissance

Une fois que les bornes  $\delta_p^-$  et  $\delta_p^+$  sont obtenues, il faut les corriger en fonction de l'intervalle de puissances  $[P^- \dots P^+]$  utilisé. Ainsi, si le signal était émis avec la puissance minimale  $P^-$  mais que la puissance maximale  $P^+$  était utilisée pour l'équation (3.7), les valeurs obtenues lors de la simulation seraient tout simplement multipliées par un facteur de  $10^{\frac{P^+ - P^-}{10n}}$  – voir l'équation (3.10). De ce fait, si la différence des distances  $d_1 - d_2$  est estimée à partir de l'équation suivante :

$$d_0 \times 10^{\frac{P^+ - RSS_1 - \bar{L}(d_0)}{10n}} - d_0 \times 10^{\frac{P^+ - RSS_2 - \bar{L}(d_0)}{10n}} \quad (4.3)$$

il faut alors corriger les bornes de l'intervalle de confiance pour la position  $p$  de l'émetteur de la façon suivante :

$$\delta_p^{*-} = \min\{\delta_p^-, 10^{\frac{P^+ - P^-}{10n}} \times \delta_p^-\} \quad \text{et} \quad (4.4)$$

$$\delta_p^{*+} = \max\{\delta_p^+, 10^{\frac{P^+ - P^-}{10n}} \times \delta_p^+\}. \quad (4.5)$$

Contrairement à ce qu'il a été mentionné à la section 3, l'incertitude sur la puissance d'émission joue un rôle crucial dans l'estimation de l'intervalle de confiance. À mesure que l'incertitude diminue, le facteur de correction  $10^{\frac{P^+ - P^-}{10n}}$  diminue. Ultimement, ce facteur est égal à 1. Ce résultat a donc l'avantage d'être intuitif.

Mais en analysant plus avant le problème, il est possible de montrer que la borne supérieure  $P^+$  n'a que très peu d'impact dans la majorité des cas. L'équation (4.3) permet d'estimer la différence des distances  $d_1$  et  $d_2$ . Malheureusement, l'utilisation de la borne supérieure  $P^+$  surestime la différence réelle par un facteur de  $10^{\frac{P^+ - P^*}{10n}}$  – voir l'équation (3.10).

Dans un premier temps, supposons que la borne inférieure  $\delta_p^-$  de l'intervalle de confiance soit plus petite que 0 tandis que la borne supérieure  $\delta_p^+$  soit plus grande que 0. Supposons maintenant que les valeurs de  $X_1$  et  $X_2$  soient telles que

$$\delta_p^- < d_1 \times 10^{\frac{X_1}{10n}} - d_2 \times 10^{\frac{X_2}{10n}} < \delta_p^+. \quad (4.6)$$

Alors, forcément

$$10^{\frac{P^+ - P^*}{10n}} \delta_p^- < 10^{\frac{P^+ - P^*}{10n}} \left( d_1 \times 10^{\frac{X_1}{10n}} - d_2 \times 10^{\frac{X_2}{10n}} \right) < 10^{\frac{P^+ - P^*}{10n}} \delta_p^+. \quad (4.7)$$

Mais puisque  $P^* > P^-$  et que  $\delta_p^- < 0$  et  $\delta_p^+ > 0$ , les bornes inférieure et supérieure retenues pour l'intervalle  $[P^- \dots P^+]$  seront celles de l'équation (4.8).

$$\delta_p^{*-} = 10^{\frac{P^+ - P^-}{10n}} \delta_p^- < Eq.(4.3) < 10^{\frac{P^+ - P^-}{10n}} \delta_p^+ = \delta_p^{*+}. \quad (4.8)$$

Dans ce cas, deux conclusions peuvent être tirées facilement de cette dernière inégalité.

Pour toute valeur de  $P^+$ , la valeur estimée de  $d_1 - d_2$  grâce à l'équation (4.3) sera toujours comprise entre les bornes  $\delta^{*-}$  et  $\delta^{*+}$  avec une probabilité fixe d'au moins  $(1 - c)$ . En variant la valeur de  $P^+$ , les positions potentielles de l'émetteur qui seront obtenues par l'algorithme de localisation seront toujours les mêmes, sans aucun impact sur l'intervalle de confiance  $(1 - c)$ . Cet intervalle ne dépend que de la différence  $P^* - P^-$ .

D'autre part, puisque les bornes  $\delta_p^{*-}$  et  $\delta_p^{*+}$  sont de moins en moins strictes à mesure que  $P^-$  s'éloigne de  $P^*$ , les positions retenues seront donc de plus en plus nombreuses, mais heureusement ceci est associé à une augmentation du niveau de confiance. Toutefois, il est impossible de quantifier à quelle vitesse cet intervalle  $(1 - c)$  augmentera en fonction de  $P^* - P^-$ , puisque la distribution de la différence de deux variables log-normales peut être grandement asymétrique et n'a pas de description simple. En fait, l'intervalle  $(1 - c)$  n'est strict que si  $P^- = P^*$ .

Finalement, supposons que la borne inférieure  $\delta^-$  soit plus grande que 0. Ce cas extrême survient lorsque l'émetteur se trouve réellement près de  $R_2$ . Ces cas extrêmes et les cas symétriques proches de  $R_1$  sont illustrés par les deux disques apparaissant sur la figure 4.3. Dans ce cas, puisque  $P^* > P^-$  et que  $\delta_p^-, \delta_p^+ > 0$ ,

$$\delta_p^{*-} = \delta_p^- < \text{Eq.(4.3)} < 10^{\frac{P^+ - P^-}{10n}} \delta_p^+ = \delta_p^{*+}. \quad (4.9)$$

Malheureusement, l'intervalle de confiance  $(1 - c)$  ne tient plus. La borne inférieure est sous-estimée d'un facteur de  $10^{-\frac{P^+ - P^*}{10n}}$ . La borne supérieure est sur-estimée d'un facteur  $10^{\frac{P^* - P^-}{10n}}$ . Il faudrait que  $P^+ = P^- = P^*$  pour avoir réellement un intervalle de confiance de  $(1 - c)$ . Dans tout autre cas, l'intervalle de confiance est en fait plus grand que  $(1 - c)$  mais il est impossible de le quantifier ne connaissant ni  $P^*$  ni aucune description simple de la distribution.

L'approximation de la distribution de la différence  $d_1 - d_2$  et la détermination des bornes sont illustrées par l'Algorithme 4.1. En se basant sur la symétrie du problème de localisation, il est

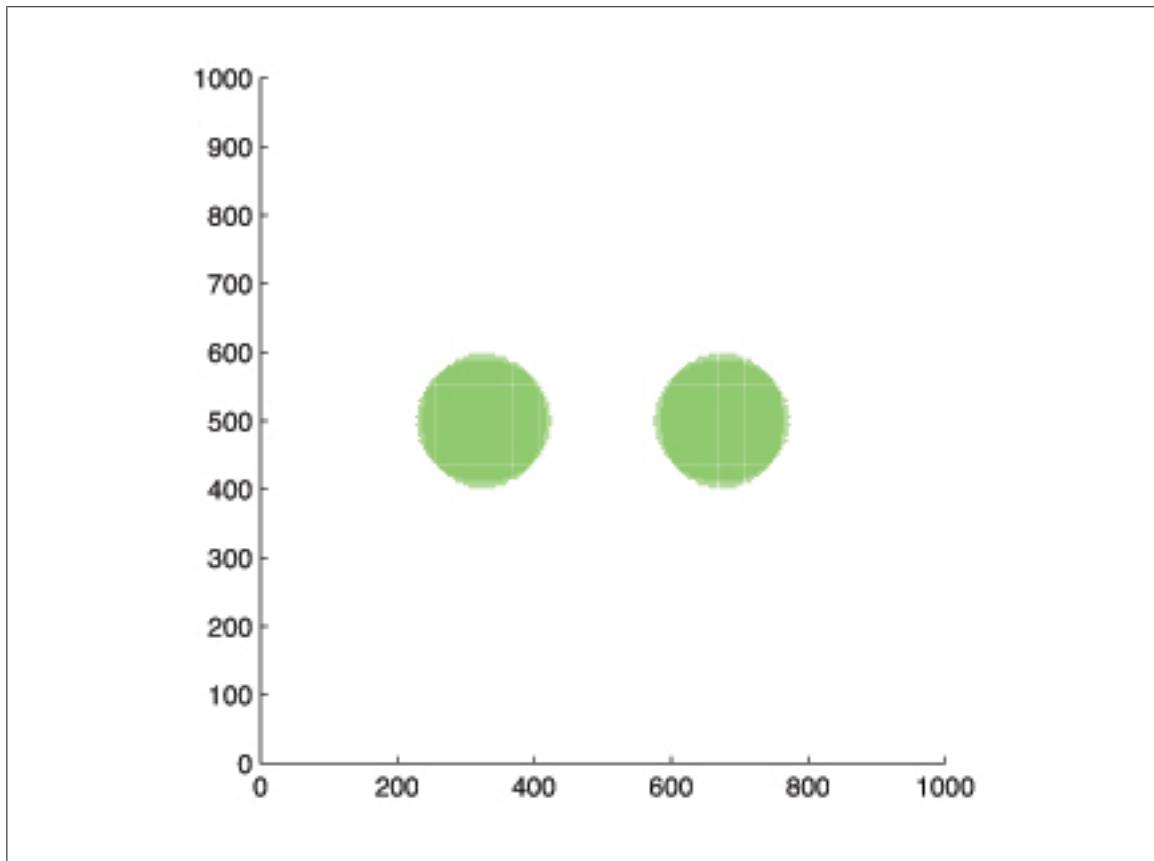


Figure 4.3 Illustration des positions  $p$  où  $\delta_p^-$  est de même signe que  $\delta_p^+$ , lorsque  $\sigma = 5.62dB$ .

suffisant de simuler seulement les points dans un des quatre quadrants de la grille. Remarquons que cette étape peut être faite a priori puisqu'elle ne dépend pas de l'émetteur à localiser.

#### 4.1.2.3 La localisation

Une fois que la grille de référence a été établie, il est possible de localiser l'émetteur à partir des mesures des puissances résiduelles du signal émis,  $RSS_1$  et  $RSS_2$ . Il suffit alors d'estimer la différence grâce à l'équation (3.7) en utilisant les valeurs de  $P^+$ ,  $RSS_1$  et  $RSS_2$  puis de déterminer les positions possibles dans la grille de référence. Pour ce dernier point, il suffit de déterminer les positions pour lesquelles l'intervalle de confiance est cohérent avec la différence estimée.

Algorithme 4.1 Grille de référence

```

input : Les positions des récepteurs  $R_1$  et  $R_2$ 
input : L'intervalle de puissances  $[P^- \dots P^+]$ 
input : Les variables environnementales  $\sigma$  et  $n$ 
input : L'intervalle de confiance  $(1 - c)$ 
output : La grille de référence  $N \times N \times 2$ 

1 for chaque point  $p = (x, y)$  du quadrant NE do
2   Calcul des distances  $d_1$  et  $d_2$  entre  $p$  et les récepteurs;
3   for  $i = 1$  to  $M$  do
4     Générer  $X_1$  et  $X_2$  – variables normales  $(0, \sigma)$ ;
5     Calculer  $D[i] = d_1 \times 10^{\frac{X_1}{10n}} - d_2 \times 10^{\frac{X_2}{10n}}$ ;
6   end
7   Calculer l'histogramme de  $D$ ;
8   Trouver les bornes  $\delta_p^-$  et  $\delta_p^+$  pour l'intervalle  $(1 - c)$  :
9      $\delta_p^- \triangleq$  le  $(\frac{c}{2} \times M)^{\text{ième}}$  plus grand élément de  $D$ ;
10     $\delta_p^+ \triangleq$  le  $((1 - \frac{c}{2}) \times M)^{\text{ième}}$  plus grand élément de  $D$ ;
11   Corriger les bornes selon l'intervalle de puissances
12      $\delta_p^{*-} = \min\{\delta_p^-, 10^{\frac{P^+ - P^-}{10n}} \times \delta_p^-\}$ 
13      $\delta_p^{*+} = \max\{\delta_p^+, 10^{\frac{P^+ - P^-}{10n}} \times \delta_p^+\}$ ;
14   Mémoriser  $[\delta_p^{*-} \dots \delta_p^{*+}]$  pour  $(x, y)$  et  $(x, -y)$ ;
15   Mémoriser  $[-\delta_p^{*+} \dots -\delta_p^{*-}]$  pour  $(-x, y)$  et  $(-x, -y)$ ;
end

```

Cette étape de localisation est illustrée par l’Algorithme 4.2. Il s’agit d’un problème classique de géométrie algorithmique. À partir des  $O(N^2)$  intervalles obtenus lors de la première étape, il suffit de construire une structure de données  $T$  permettant de trouver rapidement tous les intervalles contenant une valeur donnée. Une telle structure de données peut être construite en  $O(N^2 \log N)$  temps et requiert  $O(N^2)$  espaces. Une fois construite, elle permet d’énumérer les  $k$  intervalles contenant une valeur donnée en  $O(k + \log N)$  temps (De Berg *et al.*, 2008).

## 4.2 Algorithme des New-York style bagels

Cette approche est directement dérivée des équations (2.2) et (2.3) des distances minimale et maximale  $d_i^-$  et  $d_i^+$  entre le récepteur  $R_i$  et l’émetteur. Le mécanisme proposé par Barbeau et

Algorithme 4.2 Localisation

**input** : Les puissances mesurées  $RSS_1$  et  $RSS_2$   
**input** : L'intervalle de puissances  $[P^- \dots P^+]$   
**input** : Les variables environnementales  $d_0$ ,  $\bar{L}(d_0)$  et  $n$   
**input** : La structure de donnée  $T$  représentant les intervalles associés à la grille de référence  
**output** : La grille de localisation  $N \times N$

1 Calculer

$$d = d_0 \times 10^{\frac{P^+ - RSS_1 - \bar{L}(d_0)}{10n}} - d_0 \times 10^{\frac{P^+ - RSS_2 - \bar{L}(d_0)}{10n}};$$

2 Localiser la valeur  $d$  dans  $T$  et énumérer tous les  $k$  intervalles la contenant;

3 Déterminer les points de la grille de référence associés à ces intervalles;

Robert (2006) se base également sur l'encadrement de la distance à partir de mesures de RSS. Ce mécanisme permet de détecter si un point d'accès est malveillant parmi un ensemble de points d'accès connus. Contrairement à l'algorithme des *New-York style bagels*, le mécanisme proposé par Barbeau et Robert (2006) connaît et utilise la puissance d'émission des points d'accès honnêtes.

La distance  $d_i$  peut être encadrée selon le degré de confiance  $\rho$  pour une puissance d'émission  $P$ .

$$d_i^-(P) < d_i < d_i^+(P) \quad (4.10)$$

Nous pouvons donc affirmer que les coordonnées  $(x, y)$  de l'émetteur doivent vérifier l'équation (4.11). L'émetteur se trouve, selon un degré de confiance  $\rho$ , dans le disque de centre  $R_i$  et de rayon  $d_i^+$  en excluant le disque de même centre et de rayon  $d_i^-$ .

$$d_0 \times 10^{\frac{P - RSS_i - \bar{L}(d_0) - z\rho\sigma}{10n}} < \sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2} < d_0 \times 10^{\frac{P - RSS_i - \bar{L}(d_0) + z\rho\sigma}{10n}} \quad (4.11)$$

La puissance d'émission est nécessaire pour calculer les bornes de l'encadrement. Nous supposons de nouveau que  $P \in [P^- \dots P^+]$ .

$$\min_{P \in [P^- \dots P^+]} d_i^-(P) < d_i < \max_{P \in [P^- \dots P^+]} d_i^+(P) \quad (4.12)$$

Or  $d_i$  est positif et  $P^- < P^+$  donc  $d_i^-$  atteint son minimum avec  $P^-$  et  $d_i^+$  atteint son maximum avec  $P^+$ .

$$d_i^-(P^-) < d_i < d_i^+(P^+) \quad (4.13)$$

Cette inégalité définit donc un anneau. Lors de l'évaluation des divers algorithmes au chapitre suivant, nous avons observé que ces anneaux étaient relativement larges avec un tout petit centre vide. D'où son appellation *New-York Style Bagel*.

Lorsque nous avons plus d'un récepteur disponible, il suffit de faire l'intersection des régions obtenues pour chaque récepteur. Le degré de confiance obtenu est alors de  $\rho^k$ , où  $k$  est le nombre de récepteurs utilisés.

### 4.3 Algorithme des cercles

Contrairement à HPB, cette approche s'intéresse au ratio  $\frac{d_i}{d_j}$  des distances entre l'émetteur et deux récepteurs au lieu de leur différence. Cela correspond également à s'intéresser à la différence des puissances résiduelles des signaux reçus. Cette approche permet de pallier la principale contrainte des approches précédemment décrites qui est de faire une hypothèse sur la puissance d'émission.

La puissance résiduelle du signal reçu par un récepteur peut être dérivée de l'équation (1.20).

$$RSS_i = P - \bar{L}(d_0) - 10n \log\left(\frac{d_i}{d_0}\right) + X_i. \quad (4.14)$$

De ce fait, il est possible d'éliminer l'hypothèse sur l'intervalle des puissances en calculant directement la différence des puissances résiduelles des signaux reçus :

$$RSS_1 - RSS_2 = 10n \log\left(\frac{d_2}{d_1}\right) + (X_1 - X_2) \quad (4.15)$$

Puisque  $X_1$  et  $X_2$  sont des variables aléatoires normales de paramètres  $(0, \sigma^2)$ , leur différence  $Y$  est une variable aléatoire normale de paramètres  $(0, 2\sigma^2)$  (Grinstead et Snell, 1998). Donc, la dernière équation peut être réécrite de la façon suivante :

$$\frac{d_2}{d_1} = 10^{\frac{(RSS_1 - RSS_2)}{10n}} \times 10^{\frac{Y}{10n}} \quad (4.16)$$

La variable  $Y$  peut être bornée simplement selon le degré de confiance désiré. Ainsi, avec une probabilité de  $\rho$ , la valeur de  $Y$  est comprise entre les deux bornes suivantes :

$$-\sqrt{2}z_\rho\sigma < Y < \sqrt{2}z_\rho\sigma \quad (4.17)$$

où  $z_\rho$  dépend du degré de confiance  $\rho$  recherché. Le tableau 2.1 donne quelques valeurs de  $z_\rho$ .

En combinant les équations (4.16) et (4.17), il est possible de borner le ratio des distances :

$$\delta_{1,2}^- = 10^{\frac{(RSS_1 - RSS_2) - \sqrt{2}z_\rho\sigma}{10n}} \leq \frac{d_2}{d_1} \leq 10^{\frac{(RSS_1 - RSS_2) + \sqrt{2}z_\rho\sigma}{10n}} = \delta_{1,2}^+ \quad (4.18)$$

De ce fait, l'émetteur peut se retrouver à la position  $(x, y)$  si et seulement si  $(x, y)$  respecte l'inégalité suivante :

$$\delta_{1,2}^- < \frac{\sqrt{(x-x_2)^2 + (y-y_2)^2}}{\sqrt{(x-x_1)^2 + (y-y_1)^2}} < \delta_{1,2}^+ \quad (4.19)$$

où  $(x_1, y_1)$  et  $(x_2, y_2)$  correspondent aux positions de  $R_1$  et  $R_2$ , respectivement.

Lorsque  $RSS_1 - RSS_2 > \sqrt{2}z_\rho\sigma$  (similaire au cas I du tableau 3.1), la borne inférieure  $\delta_{1,2}^-$  est plus grande que 1. Dans ce cas, l'émetteur ne peut se retrouver qu'à l'intérieur du plus grand cercle (défini par  $\delta_{1,2}^-$ ) et qu'à l'extérieur du plus petit (défini par  $\delta_{1,2}^+$ ). A noter que le petit cercle est forcément inclus dans le grand. Ce cas est illustré par la figure 4.4.

D'autre part, lorsque  $0 \leq RSS_1 - RSS_2 < \sqrt{2}z_\rho\sigma$  (similaire au cas II du tableau 3.1), la borne inférieure  $\delta_{1,2}^-$  est plus petite que 1 et la borne supérieure  $\delta_{1,2}^+$  est plus grande que 1. Dans ce cas, l'émetteur ne peut se retrouver qu'à l'extérieur des deux cercles distincts obtenus. Le cercle de gauche correspond à la borne supérieure plus grande que 1 tandis que celui de droite correspond à la borne inférieure plus petite que 1. Ce cas est illustré par la figure 4.5.

Finalement, les autres cas sont totalement symétriques aux deux premiers.

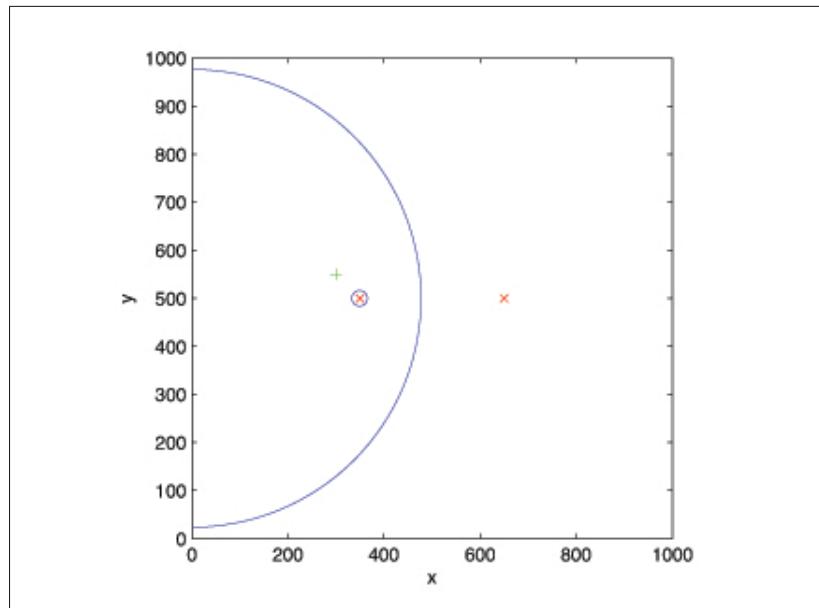


Figure 4.4 Cercles -  $RSS_1 - RSS_2 > \sqrt{2}z_\rho\sigma$ .

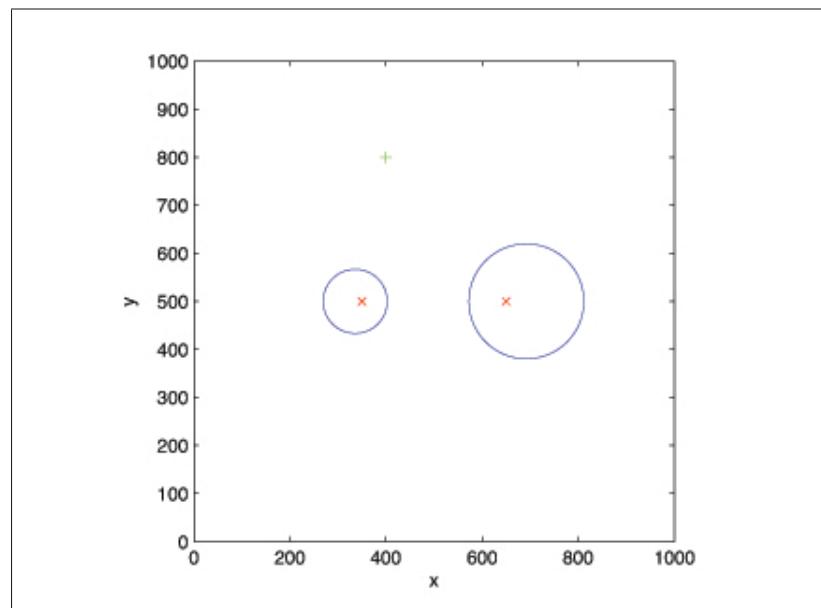


Figure 4.5 Cercles -  $0 \leq RSS_1 - RSS_2 < \sqrt{2}z_\rho\sigma$ .



## CHAPITRE 5

### EXPÉRIMENTATION ET COMPARAISON

Nous avons décrit quatre systèmes de localisation : une correction de l'algorithme HPB de Laurendeau et Barbeau (2008), l'approche de Monte-Carlo en utilisant le principe de HPB, la méthode des *New-York Style Bagels* à partir de la simple définition de la distance et la méthode des *Cercles* qui ne fait aucune hypothèse sur la puissance d'émission. Nous allons maintenant les comparer.

#### 5.1 Description des simulations

Pour comparer l'efficacité des divers algorithmes, nous nous basons sur la précision de la localisation et le degré de confiance associé à cette localisation. Le degré de confiance peut être obtenu de façon analytique tandis que la précision des diverses méthodes peut être obtenue par simulation.

La précision de la localisation est représentée par l'aire de la région où peut se trouver l'émetteur. Plus l'aire est petite, plus le système est précis. L'aire est exprimée en pourcentage de la grille totale. Pour calculer une aire représentative de l'efficacité du système, nous sélectionnons des positions possibles d'émission qui nous semblent pertinentes pour être analysées. Ces positions dépendent du nombre de récepteurs utilisés. Elles sont illustrées par les figures 5.2 et 5.4. Pour chacune de ces positions, nous calculons l'aire moyenne de 2,700 simulations.

La simulation est réalisée sur une grille de  $1000m \times 1000m$  centrée autour des récepteurs. Pour calculer l'aire, nous divisons la grille en  $N^2$  cases de  $\frac{1000}{N}$  mètres de côté. Chacune de ces cases a une aire de  $(\frac{1000}{N})^2$  mètres carrés. Elles sont représentées par leur point central. Si ce point se situe dans la région obtenue par le système de localisation, alors nous considérons que la totalité de cette case est une zone possible d'émission. Nous parcourons toutes les cases pour totaliser l'aire de la région où peut se retrouver l'émetteur. Plus la valeur de  $N$  est grande, plus l'aire calculée est précise. Nous utilisons une valeur de 50 pour  $N$  pour nous assurer que la

durée des simulations soit raisonnable. Nous ne comptabilisons pas, dans l'aire de la région, l'espace se situant au-delà des frontières de notre grille de  $1000m \times 1000m$ . Nous convertissons l'aire obtenue en pourcentage de la grille totale.

La figure 5.1 illustre le principe de calcul en utilisant une valeur de  $N = 10$ . Dans cet exemple, la région dont la superficie doit être estimée est un cercle centré sur la grille. Les points qui représentent les cases apparaissent sous forme de ronds lorsqu'ils se situent dans la région sinon sous forme de croix. Nous calculons le nombre de ronds que nous multiplions par la superficie des cases. Cette valeur est alors l'estimation de la superficie de la région.

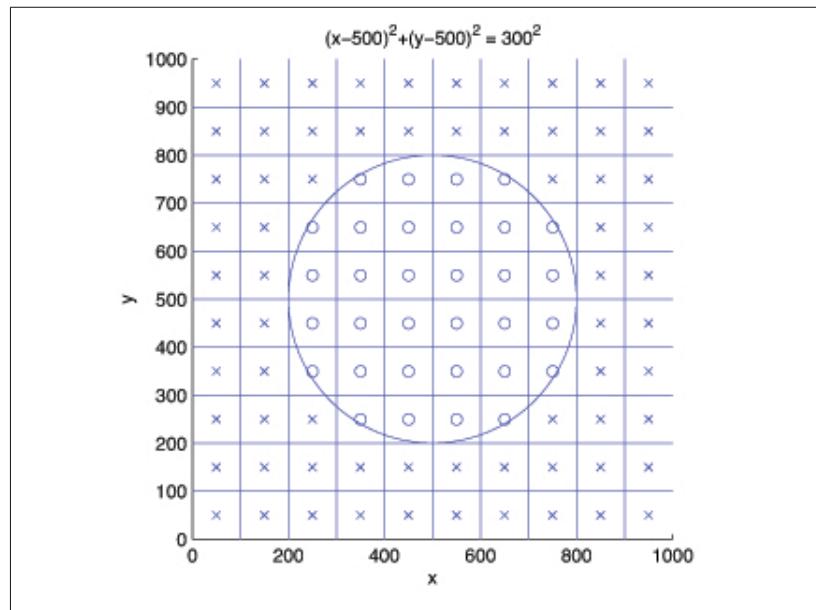


Figure 5.1 Illustration du calcul de l'aire d'une région.

L'aire réelle du cercle en pourcentage de la grille peut s'écrire :

$$\frac{300^2 \times \pi}{1000^2} = 28.3\% \quad (5.1)$$

Notre estimation avec  $N = 10$  est de 32%. Nous faisons donc une erreur d'estimation d'environ 3.7%. Lorsque nous estimons avec  $N = 50$ , nous obtenons 716 cases dans le cercle ce qui correspond à 28.6%. L'erreur d'estimation est alors de 0.3%.

Les paramètres de l'environnement que nous utilisons sont  $\bar{L}(d_0) = 40dBm$  pour  $d_0 = 1m$ ,  $n = 2.76$  et  $\sigma = 5.62dB$ . Nous considérons dans ces simulations que nos récepteurs sont idéaux. Ils peuvent donc mesurer la puissance d'un signal infiniment faible. Nous cherchons à avoir un degré de confiance de 95% lorsque nous utilisons deux récepteurs et 90% pour quatre. L'émetteur émet à une puissance de  $30dBm$ , utilisée par Laurendeau et Barbeau (2008). Concernant l'hypothèse sur la puissance d'émission, nous avons choisi trois intervalles représentant notre niveau de connaissance sur l'émetteur. Nous utilisons les intervalles  $[20 \dots 40]dBm$  lorsque nous n'avons que très peu d'informations sur l'émetteur,  $30dBm$  lorsque nous connaissons avec certitude la puissance d'émission et  $[28 \dots 32]dBm$  comme état intermédiaire. Lorsque nous connaissons la puissance d'émission, cela correspond à utiliser un intervalle de puissance dont la borne inférieure est égale à la borne supérieure. Nous utilisons donc l'intervalle de puissance  $[30 \dots 30]dBm$ .

## 5.2 Comparaison des algorithmes avec deux récepteurs

Les deux récepteurs sont placés respectivement aux positions  $(350, 500)$  et  $(650, 500)$ . La figure 5.2 illustre les positions que nous avons retenues pour comparer les algorithmes. Les récepteurs sont représentés par des cercles tandis que les positions possibles de l'émetteur sont représentées par des croix. Ces positions sont représentatives des principaux cas sur un quadrant. En effet, nous avons une position d'émission très proche du récepteur et les autres positions sont réparties sur l'ensemble du quadrant. Il est possible d'obtenir par symétrie les résultats des positions similaires sur les autres quadrants. Les axes de symétrie sont représentés en pointillé sur la figure 5.2 .

L'algorithme des *New-York Style Bagels* fait l'intersection de deux régions (une par récepteur). Pour obtenir un degré de confiance final d'au moins 95%, il faut donc utiliser un degré de

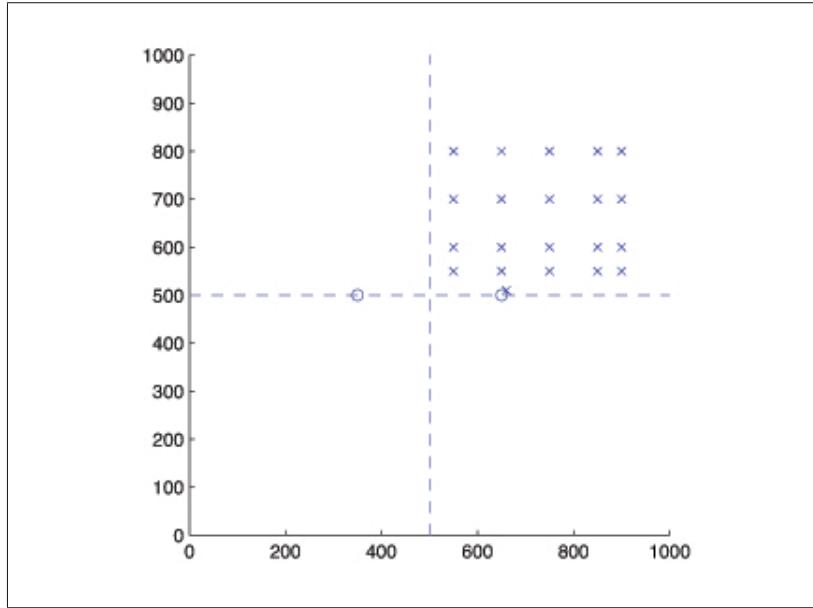


Figure 5.2 Positions retenues pour comparer les algorithmes avec deux récepteurs.

confiance proche de 97.5% pour chacune des deux régions. Ainsi, le degré de confiance associé à l'intersection de ces deux régions sera de  $(0.975)^2$ . La valeur de  $z_\rho$  utilisée est donc de 2.24 qui correspond à un degré de confiance de 97.49% dont le carré est bel et bien supérieur au degré de confiance final souhaité de 95%.

Le tableau 5.1 affiche les aires moyennes obtenues avec l'hypothèse sur la puissance d'émission  $[20 \dots 40] dBm$ . Nous constatons que l'algorithme des *Cercles* offre une meilleure précision par rapport aux autres algorithmes. Cela se justifie du fait que cet algorithme n'utilise pas l'hypothèse – voir section 4.3. Il n'est donc pas impacté par son imprécision contrairement aux trois autres algorithmes.

Concernant les algorithmes utilisant l'hypothèse sur la puissance d'émission, l'algorithme de *Monte-Carlo* est le plus efficace lorsque la position de l'émetteur est plus éloignée des récepteurs. Il obtient des aires entre 89% et 94%, lorsque l'abscisse est supérieure ou égale à 850

Tableau 5.1 Comparaison de la précision des algorithmes avec deux récepteurs en supposant que la puissance d'émission est comprise dans l'intervalle  $[20 \dots 40] dBm$ . Expression de l'aire retenue en pourcentage de la grille. Plus l'aire est petite plus l'algorithme est précis

Position de l'émetteur $x y$	HPB revisité				Monte-Carlo			
	550	600	700	800	550	600	700	800
550	91%	95%	98%	99%	95%	95%	94%	93%
650	59%	81%	95%	98%	92%	92%	93%	92%
750	79%	86%	95%	98%	90%	91%	91%	91%
850	92%	93%	96%	98%	89%	90%	90%	90%
900	94%	95%	96%	98%	89%	89%	89%	89%
Position de l'émetteur $x y$	Bagels				Cercles			
	550	600	700	800	550	600	700	800
550	84%	92%	97%	97%	75%	79%	82%	83%
650	40%	80%	96%	97%	29%	56%	75%	80%
750	84%	91%	96%	96%	50%	59%	73%	79%
850	95%	96%	95%	95%	66%	68%	74%	79%
900	95%	95%	95%	94%	70%	72%	75%	78%

Tableau 5.2 Comparaison de la précision des algorithmes pour un émetteur en position extrême par rapport à deux récepteurs en supposant que la puissance d'émission est comprise dans l'intervalle  $[20 \dots 40] dBm$ . Expression de l'aire retenue en pourcentage de la grille. Plus l'aire est petite plus l'algorithme est précis

Position d'émission (660, 510)			
HPB revisité	Monte-Carlo	Bagels	Cercles
46%	91%	4.1%	2.92%

ou lorsque l'ordonnée est supérieure ou égale à 700. Pour ces mêmes positions d'émission, les deux autres algorithmes ont des aires supérieures à 92% de la grille. Nous pouvons donc dire qu'ils sont semblables dans leur médiocrité. Lorsque l'émetteur est plus près des récepteurs, l'algorithme HPB et l'algorithme des *New-York Style Bagels* se comportent légèrement mieux. Toutefois, dans tous les cas, les régions obtenues par les algorithmes restent assez peu précises. Nous obtenons par exemple une aire représentant 40% de la totalité de la grille.

Lorsque l'émetteur est en position extrême très près d'un des deux récepteurs – voir tableau 5.2 – la précision des algorithmes des *Cercles* et des *New-York Style Bagels* est excellente. Ces deux derniers algorithmes obtiennent des régions dont l'aire est inférieure à 5% de l'aire de la grille. L'algorithme HPB devient également plus précis mais en restant légèrement en deçà de la moitié de la grille. Tandis que l'algorithme de *Monte-Carlo* garde une aire supérieure à 90%.

Tableau 5.3 Pourcentage de localisations réussies avec une hypothèse de  $[20 \dots 40] \text{ dBm}$  selon la puissance d'émission

Puissance d'émission	20 dBm	30 dBm	40 dBm
Bagels	97.5%	99.9%	97.3%
Cercles	95%	95%	95%
Monte-Carlo	95%	99.5%	99.7%
HPB revisité	99.6%	99.9%	99.3%

Les taux de réussite affichés dans le tableau 5.3 représentent le pourcentage des 2700 simulations où l'émetteur se trouve dans la région obtenue par les algorithmes. Ces taux de réussite sont supérieurs au degré de confiance visé, excepté avec l'algorithme des *Cercles*. Cela peut s'expliquer par l'imprécision apportée par l'hypothèse sur la puissance d'émission.

L'algorithme des *New-York Style Bagels* a un taux de réussite proche de 100% lorsque la puissance d'émission réelle est éloignée des bornes de l'intervalle de l'hypothèse choisie. Ce cas de figure s'applique lorsque le signal est émis à une puissance de  $30 \text{ dBm}$  et que l'hypothèse sur la puissance d'émission est  $[20 \dots 40] \text{ dBm}$ . Alors que lorsque les signaux sont émis avec l'une des puissances extrêmes de l'intervalle,  $20 \text{ dBm}$  ou  $40 \text{ dBm}$  dans notre cas, nous obtenons un taux de réussite proche de 97.5%. Le taux d'erreur est deux fois plus petit que celui attendu,  $\frac{c}{2}$  au lieu de  $c$ .

Afin d'expliquer le faible taux d'erreur de l'algorithme des *New-York Style Bagels*, prenons l'exemple où le signal est émis avec  $P^- = 20 \text{ dBm}$  – voir l'histogramme supérieur de la figure 5.3. La borne inférieure  $d^-$  est calculée à partir de  $P^-$ , nous avons donc une proportion de  $\frac{c}{2}$  valeurs en-dessous de la borne inférieure  $d^-$ . Cette borne est représentée par le trait vertical de gauche. Par contre la borne supérieure  $d^+$  est calculée avec  $P^+ = 40 \text{ dBm}$ , nous obtenons

donc moins de  $\frac{c}{2}$  valeurs au-dessus de  $d^+$ . Cette borne est représentée par le trait vertical de droite sur l'histogramme. Dans notre cas,  $P^+$  est très éloignée de  $P^-$  et donc de  $P^*$ . Cela implique que la proportion de valeurs supérieures à  $d^+$  sera proche de zéro. Le phénomène inverse se produit lorsque la puissance d'émission est  $P^+$  – voir l'histogramme inférieur de la figure 5.3. Finalement, la valeur d'émission centrale  $P^* = 30dBm$  représente la combinaison des deux cas précédents. La puissance d'émission est à la fois éloignée de  $P^+$  et de  $P^-$  donc il y a peu de valeurs exclues – voir l'histogramme central de la figure 5.3. Malheureusement, il n'est pas possible de modifier le degré de confiance utilisé pour améliorer ces résultats. Il serait peut-être intéressant d'utiliser un degré de confiance de  $(1 - 2c)$  (90% dans notre cas) pour obtenir un taux de réussite final proche de celui visé. Cependant si l'intervalle de puissance de l'hypothèse n'est pas assez large, nous pourrions obtenir des taux de réussite inférieurs à celui souhaité.

L'algorithme des *Cercles* atteint bien son objectif puisqu'il ne prend pas en compte l'hypothèse sur la puissance d'émission.

L'algorithme de *Monte-Carlo* atteint le degré de confiance souhaité lorsque  $P^* = P^-$ , comme cela avait été prédit dans la sous-section 4.1.2.2. En effet, nous surestimons les bornes par  $10^{\frac{P^* - P^-}{10n}}$ . Ainsi nous avons un meilleur taux de réussite lorsque  $P^*$  est supérieur à  $P^-$ . Nous ne pouvons pas diminuer le degré de confiance car nous passerions en-dessous de nos objectifs si l'émetteur transmettait avec une puissance de  $P^-$ .

Finalement, l'algorithme *HPB Revisité* a un taux de réussite largement supérieur au degré de confiance parce que nous utilisons une approximation très conservatrice de la différence de deux variables aléatoires log-normales. Il ne nous est malheureusement pas possible de remédier à ce phénomène tant qu'il n'y aura pas de modèle mathématique approximant la distribution de la différence de deux variables aléatoires log-normales non identiquement distribuées.

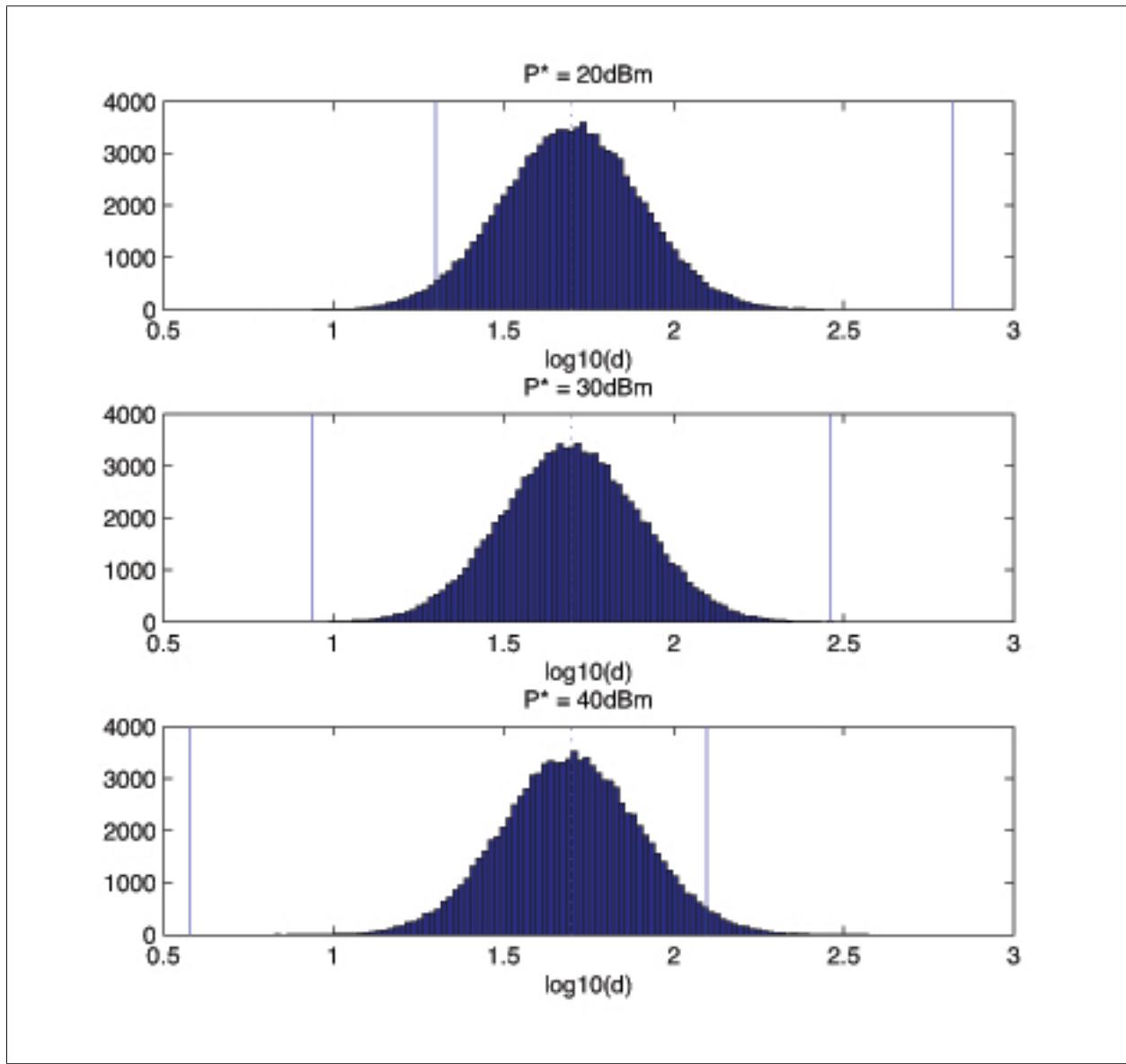


Figure 5.3 Explication du taux de réussite de l'algorithme des *New-York Style Bagels*.

Le tableau 5.4 affiche les aires obtenues avec l'hypothèse intermédiaire  $[28 \dots 32]\text{dBm}$ . Nous constatons que l'augmentation d'informations sur la puissance d'émission par rapport à l'intervalle précédent permet d'ores et déjà à l'algorithme des *New-York Style Bagels* d'être nettement plus précis que l'algorithme des *Cercles* lorsque l'émetteur est très proche du récepteur. Nous observons le même phénomène dans le cas extrême du tableau 5.5. L'algorithme des *Cercles* a

Tableau 5.4 Comparaison de la précision des algorithmes avec deux récepteurs en supposant que la puissance d'émission est comprise dans l'intervalle [28 . . . 32]dBm. Expression de l'aire retenue en pourcentage de la grille. Plus l'aire est petite plus l'algorithme est précis

Position de l'émetteur $x y$	HPB revisité				Monte-Carlo			
	550	600	700	800	550	600	700	800
550	78%	85%	93%	97%	92%	92%	90%	88%
650	52%	70%	90%	96%	84%	86%	87%	86%
750	69%	77%	90%	95%	80%	82%	83%	82%
850	86%	88%	93%	96%	78%	79%	79%	79%
900	90%	92%	94%	96%	77%	78%	78%	77%
Position de l'émetteur $x y$	Bagels				Cercles			
	550	600	700	800	550	600	700	800
550	40%	53%	76%	84%	75%	79%	82%	83%
650	13%	39%	73%	83%	29%	56%	76%	81%
750	44%	57%	76%	81%	51%	59%	73%	78%
850	72%	74%	79%	79%	66%	68%	74%	79%
900	76%	77%	78%	77%	70%	72%	75%	78%

Tableau 5.5 Comparaison de la précision des algorithmes pour un émetteur en position extrême par rapport à deux récepteurs en supposant que la puissance d'émission est comprise dans l'intervalle [28 . . . 32]dBm. Expression de l'aire retenue en pourcentage de la grille. Plus l'aire est petite plus l'algorithme est précis

Position d'émission (660, 510)			
HPB revisité	Monte-Carlo	Bagels	Cercles
41%	81%	1.09%	2.88%

une précision comparable ou légèrement meilleure que l'algorithme des *New-York Style Bagels* lorsque les positions d'émission sont plus éloignées. Concernant les trois algorithmes utilisant l'hypothèse, pour des positions proches du récepteur, l'algorithme des *New-York Style Bagels* est meilleur que les algorithmes de *Monte-Carlo* et *HPB revisité*. Pour les positions éloignées du récepteur, l'algorithme des *New-York Style Bagels* est légèrement meilleur sinon comparable à l'algorithme de *Monte-Carlo*.

Tableau 5.6 Comparaison de la précision des algorithmes avec deux récepteurs en supposant que la puissance d'émission est de  $30dBm$ . Expression de l'aire retenue en pourcentage de la grille. Plus l'aire est petite plus l'algorithme est précis

Position de l'émetteur $x y$	HPB revisité				Monte-Carlo			
	550	600	700	800	550	600	700	800
550	73%	80%	91%	95%	90%	90%	88%	85%
650	50%	67%	87%	94%	80%	82%	84%	83%
750	66%	74%	88%	94%	76%	78%	79%	79%
850	83%	86%	91%	95%	74%	75%	76%	75%
900	88%	89%	93%	95%	73%	73%	74%	73%
Position de l'émetteur $x y$	Bagels				Cercles			
	550	600	700	800	550	600	700	800
550	29%	41%	64%	75%	75%	79%	82%	83%
650	8.8%	29%	61%	74%	30%	56%	75%	81%
750	33%	45%	65%	72%	50%	59%	73%	79%
850	60%	63%	69%	70%	66%	68%	74%	78%
900	66%	67%	69%	68%	70%	71%	75%	78%

Tableau 5.7 Comparaison de la précision des algorithmes pour un émetteur en position extrême par rapport à deux récepteurs en supposant que la puissance d'émission est de  $30dBm$ . Expression de l'aire retenue en pourcentage de la grille. Plus l'aire est petite plus l'algorithme est précis

Position d'émission (660, 510)			
HPB revisité	Monte-Carlo	Bagels	Cercles
38%	76%	0.76%	2.89%

Les tableaux 5.6 et 5.7 affichent les aires obtenues lorsque nous connaissons la puissance d'émission. Les trois algorithmes utilisant cette information gagnent encore en précision. Avec cette forte hypothèse, l'algorithme des *New-York Style Bagels* est le plus efficace des quatre quelle que soit la position d'émission. Il est de manière flagrante beaucoup plus précis que l'algorithme des *Cercles* lorsque l'émetteur est à proximité du récepteur. Parmi les trois autres

algorithmes, celui des *Cercles* est généralement le plus précis bien qu'il ait une efficacité comparable à l'algorithme *HPB revisité* au centre de la grille et comparable à l'algorithme de *Monte-Carlo* aux positions les plus éloignées.

Entre les algorithmes *HPB revisité* et de *Monte-Carlo*, ils gardent les mêmes avantages l'un envers l'autre. L'algorithme *HPB revisité* est plus précis sur les six positions à proximité du récepteur tandis que celui de *Monte-Carlo* est plus précis sur les autres.

Tableau 5.8 Pourcentage de localisation réussie lorsque la puissance d'émission est connue

Puissance d'émission	30 dBm
Bagels	95%
Cercles	95%
Monte-Carlo	95%
<i>HPB revisité</i>	99%

Dans le tableau 5.8, nous constatons que le degré de confiance est atteint avec trois algorithmes tandis que l'algorithme *HPB revisité* affiche toujours un taux de réussite largement supérieur. Cependant, un fort taux de réussite avec une mauvaise précision de localisation est inutile puisqu'il n'est pas assez discriminant. Les explications du tableau 5.3 sont toujours valables pour expliquer ce taux de réussite.

Nous pouvons également remarquer que le comportement des trois algorithmes utilisant l'hypothèse sont intuitifs. En effet, ils gagnent en précision lorsque l'hypothèse devient plus précise.

Avec une paire de récepteurs, l'algorithme des *New-York Style Bagels* est le plus intéressant. Cependant, lorsque nous n'avons aucune information sur la puissance d'émission, l'algorithme des *Cercles* offre une bonne alternative qui est plus précise que les algorithmes de *Monte-Carlo* et *HPB revisité* même lorsque nous connaissons la puissance d'émission. De plus, le taux de

réussite de l'algorithme des *Cercles* correspond davantage au degré de confiance choisi. Il est donc plus maniable que ceux des autres algorithmes qui sont souvent supérieurs aux attentes.

### 5.3 Comparaison des algorithmes avec quatre récepteurs

Les quatre récepteurs sont placés en carré, configuration utilisée par Laurendeau et Barbeau (2008), aux positions (350, 350), (350, 650), (650, 350) et (650, 650). La figure 5.4 illustre ces positions, les positions d'émission étudiées et les axes de symétrie permettant de déduire les performances des autres positions de la grille.

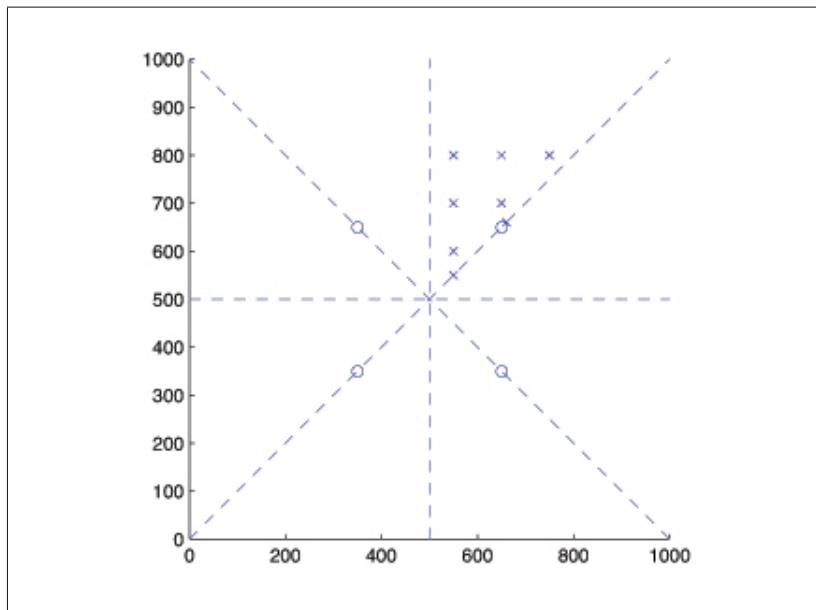


Figure 5.4 Positions retenues pour comparer les algorithmes avec quatre récepteurs.

L'algorithme des *New-York Style Bagels* fait l'intersection de quatre régions (une par récepteur). Pour obtenir un degré de confiance final d'au moins 90%, il faut utiliser un degré de confiance proche de 97.5% pour chacune des quatre régions afin de s'assurer que  $0.975^4 > 0.90$ . La valeur de  $z_\rho$  utilisée est donc de 2.24 qui permet d'obtenir un degré de confiance final supérieur à 90%.

Concernant les trois autres algorithmes, nous devrions faire l'intersection de six régions (une par paire). Cela impliquerait d'utiliser un degré de confiance de 98%. Or cette valeur ne permettrait pas d'obtenir des résultats très discriminants. Nous avons opté pour utiliser les quatre paires les plus strictes. Pour cela, nous calculons donc les aires obtenues pour les quinze combinaisons possibles de quatre paires. Nous sélectionnons alors l'ensemble de quatre paires qui a l'aire la plus faible. Cette région finale est ainsi obtenue en faisant l'intersection de quatre régions. Il est alors possible d'utiliser la même valeur de  $z_\rho$  qu'avec l'algorithme des *New-York Style Bagels* pour avoir un degré de confiance final supérieur à 90%.

Cette procédure n'est toutefois pas rigoureuse car certaines paires ne sont pas indépendantes deux à deux car elles partagent certaines valeurs de  $RSS$ . De plus, en faisant le choix de sélectionner l'ensemble de quatre paires dont l'aire est la plus stricte, nous augmentons les chances d'échec de la localisation. Cette procédure ne permet donc pas d'obtenir avec exactitude le degré de confiance que nous obtiendrons mais permet d'obtenir une approximation de ce dernier.

Tableau 5.9 Comparaison de la précision des algorithmes avec quatre récepteurs en

supposant que la puissance d'émission est comprise dans l'intervalle  $[20 \dots 40] dBm$ .

Expression de l'aire retenue en pourcentage de la grille. Plus l'aire est petite plus l'algorithme est précis

Position de l'émetteur $x y$	HPB revisité				Monte-Carlo			
	550	600	700	800	550	600	700	800
550	88%	79%	74%	87%	98%	97%	96%	97%
650	—	—	37%	80%	—	—	96%	96%
750	—	—	—	84%	—	—	—	97%
Bagels								
Position de l'émetteur $x y$	550	600	700	800	550	600	700	800
	550	86%	79%	78%	89%	50%	41%	34%
650	—	—	38%	86%	—	—	12%	35%
750	—	—	—	88%	—	—	—	37%

Le tableau 5.9 affiche les aires obtenues avec l'hypothèse que la puissance d'émission est comprise dans l'intervalle  $[20 \dots 40] dBm$ . Nous remarquons que l'algorithme des *Cercles* est nettement plus précis quelle que soit la position d'émission. Cela s'explique par le manque d'informations apportées par l'hypothèse. Parmi les trois algorithmes qui utilisent l'hypothèse, l'algorithme *HPB revisité* offre une précision légèrement meilleure que l'algorithme des *New-York Style Bagels* pour les positions éloignées des récepteurs tandis qu'ils sont comparables lorsque la position de l'émetteur est proche du récepteur. L'algorithme de *Monte-Carlo* apporte peu d'informations sur la position de l'émetteur puisqu'il obtient des régions dont les aires sont supérieures à 95% de la grille.

Tableau 5.10 Comparaison de la précision des algorithmes avec quatre récepteurs en supposant que la puissance d'émission est comprise dans l'intervalle  $[28 \dots 32] dBm$ .

Expression de l'aire retenue en pourcentage de la grille. Plus l'aire est petite plus l'algorithme est précis

Position de l'émetteur $x y$	HPB revisité				Monte-Carlo			
	550	600	700	800	550	600	700	800
550	66%	55%	54%	72%	97%	96%	94%	95%
650	—	—	29%	65%	—	—	93%	94%
750	—	—	—	72%	—	—	—	95%
Bagels								
Position de l'émetteur $x y$	Circles				Circles			
	550	600	700	800	550	600	700	800
550	38%	31%	32%	50%	51%	41%	34%	41%
650	—	—	11%	44%	—	—	12%	35%
750	—	—	—	49%	—	—	—	38%

Avec l'hypothèse  $[28 \dots 32]$  (voir tableau 5.10), l'algorithme des *Cercles* est le plus efficace lorsque l'émetteur est éloigné du récepteur et du centre de la grille. L'algorithme *New-York Style Bagels* est légèrement plus efficace ou comparable sur les autres positions. Les deux autres algorithmes gagnent également en précision mais l'algorithme de *Monte-Carlo* a des régions supérieures à 93% de la grille.

Tableau 5.11 Comparaison de la précision des algorithmes avec quatre récepteurs en supposant que la puissance d'émission est de  $30dBm$ . Expression de l'aire retenue en pourcentage de la grille. Plus l'aire est petite plus l'algorithme est précis

Position de l'émetteur $x y$	HPB revisité				Monte-Carlo			
	550	600	700	800	550	600	700	800
550	55%	48%	47%	65%	96%	95%	94%	95%
650	—	—	27%	59%	—	—	94%	95%
750	—	—	—	68%	—	—	—	95%
Position de l'émetteur $x y$	Bagels				Cercles			
	550	600	700	800	550	600	700	800
550	24%	20%	21%	34%	50%	42%	34%	40%
650	—	—	7.5%	31%	—	—	12%	35%
750	—	—	—	36%	—	—	—	38%

Lorsque la puissance d'émission est connue (voir tableau 5.11), l'algorithme des *New-York Style Bagels* devient clairement le plus précis quelle que soit la position d'émission, excepté la position la plus éloignée de la grille où il est légèrement meilleur que l'algorithme des *Cercles*. Ce dernier est le second plus précis suivi de l'algorithme *HPB revisité*. L'algorithme de *Monte-Carlo* apporte très peu d'informations sur la position de l'émetteur même lorsque la puissance d'émission est connue. Cela s'explique par le fait que cet algorithme n'exclut que deux petits cercles autour des récepteurs pour chacune des paires. Les quatre paires utilisées ne sont donc pas complémentaires mais redondantes – voir figure 5.5. Sur l'exemple de cette figure, il n'est même pas possible d'exclure une région autour du récepteur le plus proche de l'émetteur.

Tableau 5.12 Pourcentage de localisation réussie avec une hypothèse de  $[20 \dots 40]dBm$  selon la puissance d'émission

Puissance d'émission	20 dBm	30 dBm	40 dBm
Bagels	95%	99.9%	95%
Cercles	89%	89%	89%
Monte-Carlo	100%	99.9%	100%
HPB revisité	99%	99.8%	98.8%

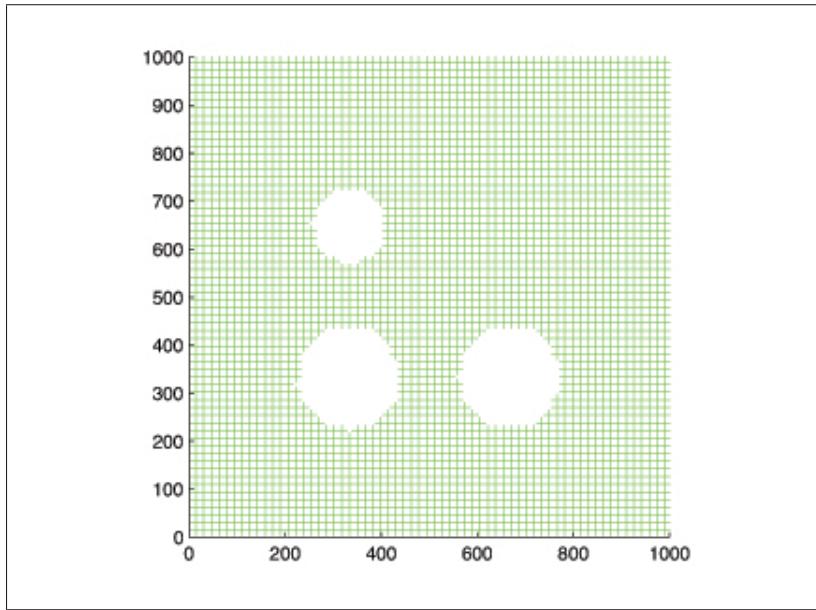


Figure 5.5 Illustration de l’explication de la précision de Monte-Carlo.

Les taux de réussite obtenus – voir tableau 5.12 – sont de nouveau supérieurs au degré de confiance souhaité sauf pour l’algorithme des *Cercles* qui cette fois est en dessous. Nous expliquons cette erreur de 1% par le fait de sélectionner l’ensemble de quatre paires qui a l’aire la plus stricte.

Les taux de réussite des algorithmes des *New-York Style Bagels* et *HPB revisité* s’expliquent de la même manière que ceux du tableau 5.3.

Il est possible de faire la même conclusion avec quatre récepteurs qu’avec deux. Lorsque nous n’avons aucune information sur la puissance d’émission, il est conseillé d’utiliser l’algorithme des *Cercles*. Par contre dès que nous avons quelques informations, l’algorithme des *New-York Style Bagels* est préférable.

## CHAPITRE 6

### COMPARAISON DES POSITIONNEMENTS DES RÉCEPTEURS

La position des récepteurs joue un rôle crucial pour recueillir des mesures avec le maximum d'informations. Nous proposons ici une douzaine de positionnements. Nous comparons ensuite leur efficacité à localiser un émetteur non-coopératif. Pour les comparer, nous utilisons les deux algorithmes que nous avons précédemment conseillés : l'algorithme des *Cercles* et celui des *New-York Style Bagels*. En premier lieu, la simulation permettant de comparer les positionnements est décrite. Les résultats sont brièvement analysés avant de comparer l'ensemble des positionnements dans la dernière section.

#### 6.1 Méthode de sélection des positionnements

Nous définissons une douzaine de positionnements utilisant de trois à cinq récepteurs. Les récepteurs ont un niveau de sensibilité de détection, en dessous duquel le signal est perdu. Nous nous basons sur une sensibilité de  $-83dBm$  qui correspond à la sensibilité de la carte miniPCI sans-fil 1350 (802.11 b/g) de Dell à 18 Mbps (Bhatia, 2010). Cela signifie qu'un récepteur à une distance de  $441m$  d'un émetteur transmettant à une puissance de  $30dBm$  aura une probabilité de 0.5 de détecter le signal – voir équation (6.4).

$$RSS = P^* - \bar{L}(d_0) - 10n \log\left(\frac{d}{d_0}\right) + X_i \quad (6.1)$$

$$-83_{dBm} \leq 30 - 40 - 10n \log(d) + X_i \quad (6.2)$$

$$Prob[X_i \geq 0] = \frac{1}{2} \quad (6.3)$$

$$d_{sensibilité} \leq 10^{\frac{73}{10n}} = 441m \quad (6.4)$$

Pour définir les positionnements, nous nous basons donc sur la distance  $d = 440m$ .

La couverture des positionnements est un des paramètres de comparaison. Nous définissons la couverture comme étant la zone où au moins deux récepteurs se trouvent à moins de  $d$  mètres. La figure 6.1 illustre la zone de couverture de trois récepteurs positionnés en triangle équilatéral. Les récepteurs sont représentés par des croix et leur portée symbolisée par la distance  $d$  est représentée par les disques de rayon  $d$ . La zone de couverture correspond à la région grisée. Afin d'optimiser la couverture et pour empêcher que certaines régions soient moins efficaces, nous avons opté pour utiliser des positionnements symétriques.

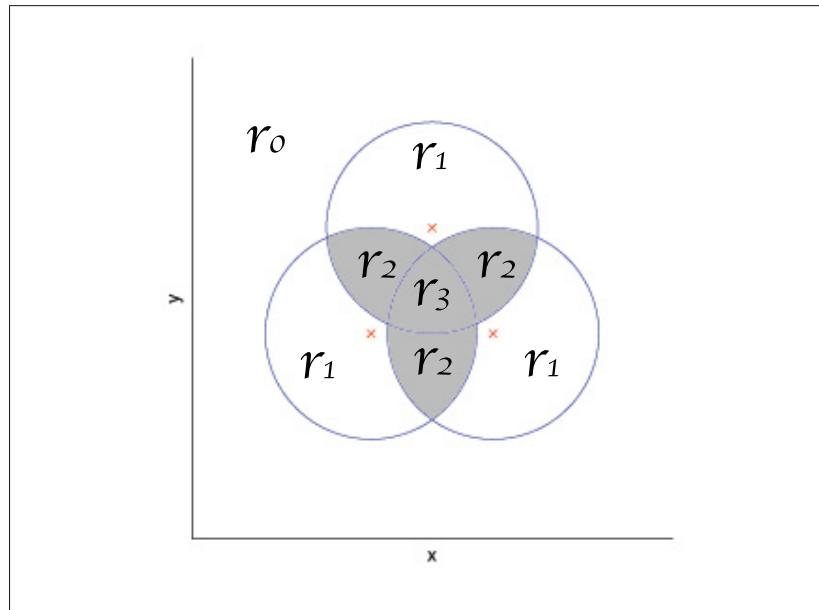


Figure 6.1 Couverture de trois récepteurs en triangle équilatéral.

Nous comparons aussi les positionnements lorsqu'ils sont plus ou moins compacts. Pour jouer sur la densité d'un positionnement associé à une forme (triangle, carré, pentagone), nous utilisons des multiples de  $d$ . Par exemple, pour rendre un positionnement plus compact, nous

utilisons comme distance de référence  $\frac{2}{3}d$  à la place de  $d$  soit  $293m$ . À cette distance, le récepteur a alors plus de 80% de chance de détecter le signal – voir équation (6.8).

$$RSS = P^* - \bar{L}(d_0) - 10n \log\left(\frac{d}{d_0}\right) + X_i \quad (6.5)$$

$$-83_{dBm} \leq 30 - 40 - 10n \log(293) + X_i \quad (6.6)$$

$$X_i \geq -73 + 10n \log(293) \quad (6.7)$$

$$Prob[X_i \geq -73 + 10n \log(293)] \geq 80\% \quad (6.8)$$

Généralement, lorsque les récepteurs sont plus proches les uns des autres, l'aire de la zone de couverture augmente – voir la figure 6.2. Cette figure représente les aires des zones de couverture de deux positionnements utilisant la même forme, un triangle équilatéral. L'un des positionnements a une hauteur  $d$  tandis que l'autre à une hauteur  $\frac{2}{3}d$ .

Ultimement, si les trois récepteurs se superposent, la zone de couverture sera optimale. Elle correspondra dans ce cas à un disque de rayon  $d$ . Naturellement, un tel positionnement ne donne pas de bons résultats pour les algorithmes présentés au chapitre précédent puisque les informations obtenues correspondent alors à un seul et même récepteur.

La zone correspondant à l'intersection des trois disques représente donc la zone optimale de sensibilité pour les récepteurs. Naturellement, rien n'empêcherait ces récepteurs de détecter un transmetteur se trouvant à l'extérieur de cette zone.

Pour un ensemble de  $k$  récepteurs, la zone de couverture qui nous intéresse est donc définie comme étant égale à  $\mathcal{Z}$

$$\mathcal{Z} = \bigcup_{i=2}^k r_i \quad (6.9)$$

où  $r_i$  est égale à l'ensemble des points appartenant exactement à  $i$  disques. Ces disques de rayon  $d$  centrés sur les récepteurs – voir la figure 6.1.



Figure 6.2 Aires de couverture selon la proximité des récepteurs.

Les positionnements sont comparés selon trois critères :

- la couverture,
- la précision de la localisation tel que présenté au chapitre précédent,
- le taux d'erreur.

Nous avons différencié deux types d'erreur. La première erreur, nommée  $Erreur_{RSS}$ , correspond au cas où un nombre insuffisant de récepteurs détectent le signal pour pouvoir utiliser les algorithmes. Par exemple, un minimum de deux valeurs de  $RSS$  est nécessaire avec l'algorithme

rithme des *Cercles* et au moins une avec l'algorithme des *New-York Style Bagels*. La seconde erreur, nommée  $Erreur_{algo}$ , est celle où l'algorithme exclut la position de l'émetteur.

**OBJECTIF :** L'objectif est de trouver un positionnement qui offre une grande couverture, une grande précision et un faible taux d'erreur tout en minimisant le nombre de récepteurs utilisés.

Les résultats de chaque positionnement sont affichés dans trois tableaux. Le premier tableau décrit le positionnement et indique les données théoriques de celui-ci. Si nous prenons l'exemple du premier positionnement, – voir tableau 6.1 – nous pouvons voir que l'ensemble des régions où le signal devrait être détecté par un seul récepteur est de 24.2% de la superficie de la grille. Un graphique illustre chaque positionnement. Les croix représentent les récepteurs tandis que les disques représentent la portée  $d$  de chaque récepteur. Le deuxième tableau de chaque positionnement recueille l'aire moyenne des régions obtenues par les algorithmes des *Cercles* et des *New-York Style Bagels*, leur taux de réussite et d'échec pour les positions potentielles de l'émetteur se retrouvant dans la zone de couverture. Le troisième et dernier tableau de chaque positionnement donne le détail des résultats en fonction du nombre de récepteurs ayant détecté le signal. Ce dernier tableau (ex. tableau 6.3) permet d'expliquer certains phénomènes apparaissant dans le tableau précédent (ex. tableau 6.2).

## 6.2 Description de la simulation

Afin de pouvoir comparer au mieux les positionnements et être le moins possible influencé par la taille de la grille choisie, nous l'avons élargie et les résultats sont analysés en connaissant cette information. Puisque nous cherchons à comparer les positionnements, la taille de la grille est peu importante tant qu'elle n'est pas trop petite afin de contenir tous les disques représentant les portées des récepteurs. Cette simulation est donc réalisée sur une grille de  $2000m \times 2000m$ . Les positionnements sont centrés sur la grille. La grille est fractionnée en 250000 cases de  $4m$  de côté et représentées par leur point central. Pour chacune de ces positions, nous vérifions le nombre de récepteurs se trouvant à moins de  $440m$ . Cela permet de déterminer la couverture du positionnement.

La prochaine étape est d'évaluer la performance des deux algorithmes choisis pour localiser les émetteurs se retrouvant dans la zone  $\mathcal{Z}$ . Ainsi, pour chaque position de la grille dans  $\mathcal{Z}$ , nous simulons deux transmissions de signal à  $30dBm$  depuis cette position. Nous avons choisi de ne pas simuler les émissions provenant de la zone avec un seul récepteur qui détecte le signal car cela produirait un grand nombre d' $Erreur_{RSS}$ . Nous calculons les valeurs des puissances résiduelles du signal reçu par les récepteurs en simulant la propagation du signal à l'aide de l'équation 6.10.

$$RSS_i = P - \bar{L}(d_0) - 10n \log\left(\frac{d_i}{d_0}\right) + X_i. \quad (6.10)$$

Les paramètres de l'environnement que nous utilisons sont  $\bar{L}(d_0) = 40dBm$ ,  $n = 2.76$  et  $\sigma = 5.62dB$ . Les récepteurs qui auraient dû mesurer une puissance résiduelle inférieure à sa sensibilité sont signalés comme ne détectant pas le signal. Ils ne seront donc pas utilisés par les algorithmes. Si le nombre de récepteurs détectant le signal est suffisant pour faire fonctionner les algorithmes, nous transmettons ces valeurs aux algorithmes qui déterminent les régions possibles d'émission. Si le nombre de récepteurs détectant n'est pas suffisant, la localisation échoue en renvoyant l' $Erreur_{RSS}$ . Nous calculons les aires des régions fournies par les algorithmes de la même manière que les simulations précédentes avec  $N = 500$  – voir la section 5.1. Nous vérifions si la position d'émission se trouve dans la région obtenue. Si cela n'est pas le cas, la localisation échoue en renvoyant l' $Erreur_{algo}$  mais l'aire obtenue est tout de même comptabilisée dans les statistiques.

Pour les algorithmes, nous utilisons un degré de confiance de 95% quel que soit le nombre de récepteurs utilisés. L'algorithme des *New-York Style Bagels* utilise l'hypothèse que la puissance d'émission est comprise entre  $[28dBm \dots 32dBm]$ .

### 6.3 Description des positionnements avec trois récepteurs

Avec trois récepteurs, une seule forme est proposée : un triangle équilatéral. Les deux positionnements testés sont définis en fonction de la hauteur du triangle :  $d$  ou  $\frac{2}{3}d$ .

#### 6.3.1 Positionnement 1 – Triangle équilatéral de hauteur $d$

Ce premier positionnement permet d'obtenir une large surface, 33.8% de la grille, à moins de  $d$  mètres d'au moins un récepteur. Cependant la région  $r_1$  représente 24.2% de la grille alors que nous ne comptabilisons pas cette zone dans la couverture et que nous ne simulons pas non plus l'émission de signaux depuis cette zone. Une grande superficie de la région  $r_1$  est inutile pour l'algorithme des *Cercles*. Les récepteurs ne sont donc pas utilisés efficacement, il serait préférable de les rapprocher afin d'agrandir les régions  $r_2$ ,  $r_3$ ,  $r_4$  et  $r_5$ . Nous retrouvons ce phénomène pour les *positionnements 3, 7, 9, 10 et 11* qui ont des régions  $r_1$  dont les aires sont supérieures à 15%.

Le tableau 6.1 permet de déterminer que la couverture de ce positionnement est de  $24 \times 10^3 pts$  soit  $0.384 km^2$  – rappelons qu'il s'agit de  $r_2 \cup r_3$ . Cette information correspond également au nombre de positions simulées pour déterminer l'efficacité du positionnements des récepteurs. La zone de couverture du *positionnement 1* est une représentation approximative d'un triangle équilatéral de côté  $2d$ .

Nous ne cherchons pas ici à comparer les deux algorithmes mais à comparer les positionnements. Nous ne parlerons donc pas des éléments différenciant les algorithmes mais nous relevons les éléments utiles pour une comparaison des positionnements.

Tableau 6.1 Positionnement 1 - Données théoriques

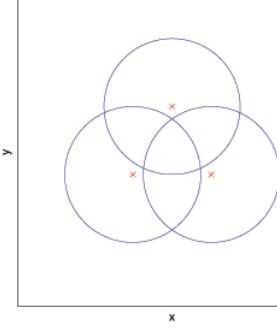
Description de la configuration :	Dessin					
<ul style="list-style-type: none"> <li>3 récepteurs</li> <li>Triangle équilatéral</li> <li>Hauteur : <math>d</math></li> </ul>						
Théorique						
Nombre de récepteurs détectant	0	1	2	3	4	5
Nombre de points détectés par ces récepteurs ( $10^3$ )	165.5	60.4	18.5	5.6	-	-
Pourcentage	66.2%	24.2%	7.4%	2.2%	-	-

Tableau 6.2 Positionnement 1 - Réussite et Erreur

Algorithm	Taux de réussite	Aire Moyenne (en $10^3$ pts)	Erreur totale	$Erreur_{RSS}$	$Erreur_{algo}$
Cercles	70.4%	199.5	29.6%	27.0%	2.6%
Bagels	94.2%	61.3	5.9%	2.7%	3.2%

Dans le tableau 6.2, nous pouvons relever que l'algorithme des *Cercles* a un faible taux de réussite. Ce taux s'explique par un fort taux d' $Erreur_{RSS}$  qui est beaucoup plus faible pour l'algorithme des *New-York Style Bagels* car 24.3% des positions simulées n'ont été détectées que par un seul récepteur – voir tableau 6.3. Nous retrouvons ce phénomène aux *positionnements 2, 3, 5, 8 et 11*. Pour remédier à ce problème, il faut diminuer le pourcentage de l'aire de la couverture représentée par la région  $r_2$  soit en diminuant l'aire de  $r_2$  soit en augmentant l'aire des régions  $r_3$ ,  $r_4$  et  $r_5$ . En effet,  $r_2$  est la région où les émetteurs ont la plus grande probabilité d'être détecté par moins de deux récepteurs.

Les positionnements où ce phénomène apparaît n'est donc pas très intéressant si nous souhaitons utiliser l'algorithme des *Cercles* car la combinaison algorithme et positionnement provoque un fort taux d'*Erreur<sub>RSS</sub>*.

Tableau 6.3 Positionnement 1 - Informations par nombre de récepteurs captant

Nombre de récepteurs détectant	Pourcentage d'apparition	Bagels		Cercles	
		Taux de réussite	Aire moyenne (en $10^3$ pts)	Taux de réussite	Aire moyenne (en $10^3$ pts)
3	23.8%	94.7%	41.7	94.2%	177.3
2	49.2%	97.0%	56.5	97.6%	209.9
1	24.3%	98.3%	89.1	0%	—
0	2.7%	0%	—	0%	—

Le pourcentage d'apparition dans le tableau 6.3 indique pour chacun des cas, selon le nombre de récepteurs détectant le signal, le pourcentage de simulations dans chacun de ces cas. Par exemple, dans 49% des simulations le signal émis était détecté par deux récepteur.

Nous pouvons constater dans le tableau 6.3 que les taux de réussite diminuent lorsque le nombre de récepteurs qui détectent le signal augmente. Cela s'explique par le fait que nous augmentons le nombre de régions que nous intersectons. C'est indépendant du positionnement choisi, ce phénomène réapparaît donc dans tous les positionnements.

Nous pouvons également remarquer que les taux de réussite selon le nombre de récepteur détectant le signal est supérieur au degré de confiance souhaité. En effet, au lieu d'obtenir un taux de réussite de  $(1 - c)^k$  avec  $k$  récepteurs, sachant que nous avions sélectionné un degré de confiance  $(1 - c)$  de 95%, l'algorithme des *New-York Style Bagels* a un taux de réussite de 98.3%, 97.0% et 94.7% avec respectivement un, deux et trois récepteurs. Cela s'explique par le fait que nous ne pouvons pas utiliser les valeurs de *RSS* lorsqu'elles sont inférieures à  $-83dBm$  et donc lorsque l'atténuation est trop forte. Ce phénomène est donc indépendant de l'algorithme et du positionnement utilisés. Il apparaît donc dans tous les cas de figure.

Finalement, remarquons que l'aire moyenne de  $\mathcal{Z}$  est de  $24 \times 10^3 pts$  – voir l'équation (6.9).  $\mathcal{Z}$  représente l'aire où la sensibilité des récepteurs est excellente. Il ne faudrait pas comparer bêtement cette aire avec l'aire moyenne obtenue grâce aux deux algorithmes de localisation choisis. La zone  $\mathcal{Z}$  est estimée en fonction d'un émetteur utilisant une puissance d'émission de  $30dBm$ . Elle nous sert à déterminer si elle représente bien l'espace que nous voulons surveiller.

Dans le paradigme qui nous intéresse, nous ne pouvons supposer a priori quelle est la puissance utilisée par l'émetteur. Les algorithmes doivent en prendre compte. En fait, il est donc normal que les régions calculées soient plus grandes que  $\mathcal{Z}$ .

### 6.3.2 Positionnement 2 – Triangle équilatéral de hauteur $\frac{2}{3}d$

Ce positionnement a la même forme que le positionnement précédent mais avec une hauteur plus faible. Ainsi, nous augmentons la superficie de la région  $r_3$  sans impacter celle de la région  $r_2$ . Le ratio de l'aire de  $r_2$  par rapport à l'aire de la couverture augmente donc. Cela justifie la diminution du taux d' $Erreur_{RSS}$  avec l'algorithme des *Cercles* – voir tableau 6.5. La taille de la région  $r_1$  est fortement réduite, les récepteurs sont donc mieux utilisés.

Le tableau 6.4 permet de déterminer que la couverture de ce positionnement est de  $31.8 \times 10^3 pts$  soit  $0.509 km^2$ .

## 6.4 Description des positionnements avec quatre récepteurs

Avec quatre récepteurs, deux formes sont proposées : un carré ou un triangle équilatéral avec un récepteur central. Pour les positionnements en carré, les dimensions testées sont de côté  $d$  ou  $\frac{2}{3}d$  ou de diagonales  $d$  ou  $\frac{2}{3}d$ . Pour les positionnements en triangle, les dimensions testées sont de hauteurs  $d$  ou  $\frac{3}{2}d$ .

Tableau 6.4 Positionnement 2 - Données théoriques

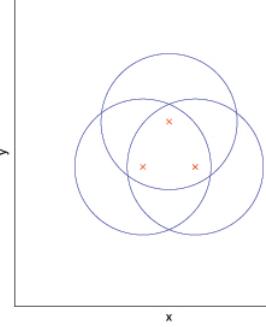
Description de la configuration :	Dessin					
<ul style="list-style-type: none"> <li>• 3 récepteurs</li> <li>• Triangle équilatéral</li> <li>• Hauteur : <math>\frac{2}{3} \times d</math></li> </ul>						
Théorique						
Nombre de récepteurs détectant	0	1	2	3	4	5
Nombre de points détectés par ces récepteurs ( $10^3$ )	181.7	36.6	17.9	13.9	–	–
Pourcentage	72.7%	14.6%	7.2%	5.6%	–	–

Tableau 6.5 Positionnement 2 - Réussite et Erreur

Algorithme	Taux de réussite	Aire Moyenne (en $10^3$ pts)	Erreur totale	$Erreur_{RSS}$	$Erreur_{algo}$
Cercles	76.5%	183	23.5%	20.0%	3.6%
Bagels	94.5%	52	5.6%	2.1%	3.5%

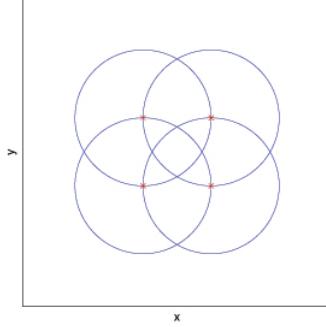
Tableau 6.6 Positionnement 2 - Informations par nombre de récepteurs captant

Nombre de récepteurs détectant	Pourcentage d'apparition	Bagels		Cercles	
		Taux de réussite	Aire moyenne (en $10^3$ pts)	Taux de réussite	Aire moyenne (en $10^3$ pts)
3	36.3%	95.1%	30.8	93.3%	158.6
2	43.8%	96.9%	52.0	97.4%	201.6
1	17.9%	98.2%	92.2	0%	–
0	2.1%	0%	–	0%	–

#### 6.4.1 Positionnement 3 – Carré de côté $d$

Ce positionnement offre une grande région  $r_1$  et un fort ratio de l'aire de  $r_2$  sur l'aire de la zone de couverture. Les récepteurs ne sont donc pas utilisés très efficacement et le taux d' $Erreur_{RSS}$  est élevé par rapport aux positionnements qui ont un fort ratio de l'aire de  $r_2$  sur l'aire de la zone de couverture.

Tableau 6.7 Positionnement 3 - Données théoriques

Description de la configuration :		Dessin					
<ul style="list-style-type: none"> <li>• 4 récepteurs</li> <li>• Carré</li> <li>• Côté : <math>d</math></li> </ul>							
Théorique							
Nombre de récepteurs détectant	0	1	2	3	4	5	
Nombre de points détectés par ces récepteurs ( $10^3$ )	153.6	54.6	31.8	6.2	3.8	–	
Pourcentage	61.4%	21.8%	12.7%	2.5%	1.5%	–	

Le tableau 6.7 permet de déterminer que la couverture de ce positionnement est de  $41.8 \times 10^3 pts$  soit  $0.670 km^2$ . La zone de couverture a la forme approchant celle d'un carré de côté légèrement inférieur à  $2d$ .

Tableau 6.8 Positionnement 3 - Réussite et Erreur

Algorithme	Taux de réussite	Aire Moyenne (en $10^3$ pts)	Erreur totale	$Erreur_{RSS}$	$Erreur_{algo}$
Cercles	75.9%	176	24.1%	19.8%	4.4%
Bagels	93.8%	48	6.2%	1.9%	4.3%

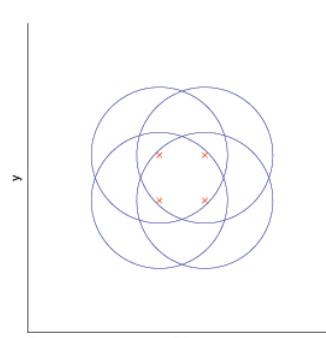
Tableau 6.9 Positionnement 3 - Informations par nombre de récepteurs captant

Nombre de récepteurs détectant	Pourcentage d'apparition	Bagels		Cercles	
		Taux de réussite	Aire moyenne (en $10^3$ pts)	Taux de réussite	Aire moyenne (en $10^3$ pts)
4	8.9%	92.4%	29.1	89.7%	136.5
3	29.7%	93.8%	34.9	92.8%	155.3
2	41.7%	96.4%	48.4	96.9%	197.4
1	17.9%	98.3%	78.8	0%	—
0	1.8%	0%	—	0%	—

#### 6.4.2 Positionnement 4 – Carré de côté $\frac{2}{3}d$

En diminuant la dimension des côtés du carré, l'aire des régions  $r_3$  et  $r_4$  augmentent de manière significative alors que l'aire de la région  $r_2$  diminue. Ainsi, le ratio de l'aire de  $r_2$  sur l'aire de la zone de couverture diminue, d'où un taux d' $Erreur_{RSS}$  avec l'algorithme des *Cercles* plus faible – voir tableau 6.11. L'aire de la région  $r_1$  a diminué.

Tableau 6.10 Positionnement 4 - Données théoriques

Description de la configuration :		Dessin					
<ul style="list-style-type: none"> <li>• 4 récepteurs</li> <li>• Carré</li> <li>• Côté : <math>\frac{2}{3} \times d</math></li> </ul>							
Théorique							
Nombre de récepteurs détectant	0	1	2	3	4	5	—
Nombre de points détectés par ces récepteurs ( $10^3$ )	174.9	20.2	24.5	8.7	11.7	—	
Pourcentage	70.0%	12.1%	9.8%	3.5%	4.7%	—	

Le tableau 6.10 permet de déterminer que la couverture de ce positionnement est de  $44.9 \times 10^3 \text{ pts}$  soit  $0.718 \text{ km}^2$ . La zone de couverture a la forme approchant celle d'un carré de côté légèrement inférieur à  $2d$ .

Tableau 6.11 Positionnement 4 - Réussite et Erreur

Algorithme	Taux de réussite	Aire Moyenne (en $10^3$ pts)	Erreur totale	$Erreur_{RSS}$	$Erreur_{algo}$
Cercles	80.2%	176	19.8%	14.6%	5.2%
Bagels	93.8%	50	6.2%	1.8%	4.4%

Tableau 6.12 Positionnement 4 - Informations par nombre de récepteurs captant

Nombre de récepteurs détectant	Pourcentage d'apparition	Bagels		Cercles	
		Taux de réussite	Aire moyenne (en $10^3$ pts)	Taux de réussite	Aire moyenne (en $10^3$ pts)
4	19.6%	93.6%	20.9	88.6%	126.0
3	34.2%	94.7%	35.5	93.5%	163.5
2	31.6%	96.4%	59.7	97.6%	216.3
1	12.8%	98.3%	103.6	0%	—
0	1.8%	0%	—	0%	—

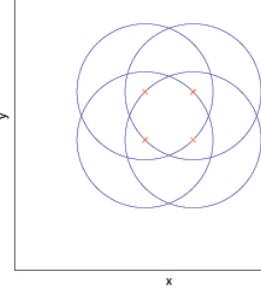
### 6.4.3 Positionnement 5 – Carré de diagonale $d$

Ce positionnement est finalement semblable au positionnement précédent puisque la diagonale du *positionnement 4* peut s'écrire selon l'équation (6.11).

$$diagonale_{pos4} = \frac{2}{3}d\sqrt{2} \quad (6.11)$$

qui est très proche de  $d$ .

Tableau 6.13 Positionnement 5 - Données théoriques

Description de la configuration :	Dessin					
<ul style="list-style-type: none"> <li>• 4 récepteurs</li> <li>• Carré</li> <li>• Diagonale : <math>d</math></li> </ul>						
Théorique						
Nombre de récepteurs détectant	0	1	2	3	4	5
Nombre de points détectés par ces récepteurs ( $10^3$ )	172.4	32.8	25.6	8.6	10.6	-
Pourcentage	69.0%	13.1%	10.2%	3.4%	4.2%	-

Le tableau 6.13 permet de déterminer que la couverture de ce positionnement est de  $44.8 \times 10^3 \text{ pts}$  soit  $0.716 \text{ km}^2$ . La zone de couverture a la forme approchant celle d'un carré de côté légèrement inférieur à  $2d$ .

Tableau 6.14 Positionnement 5 - Réussite et Erreur

Algorithme	Taux de réussite	Aire Moyenne (en $10^3$ pts)	Erreur totale	$Erreur_{RSS}$	$Erreur_{algo}$
Cercles	79.7%	173.7	20.3%	15.0%	5.3%
Bagels	93.9%	48.5	6.1%	1.8%	4.4%

Nous profitons de cette ressemblance pour valider la méthode de simulation. En effet, le nombre de simulations par position de l'émetteur étant seulement de deux, il serait possible de se questionner sur la représentativité des résultats recueillis. Nous le vérifions dans la section 6.6.

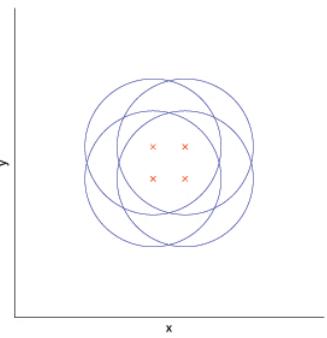
Tableau 6.15 Positionnement 5 - Informations par nombre de récepteurs captant

Nombre de récepteurs détectant	Pourcentage d'apparition	Bagels		Cercles	
		Taux de réussite	Aire moyenne (en $10^3$ pts)	Taux de réussite	Aire moyenne (en $10^3$ pts)
4	18.0%	93.8%	21	88.7%	127.1
3	34.0%	94.4%	34.0	93.0%	158.5
2	32.9%	96.5%	56.9	97.5%	211.9
1	13.3%	98.5%	99.2	0%	—
0	1.8%	0%	—	0%	—

#### 6.4.4 Positionnement 6 – Carré de diagonale $\frac{2}{3}d$

Ce positionnement est le plus dense parmi ceux qui utilisent la forme en carré. Nous relevons de nouveau une baisse significative de l'aire de la région  $r_1$ . L'utilisation des récepteurs en est donc grandement améliorée. Le ratio de l'aire de  $r_2$  sur l'aire de la zone de couverture diminue également.

Tableau 6.16 Positionnement 6 - Données théoriques

Description de la configuration :		Dessin					
<ul style="list-style-type: none"> <li>• 4 récepteurs</li> <li>• Carré</li> <li>• Diagonale : <math>\frac{2}{3} \times d</math></li> </ul>							
		Théorique					
Nombre de récepteurs détectant		0	1	2	3	4	5
Nombre de points détectés par ces récepteurs ( $10^3$ )		186.7	18.9	18.1	8.2	18.1	—
Pourcentage		74.7%	7.6%	7.2%	3.3%	7.2%	—

Le tableau 6.16 permet de déterminer que la couverture de ce positionnement est de  $44.4 \times 10^3 \text{ pts}$  soit  $0.710 \text{ km}^2$ . La zone de couverture a la forme approchant celle d'un disque de rayon  $d$ .

Tableau 6.17 Positionnement 6 - Réussite et Erreur

Algorithme	Taux de réussite	Aire Moyenne (en $10^3$ pts)	Erreur totale	$Erreur_{RSS}$	$Erreur_{algo}$
Cercles	81.7%	192.2	18.3%	12.8%	5.5%
Bagels	93.7%	58.1	6.3%	1.9%	4.4%

Tableau 6.18 Positionnement 6 - Informations par nombre de récepteurs captant

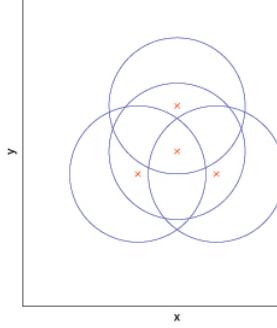
Nombre de récepteurs détectant	Pourcentage d'apparition	Bagels		Cercles	
		Taux de réussite	Aire moyenne (en $10^3$ pts)	Taux de réussite	Aire moyenne (en $10^3$ pts)
4	27.9%	93.9%	22.9	88.2%	138.9
3	33.1%	94.9%	47.6	94.7%	197.7
2	26.2%	96.7%	79.0	98.4%	236.3
1	10.9%	98.5%	125.8	0%	—
0	1.9%	0%	—	0%	—

La proximité des récepteurs a donc tendance à réduire le taux d' $Erreur_{RSS}$  de l'algorithme des *Cercles* mais cela a également tendance à réduire la taille de la zone de couverture. De plus, une forte proximité des récepteurs pourrait engendrer une redondance des informations contenues dans les mesures et ainsi limiter l'efficacité des algorithmes. Il n'est donc pas judicieux de rapprocher les récepteurs de manière exagérée. Malgré la conclusion de la section 6.3.1 qui stipulait que pour réduire la taille de la région  $r_1$  afin d'améliorer l'utilisation des récepteurs, il fallait rapprocher les récepteurs les uns des autres, il nous a semblait préférable de les éloigner pour les *positionnements 7 et 9* afin d'éviter la redondance des mesures.

#### 6.4.5 Positionnement 7 – Triangle équilatéral de hauteur $d$

Ce positionnement correspond au *positionnement 1* avec un récepteur supplémentaire au centre du triangle équilatéral. Il permet donc d'avoir un point de mesure supplémentaire qui réduit le ratio de l'aire de  $r_2$  sur l'aire de la zone de couverture.

Tableau 6.19 Positionnement 7 - Données théoriques

Description de la configuration :		Dessin					
<ul style="list-style-type: none"> <li>• 4 récepteurs</li> <li>• Triangle équilatéral</li> <li>• Hauteur : <math>d</math></li> <li>• 1 récepteur central</li> </ul>							
Théorique							
Nombre de récepteurs détectant	0	1	2	3	4	5	
Nombre de points détectés par ces récepteurs ( $10^3$ )	165.5	45.4	16.1	17.4	5.6	–	
Pourcentage	66.2%	18.2%	6.4%	7.0%	2.2%	–	

Le tableau 6.19 permet de déterminer que la couverture de ce positionnement est de  $39.1 \times 10^3 \text{ pts}$  soit  $0.625 \text{ km}^2$ . La zone de couverture a une forme approchant celle d'un disque de rayon  $d$ .

Tableau 6.20 Positionnement 7 - Réussite et Erreur

Algorithme	Taux de réussite	Aire Moyenne (en $10^3$ pts)	Erreur totale	$Erreur_{RSS}$	$Erreur_{algo}$
Cercles	82.4%	168.7	17.6%	12.2%	5.4%
Bagels	94.7%	41.6	5.3%	0.9%	4.4%

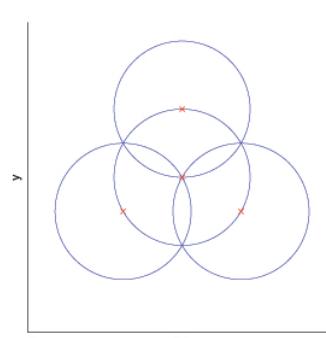
Tableau 6.21 Positionnement 7 - Informations par nombre de récepteurs captant

Nombre de récepteurs détectant	Pourcentage d'apparition	Bagels		Cercles	
		Taux de réussite	Aire moyenne (en $10^3$ pts)	Taux de réussite	Aire moyenne (en $10^3$ pts)
4	15.9%	93.2%	23.1	88.4%	119.8
3	38.5%	94.8%	33.4	93.3%	164.3
2	33.4%	96.6%	47.2	97.0%	194.8
1	11.3%	98.3%	77.0	0%	—
0	0.8%	0%	—	0%	—

#### 6.4.6 Positionnement 8 – Triangle équilatéral de hauteur $\frac{3}{2}d$

Au lieu de réduire la distance entre les récepteurs, nous préférions les écarter les uns des autres puisque nous avons un récepteur central. La hauteur du triangle étant de  $\frac{3}{2}d$ , le point central se trouve à une distance  $d$  des autres récepteurs.

Tableau 6.22 Positionnement 8 - Données théoriques

Description de la configuration :		Dessin					
<ul style="list-style-type: none"> <li>• 4 récepteurs</li> <li>• Triangle équilatéral</li> <li>• Hauteur : <math>\frac{3}{2} \times d</math></li> <li>• 1 récepteur central</li> </ul>							
Théorique							
Nombre de récepteurs détectant	0	1	2	3	4	5	—
Nombre de points détectés par ces récepteurs ( $10^3$ )	142.5	69.4	31.4	6.6	0	—	
Pourcentage	57.0%	27.8%	12.6%	2.6%	0%	—	

Le tableau 6.22 permet de déterminer que la couverture de ce positionnement est de  $38 \times 10^3 \text{ pts}$  soit  $0.608 \text{ km}^2$ . La zone de couverture est un disque de rayon  $d$ . Cependant, la région  $r_2$  représente plus de 80% de la zone de couverture, ce qui signifie qu'il y aura un fort pourcentage d'apparition de simulation où moins de deux récepteurs détectent le signal et donc un fort taux d' $Erreurr_{RSS}$  pour l'algorithme des *Cercles*.

Tableau 6.23 Positionnement 8 - Réussite et Erreur

Algorithme	Taux de réussite	Aire Moyenne (en $10^3$ pts)	Erreur totale	$Erreurr_{RSS}$	$Erreurr_{algo}$
Cercles	75.3%	182.3	24.7%	20.9%	3.8%
Bagels	94.2%	48.2	5.8%	1.6%	4.2%

Tableau 6.24 Positionnement 8 - Informations par nombre de récepteurs captant

Nombre de récepteurs détectant	Pourcentage d'apparition	Bagels		Cercles	
		Taux de réussite	Aire moyenne (en $10^3$ pts)	Taux de réussite	Aire moyenne (en $10^3$ pts)
4	4.6%	89.1%	30.5	87.6%	118.1
3	27.6%	93.6%	38.1	93.1%	163.6
2	46.9%	96.5%	47.4	97.1%	198.5
1	19.3%	98.3%	67.5	0%	—
0	1.6%	0%	—	0%	—

Au vu de l'écartement des récepteurs, les informations des mesures relevées devraient être complémentaires et ainsi permettre une localisation efficace. Cependant, presque 20% des simulations ne sont détectées que par un seul récepteur. Il serait donc préférable d'utiliser ce positionnement avec l'algorithme des *New-York Style Bagels*.

## 6.5 Description des positionnements avec cinq récepteurs

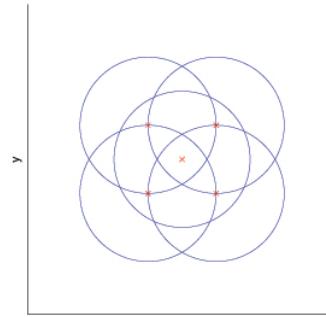
Avec cinq récepteurs, deux formes sont proposées : un pentagone ou un carré avec un récepteur central. Pour les positionnements en pentagone, les dimensions testées sont de côté  $d$  ou

avec une distance  $d$  entre les récepteurs non-adjacents. Pour les positionnements en carré, les dimensions testées sont de côté  $d$  ou de diagonale  $2d$ .

### 6.5.1 Positionnement 9 – Carré de côté $d$

Ce positionnement correspond au *positionnement 3* avec un récepteur supplémentaire en son centre. L'ajout d'un récepteur au centre permet de réduire la taille de  $r_2$  tout en augmentant les superficies des régions  $r_3$ ,  $r_4$  et  $r_5$ . Cela permet donc de réduire le taux d'*Erreur<sub>RSS</sub>* de l'algorithme des *Cercles*. La superficie de  $r_1$  diminue légèrement mais celle-ci reste élevée.

Tableau 6.25 Positionnement 9 - Données théoriques

Description de la configuration :	Dessin					
<ul style="list-style-type: none"> <li>• 5 récepteurs</li> <li>• Carré</li> <li>• Côté : <math>d</math></li> <li>• 1 récepteur central</li> </ul>						
Théorique						
Nombre de récepteurs détectant	0	1	2	3	4	5
Nombre de points détectés par ces récepteurs ( $10^3$ )	153.6	49.8	13.4	23.2	6.2	3.8
Pourcentage	61.4%	19.9%	5.4%	9.3%	2.5%	1.5%

Le tableau 6.25 permet de déterminer que la couverture de ce positionnement est de  $46.6 \times 10^3 \text{ pts}$  soit  $0.746 \text{ km}^2$ . La zone de couverture a la forme approchant celle d'un carré de côté légèrement inférieur à  $2d$ .

Tableau 6.26 Positionnement 9 - Réussite et Erreur

Algorithme	Taux de réussite	Aire Moyenne (en $10^3$ pts)	Erreur totale	$Erreur_{RSS}$	$Erreur_{algo}$
Cercles	83.2%	155.7	16.8%	9.7%	7.1%
Bagels	93.6%	37.7	6.4%	1.0%	5.4%

Tableau 6.27 Positionnement 9 - Informations par nombre de récepteurs captant

Nombre de récepteurs détectant	Pourcentage d'apparition	Bagels		Cercles	
		Taux de réussite	Aire moyenne (en $10^3$ pts)	Taux de réussite	Aire moyenne (en $10^3$ pts)
5	7.1%	91.7%	16.7	84.0%	88.9
4	23.7%	92.4%	22.3	88.0%	121.1
3	34.6%	94.4%	31.0	93.2%	160.2
2	24.9%	96.4%	49.4	97.0%	196.2
1	8.7%	98.0%	82.1	0%	—
0	1.0%	0%	—	0%	—

### 6.5.2 Positionnement 10 – Carré de diagonale 2d

En éloignant les récepteurs de cette manière par rapport au positionnement précédent, les points sont les plus éloignés possible tout en gardant le centre du carré à portée d'au moins deux récepteurs. Cela a pour effet d'agrandir la région  $r_1$ , ce qui implique une mauvaise utilisation des récepteurs. C'est la plus grande région  $r_1$  parmi tous les positionnements. Ce positionnement a également un mauvais ratio aire de  $r_2$  sur l'aire de la zone de couverture.

Le tableau 6.28 permet de déterminer que la couverture de ce positionnement est de  $44.2 \times 10^3 \text{ pts}$  soit  $0.707 \text{ km}^2$ . La zone de couverture est une représentation approximative d'un carré de côté  $2d$ .

Tableau 6.28 Positionnement 10 - Données théoriques

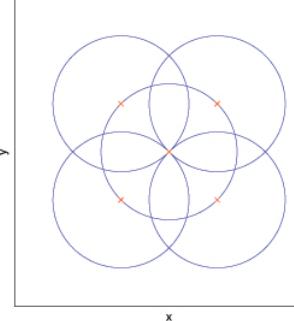
Description de la configuration :	Dessin					
<ul style="list-style-type: none"> <li>• 5 récepteurs</li> <li>• Carré</li> <li>• Diagonale : <math>2 \times d</math></li> <li>• 1 récepteur central</li> </ul>						
Théorique						
Nombre de récepteurs détectant	0	1	2	3	4	5
Nombre de points détectés par ces récepteurs ( $10^3$ )	125.5	80.2	22.8	21.4	0	0
Pourcentage	50.2%	32.1%	9.1%	8.6%	0%	0%

Tableau 6.29 Positionnement 10 - Réussite et Erreur

Algorithme	Taux de réussite	Aire Moyenne (en $10^3$ pts)	Erreur totale	$Erreur_{RSS}$	$Erreur_{algo}$
Cercles	80.4%	171.1	19.7%	14.5%	5.2%
Bagels	93.5%	41.5	6.5%	1.2%	5.3%

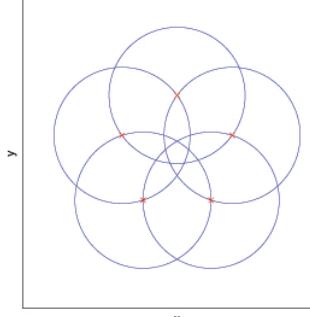
Tableau 6.30 Positionnement 10 - Informations par nombre de récepteurs captant

Nombre de récepteurs détectant	Pourcentage d'apparition	Bagels		Cercles	
		Taux de réussite	Aire moyenne (en $10^3$ pts)	Taux de réussite	Aire moyenne (en $10^3$ pts)
5	1.6%	86.5%	22.9%	84.2%	83.4
4	12.5%	90.3%	28.3	88.2%	123.4
3	35.5%	93.8%	35.1	93.4%	164.7
2	35.9%	96.2%	44.2	96.9%	195.7
1	13.2%	98.2%	63.7	0%	-
0	1.2%	0%	-	0%	-

### 6.5.3 Positionnement 11 – Pentagone de côté $d$

Le pentagone permet d'avoir une zone centrale pouvant être détectée par les cinq récepteurs. Cependant, l'éloignement des récepteurs donne une grande région  $r_2$  et un très mauvais ratio aire de  $r_2$  sur l'aire de la zone de couverture. De plus, la région  $r_1$  a une grande superficie.

Tableau 6.31 Positionnement 11 - Données théoriques

Description de la configuration :		Dessin					
<ul style="list-style-type: none"> <li>• 5 récepteurs</li> <li>• Pentagone</li> <li>• Côté : <math>d</math></li> </ul>							
Théorique							
Nombre de récepteurs détectant	0	1	2	3	4	5	
Nombre de points détectés par ces récepteurs ( $10^3$ )	133.3	58.7	45.7	10.1	1.2	1.0	
Pourcentage	53.3%	23.5%	18.3%	4.1%	0.5%	0.4%	

Le tableau 6.31 permet de déterminer que la couverture de ce positionnement est de  $58 \times 10^3 \text{ pts}$  soit  $0.928 \text{ km}^2$ . La zone de couverture est une représentation approximative d'un pentagone de côté proche de  $\frac{5}{3} \times d$ .

Tableau 6.32 Positionnement 11 - Réussite et Erreur

Algorithme	Taux de réussite	Aire Moyenne (en $10^3$ pts)	Erreur totale	$Erreur_{RSS}$	$Erreur_{algo}$
Cercles	76.4%	170.8	23.6%	18.5%	5.2%
Bagels	93.0%	44.4	7.0%	1.8%	5.3%

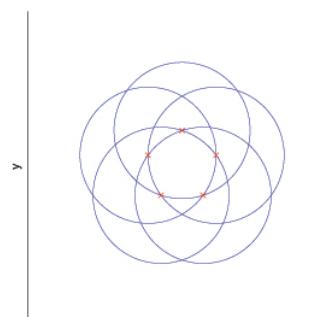
Tableau 6.33 Positionnement 11 - Informations par nombre de récepteurs captant

Nombre de récepteurs détectant	Pourcentage d'apparition	Bagels		Cercles	
		Taux de réussite	Aire moyenne (en $10^3$ pts)	Taux de réussite	Aire moyenne (en $10^3$ pts)
5	1.7%	88.7%	27.0	88.0%	120.1
4	10.6%	90.3%	29.1	88.8%	127.7
3	29.1%	92.6%	34.3	91.5%	150.7
2	40.2%	96.1%	45.6	96.8%	196.9
1	16.7%	98.1%	68.8	0%	—
0	1.8%	0%	—	0%	—

#### 6.5.4 Positionnement 12 – Pentagone avec une distance $d$ entre deux récepteurs non-adjacents

En rapprochant les récepteurs les uns des autres par rapport au positionnement précédent, le ratio de l'aire de  $r_2$  sur l'aire de la zone de couverture est significativement amélioré. L'aire de la région  $r_1$  en est également fortement réduite.

Tableau 6.34 Positionnement 12 - Données théoriques

Description de la configuration :		Dessin					
<ul style="list-style-type: none"> <li>• 5 récepteurs</li> <li>• Pentagone</li> <li>• Distance entre deux récepteurs non-adjacents : <math>d</math></li> </ul>							
Théorique							
Nombre de récepteurs détectant	0	1	2	3	4	5	
Nombre de points détectés par ces récepteurs ( $10^3$ )	167.2	26.7	27.9	14.3	4.7	9.2	
Pourcentage	66.9%	10.7%	11.2%	5.7%	1.9%	3.7%	

Le tableau 6.34 permet de déterminer que la couverture de ce positionnement est de  $56.1 \times 10^3 \text{ pts}$  soit  $0.897 \text{ km}^2$ . La zone de couverture est une représentation approximative d'un pentagone de côté légèrement inférieur à  $\frac{5}{3} \times d$ .

Tableau 6.35 Positionnement 12 - Réussite et Erreur

Algorithme	Taux de réussite	Aire Moyenne (en $10^3$ pts)	Erreur totale	$Erreur_{RSS}$	$Erreur_{algo}$
Cercles	81.4%	169.4	18.7%	12.0%	6.7%
Bagels	93.0%	47.4	7.0%	1.6%	5.4%

Tableau 6.36 Positionnement 12 - Informations par nombre de récepteurs captant

Nombre de récepteurs détectant	Pourcentage d'apparition	Bagels		Cercles	
		Taux de réussite	Aire moyenne (en $10^3$ pts)	Taux de réussite	Aire moyenne (en $10^3$ pts)
5	9.7%	92.1%	15.3	83.9%	103.7
4	22.2%	93.0%	22.9	88.4%	122.0
3	30.3%	93.9%	39.0	93.5%	172.4
2	25.8%	96.1%	64.6	97.9%	224.2
1	10.4%	97.9%	106.5	0%	—
0	1.6%	0%	—	0%	—

## 6.6 Validation de la simulation

Cette section a pour objectif de prouver la validité de la simulation qui nous a permis de recueillir les données de comparaison des positionnements. Comme nous l'avons souligné dans la section 6.4.3, nous pourrions nous questionner sur la représentativité des résultats, du fait que nous simulons seulement deux itérations par position.

Nous avons donc souhaité reproduire une simulation avec un plus grand nombre d'itérations. Afin de s'assurer que la durée de la simulation reste raisonnable, nous avons diminué la granularité de la grille. Nous avons choisi de faire 200 simulations par position d'émission et une

grille de  $50\text{pts} \times 50\text{pts}$ . Nous obtenons donc une position tous les 40 mètres. Pour reproduire cette simulation, nous utilisons le *positionnement 7*.

Tableau 6.37 Validation des résultats - Positionnement 7 - Réussite et Erreur

Algorithme	Taux de réussite	Aire Moyenne (en $10^3$ pts)	Erreur totale	$Erreur_{RSS}$	$Erreur_{algo}$
Cercles	82.4%	169.2	17.6%	12.1%	5.5%
Bagels	94.7%	41.3	5.3%	0.8%	4.5%

Tableau 6.38 Validation des résultats - Positionnement 7 - Informations par nombre de récepteurs captant

Nombre de récepteurs détectant	Pourcentage d'apparition	Bagels		Cercles	
		Taux de réussite	Aire moyenne (en $10^3$ pts)	Taux de réussite	Aire moyenne (en $10^3$ pts)
4	15.8%	93.2%	23.7	88.1%	121.7
3	38.5%	94.8%	33.4	93.3%	164.4
2	33.7%	96.5%	46.9	96.8%	194.6
1	11.2%	98.2%	74.5	0%	–
0	0.8%	0%	–	0%	–

En comparant les tableaux 6.37 et 6.38 avec les tableaux 6.20 et 6.21, nous constatons que les chiffres sont similaires et donc que les résultats affichés dans les section 6.3, 6.4 et 6.5 sont représentatifs.

## 6.7 Comparaison des positionnements

Le tableau 6.39 réuni l'ensemble des aires des régions  $r_i$  des différents positionnements. Il fait également apparaître le pourcentage de l'aire de la couverture représentée par la région  $r_2$ .

Les tableaux 6.39 et 6.40 illustrent bien la liaison entre le taux de réussite de l'algorithme des *Cercles* et le ratio de l'aire de  $r_2$  sur l'aire de la zone de couverture  $\mathcal{Z}$ . Plus précisément, ce ratio a un impact direct sur le taux d' $Erreur_{RSS}$  qui est une composante du taux d'erreur total.

Les quatre positionnements qui ont un taux d' $Erreur_{RSS}$  inférieur à 13% avec l'algorithme des *Cercles* sont également les quatre positionnements avec un ratio inférieur ou égal à 50%. Normal, ce sont les quatre emplacements dont la zone  $\mathcal{Z}$  a le plus de couverture par au moins trois disques. Lorsque nous souhaitons utiliser un algorithme qui se base sur deux valeurs de  $RSS$ , l'analyse de ce ratio est très utile puisqu'il aura un impact direct sur le taux de réussite du système. En effet, ce sont des valeurs théoriques qui peuvent être facilement calculées tandis que le taux de réussite du système est plus difficile à déterminer sans simulation. Parmi les positionnements proposés, les *positionnements 6, 7 et 9* ont les ratios les plus faibles et donc les plus intéressants.

Tableau 6.39 Récapitulatif des données théoriques des 12 positionnements

Région Positionnement	$r_1$	$r_2$	$r_3$	$r_4$	$r_5$	$\frac{aire_{r_2}}{aire_{couverture}}$
1	24.2%	7.4%	2.2%	—	—	77%
2	14.6%	7.2%	5.6%	—	—	56%
3	21.8%	12.7%	2.5%	1.5%	—	76%
4	12.1%	9.8%	3.5%	4.7%	—	54%
5	13.1%	10.2%	3.4%	4.2%	—	57%
6	7.6%	7.2%	3.3%	7.2%	—	41%
7	18.2%	6.4%	7%	2.2%	—	41%
8	7.8%	12.6%	2.6%	0%	0%	83%
9	19.9%	5.4%	9.3%	2.5%	1.5%	29%
10	32.1%	9.1%	8.6%	0%	0%	51%
11	23.5%	18.3%	4.1%	0.5%	0.4%	79%
12	10.7%	11.2%	5.7%	1.9%	3.7%	50%

Le tableau 6.41 découle directement du tableau 6.39. Ce tableau permet de mettre en évidence les positionnements qui utilisent au mieux les récepteurs sur le point de vu de la couverture.

Le rapport de l'aire de la couverture par rapport à l'aire de la région  $r_1$  permet de visualiser si les récepteurs ne sont pas sous-utilisés. Par exemple, avec le *positionnement 1*, l'aire inutilisée

Tableau 6.40 Comparatif des 12 positions

Position	Couverture (en $km^2$ )	Bagels		Cercles		
		Taux de réussite	Aire moyenne (en $10^3 m^2$ )	Taux de réussite	Aire moyenne (en $10^3 m^2$ )	Aire retirée
1	0.384	94.2%	981	70.4%	3192	808
2	0.509	94.6%	832	76.5%	2928	1072
3	0.670	93.8%	768	75.9%	2816	1184
4	0.718	93.8%	800	80.2%	2816	1184
5	0.716	93.9%	776	79.7%	2779	1221
6	0.710	93.7%	930	81.7%	3075	925
7	0.625	93.7%	666	82.4%	2699	1301
8	0.608	94.2%	771	75.3%	2917	1083
9	0.746	93.6%	603	83.2%	2491	1509
10	0.707	93.5%	664	80.4%	2738	1262
11	0.928	93.0%	711	76.4%	2733	1267
12	0.897	93.0%	758	81.4%	2710	1290

de la région  $r_1$  est presque deux fois plus grande que l'aire utile de la zone couverte. À ce niveau, les positionnements les plus intéressants sont les *positionnements 6, 8 et 12*.

Le calcul de l'aire de couverture par récepteur permet de mettre en évidence les positionnements qui optimisent la couverture indépendamment du nombre de récepteurs utilisés. Cette information est affichée en pourcentage de l'aire de la grille par récepteur.

Le *positionnement 11* a la meilleure couverture par récepteur cependant la faible valeur du ratio  $\frac{\text{aire}_{\text{couverture}}}{\text{aire}_{r_1}}$  indique qu'il n'utilise pas à bon escient les récepteurs. Les signaux transmis ont donc moins de chance d'être reçus par un grand nombre de récepteurs avec le *positionnement 11* qu'avec le *12* qui est plus compact. Ce qui est vérifié dans les tableaux 6.33 et 6.36 qui affichent respectivement 12.3% et 31.9% des signaux détectés par quatre récepteurs ou plus. Or les algorithmes améliorent leur précision lorsque le nombre de *RSS* reçus augmente. Cependant, l'éloignement des récepteurs les un par rapport aux autres a également un impact sur la précision de la localisation. Nous détaillons cet effet dans l'analyse de la précision.

Concernant les positionnements avec quatre récepteurs, le *positionnement 6* est celui qui utilise au mieux les récepteurs mais le *positionnement 4* couvre une zone légèrement plus grande que le *positionnement 6*.

Tableau 6.41 Analyse selon la couverture

Positionnement	$\frac{aire_{couverture}}{aire_{r_1}}$	aire <sub>couverture</sub> par récepteur
1	0.4	3.2%
2	0.9	4.3%
3	0.8	4.2%
4	1.5	4.5%
5	1.4	4.5%
6	2.3	4.4%
7	0.9	3.9%
8	0.5	3.0%
9	0.9	3.7%
10	0.6	3.5%
11	1.0	4.7%
12	2.1	4.5%

Au niveau des taux de réussite visibles dans le tableau 6.40, l'algorithme des *New-York Style Bagels* a des taux de réussite qui varient très légèrement selon les positionnements. Ce paramètre est principalement lié au nombre de récepteurs utilisés. Plus nous utilisons de récepteurs, plus nous augmentons les chances de détecter le signal par un plus grand nombre de récepteurs et plus le taux d' $Erreur_{algo}$  est élevé. Le second élément qui fait très légèrement varier le taux de réussite avec l'algorithme des *New-York Style Bagels* est la densité des récepteurs. Plus les récepteurs sont proches, plus nous augmentons les chances de détecter le signal par un plus grand nombre de récepteur et plus le taux d' $Erreur_{algo}$  est élevé. Dans tous les cas, quel que soit le nombre de récepteurs utilisés et quelle que soit la densité du positionnement, l'algorithme obtient un taux de réussite très fiable supérieur ou égal à 93%. Il n'y a donc pas de positionnement à favoriser sur ce critère si l'on souhaite utiliser l'algorithme des *New-York Style Bagels*.

Lorsque nous regardons plus en détail le taux de réussite par nombre de récepteurs détectant le signal, nous pouvons remarquer qu'il est supérieur au degré de confiance visé. Cela provient du fait que nous excluons les cas où l'atténuation est trop forte et que le signal n'est plus détecté par les récepteurs. Nous obtenons donc un taux d' $Erreur_{algo}$  plus faible que si nous ne prenions pas en compte la sensibilité des récepteurs.

Les taux de réussite de l'algorithme des *Cercles* varient beaucoup selon le positionnement utilisé. En effet, les taux de réussite fluctuent de 70.4% avec le *positionnement 1* ( $Erreur_{RSS}$  de 27%) à 83.2% avec le *positionnement 9* ( $Erreur_{RSS}$  de 9.7%). Comme nous l'avons expliqué précédemment, avec cet algorithme, le taux de réussite est très lié au taux d' $Erreur_{RSS}$ . Il est donc important de s'assurer que le positionnement choisi permette d'avoir une forte probabilité de détecter, avec au moins deux récepteurs, les signaux provenant de la zone que l'on souhaite couvrir. Pour cela, les *positionnements 6, 7, 9 et 12* sont à privilégier.

Au niveau de la précision, nous comparons, dans un premier temps, les positionnements qui utilisent le même nombre de récepteurs. Avec trois récepteurs et l'algorithme des *New-York Style Bagels*, le *positionnement 2* est généralement le plus précis et plus particulièrement lorsque le signal est détecté par au moins deux récepteurs – voir tableaux 6.3 et 6.6. Lorsque le signal est détecté par un seul récepteur, le *positionnement 1* est légèrement plus précis mais cela représente moins de 25% des cas. De plus, le *positionnement 2* rencontre plus de 1.5 fois plus de cas où le signal est détecté par les trois récepteurs. Or dans ce cas de figure, l'algorithme est le plus précis. Nous pouvons faire les mêmes conclusions avec l'algorithme des *Cercles*.

Afin de visualiser au mieux les performances de l'algorithme des *Cercles* en fonction du positionnement utilisé, nous affichons également, dans le tableau 6.40, l'aire de la zone où l'émetteur ne peut pas se trouver.

Avec quatre récepteurs, le *positionnement 7* est le plus précis que cela soit avec l'algorithme des *Cercles* ou l'algorithme des *New-York Style Bagels*. Les positionnements en triangle (*positionnements 7 et 8*) sont plus précis ou semblables aux positionnements en carré (*position-*

*nements 3, 4, 5 et 6*). Les *positionnements 4 et 5* sont presque similaires, nous parlerons donc uniquement du *positionnement 5* mais cela inclura également le *positionnement 4*.

Les récepteurs du *positionnement 6* sont très proches, c'est pourquoi plus de 60% des simulations sont dans le cas où l'émetteur est détecté par trois récepteurs ou plus. Un algorithme est plus précis lorsqu'un grand nombre de récepteurs détectent le signal. Ce positionnement devrait donc offrir une bonne précision générale. Or les récepteurs étant relativement proches, les informations recueillies dans chacune des mesures sont un peu redondantes. D'où une précision plus faible que les autres positionnements lorsque le signal est détecté par trois récepteurs ou moins et donc une précision générale plus faible.

De manière générale, l'impact de la densité en récepteur du positionnement sur la précision de la localisation peut être définie de la manière suivante. Dans le cas où le signal est détecté par un grand nombre de récepteurs, lorsque nous augmentons la densité en récepteurs du positionnement, on augmente la précision. Par contre, dans le cas où le signal est détecté par un petit nombre de récepteurs, lorsque nous augmentons la densité en récepteurs du positionnement, on diminue la précision. Cependant, le fait de réduire la densité réduit généralement les chances de détecter le signal par un grand nombre de récepteurs.

Ce cas est très bien illustré par les *positionnements 11 et 12*. Le *positionnement 11* est moins dense, il est donc plus précis que le *positionnement 12* lorsque le signal est détecté avec un, deux ou trois récepteurs (avec l'algorithme des *New-York Style Bagels*) par contre il est moins précis lorsque le signal est détecté par quatre ou cinq récepteurs. Du fait que les récepteurs sont plus espacés avec le *positionnement 11* qu'avec le *12*, il a une probabilité beaucoup plus faible, 12.3%, de détecter le signal avec plus de trois récepteurs tandis que celle du *positionnement 12* est de 31.9%. Pour ces deux positionnements, ces effets s'annulent et ils obtiennent des précisions générales semblables. Cependant, si nous savons que l'émetteur a de fortes chances de se trouver entre les récepteurs, il est préférable d'utiliser le positionnement le plus dense et la position la plus écartée si nous supposons qu'il est à l'extérieur.

Cependant, la règle précédemment définie ne s'applique pas avec les positionnements qui ont un récepteur supplémentaire au centre lorsque l'algorithme des *Cercles* est utilisé.

Revenons à la comparaison des positionnements avec quatre récepteurs. Concernant les positionnements en carré, les *positionnements 3* et *5* ont des précisions globales semblables. Cependant, le *positionnement 5* est plus précis lorsque l'émetteur est proche du centre. Le *positionnement 3* est plus précis lorsque l'émetteur est éloigné du centre.

Concernant les positionnements en triangle, le *positionnement 7*, le plus dense, est globalement légèrement plus précis que le *8*. Avec l'algorithme des *New-York Style Bagels*, le *positionnement 8* est plus précis que le *7* si et seulement si le signal est détecté par un seul récepteur. Ce cas de figure ne correspond que à 20% des simulations. Il nous semble préférable d'utiliser le *positionnement 7* dans tous les cas. Avec l'algorithme des *Cercles*, les deux positionnements sont aussi précis lorsque le signal est détecté par un même nombre de récepteurs. Puisque le *positionnement 7* est plus dense, le signal reçu a une plus grande probabilité d'être détecté par un plus grand nombre de récepteurs. C'est pourquoi la précision globale du *positionnement 7* est plus précis que le *8*.

Parmi les positionnements avec cinq récepteurs, le *positionnement 9* est de manière générale le plus précis avec les deux algorithmes. Les *positionnements 9* et *12* ont des probabilités similaires de détection du signal par un grand nombre de récepteurs. Ils ont des précisions assez proches lorsque le signal est détecté par quatre ou cinq récepteurs. Cependant, le *positionnement 9* est plus précis lorsque le signal est détecté par trois récepteurs ou moins.

Le *positionnement 10* est légèrement plus précis lorsque le signal est détecté par un ou deux récepteurs et donc lorsque l'émetteur est éloigné du centre de la grille. Nous conseillons donc d'utiliser ce positionnement si l'on suppose que l'émetteur n'est pas proche du centre.

Il n'y a pas de positionnement qui sorte réellement du lot. Ils offrent des résultats plus ou moins similaires et ils ont leurs propres force et faiblesses. Parmi les positionnements avec

deux récepteurs, le *positionnement 2* est nettement le plus efficace. Il est le plus précis, il couvre une plus grande zone et il a une meilleure utilisation des récepteurs.

Si nous n'avons pas d'informations sur la proximité de l'émetteur et du centre, nous conseillons d'utiliser le *positionnement 7* parmi les positionnements à quatre récepteurs. Le *positionnement 6* est le plus performant concernant la couverture et l'utilisation des récepteurs cependant la proximité des récepteurs empêche de réaliser une localisation aussi précise que le *positionnement 7*.

Si nous n'avons pas d'informations sur la proximité de l'émetteur et du centre, nous conseillons d'utiliser le *positionnement 9* parmi les positionnements à cinq récepteurs. Il offre la meilleure précision parmi tous les positionnements et il couvre une zone assez grande.

Par contre, au vu du nombre de récepteurs utilisés, les *positionnements 7* et *9* ont des zones de couverture assez faibles et les récepteurs ne semblent pas être utilisés efficacement. Cependant, il n'est pas possible de rapprocher les récepteurs pour améliorer ces paramètres car ils ont un récepteur central et la précision de la localisation diminuerait. Les *positionnement 6* et *11* offrent, quant à eux, une bonne couverture et optimisent l'utilisation des récepteurs mais ils sont très peu précis.

L'amélioration des performances en passant du *positionnement 2* au *7*, en ajoutant donc un récepteur, est très intéressante que cela soit en précision ou en couverture. Nous conseillons donc de privilégier le *positionnement 7* au *2* sauf s'il n'est vraiment pas possible d'utiliser quatre récepteurs. Le passage au *positionnement 9* améliore encore la zone de couverture mais il n'améliore que faiblement la précision. Si le nombre de récepteurs à utiliser est le principal critère, il est possible de se contenter du *positionnement 7*.

## CONCLUSION

Ce mémoire explique le fonctionnement des mécanismes fondamentaux de localisation et les moyens de mesure sécurisée de distance entre deux appareils électroniques. Nous avons ensuite détaillé plusieurs mécanismes permettant à un nœud de déterminer sa position géographique, permettant de localiser un nœud à partir d'un ensemble de récepteurs ou permettant à un nœud de prouver à une entité éloignée qu'il se situe à sa position dont il connaît déjà les coordonnées.

Nous nous sommes plus particulièrement intéressés au mécanisme de localisation HPB proposé par Laurendeau et Barbeau (2008). C'est un mécanisme qui permet de localiser un émetteur non-coopératif à partir d'un ensemble de récepteurs de confiance. Nous avons relevé et expliqué quelques incohérences dans cet algorithme que nous proposons de corriger. Nous avons aussi proposé trois alternatives à l'algorithme HPB : les algorithmes de *Monte-Carlo*, des *New-York Style Bagels* et des *Cercles*. L'algorithme de *Monte-Carlo* est basé sur la distribution, obtenue par simulation, de la différence des distances entre l'émetteur et les récepteurs. L'algorithme des *New-York Style Bagels* se base sur la simple définition de la distance selon le modèle de propagation *Log-normal Shadowing*. Enfin, l'algorithme des *Cercles* se base sur le ratio des distances entre l'émetteur et les récepteurs et ainsi ne nécessite pas d'hypothèse sur la puissance d'émission contrairement aux autres algorithmes. Ces trois algorithmes et l'algorithme revisité de HPB ont été comparés dans un premier temps avec deux récepteurs puis avec quatre récepteurs positionnés en carré. Nous avons retenu de cette comparaison que l'algorithme des *New-York Style Bagels* est le plus précis lorsque la puissance d'émission est connue avec une certaine précision sinon nous suggérons de favoriser l'utilisation de l'algorithme des *Cercles*.

Finalement, nous avons proposé une douzaine de positionnements des récepteurs afin de trouver un positionnement permettant d'optimiser l'efficacité des algorithmes. Nous cherchions donc un positionnement qui couvre la plus grande zone possible en offrant une localisation la plus précise possible avec un faible taux d'erreur et ce, en utilisant le moins de récepteurs possible. Les positionnements proposés sont basés sur la portée des récepteurs selon leur sensibilité et utilisent de trois à cinq récepteurs. Malheureusement, aucun des positionnements

proposés ne sort nettement du lot. Nous conseillons tout de même l'utilisation de trois positionnements selon les contraintes en nombre de récepteurs à utiliser. Avec trois récepteurs, nous optons pour l'utilisation de la forme triangulaire assez compacte (*positionnement 2*). Avec quatre récepteurs, nous conseillons d'utiliser de nouveau la forme triangulaire mais avec un récepteur supplémentaire en son centre (*positionnement 7*). Finalement, avec cinq récepteurs, le positionnement préconisé a la forme d'un carré avec un récepteur central.

Il serait maintenant intéressant d'essayer d'améliorer la précision des algorithmes en utilisant plusieurs mesures de RSS telles que quatre, neuf ou seize mesures. Il faudrait alors, de nouveau, analyser les performances des algorithmes et déterminer celui qui serait préférable. Par exemple, en utilisant une moyenne de mesures, l'algorithme HPB corrigé devrait utiliser de moins en moins le cas II et donc gagner en précision. De même pour les positionnements, peut-être qu'un positionnement sortira du lot avec ces nouveaux paramètres. Cela devrait également réduire le taux d'*Erreur<sub>RSS</sub>* de l'algorithme des *Cercles*.

Concernant les positionnements, il serait intéressant de trouver la dimension idéale de chacune des formes proposées. Il serait également utile de déterminer une dimension pour les positionnements selon la zone que l'utilisateur souhaite couvrir et selon la volonté de localiser un émetteur interne ou externe.

## BIBLIOGRAPHIE

- P. Bahl et V.N. Padmanabhan. 2000. « Radar : An in-building RF-based user location and tracking system ». In *IEEE INFOCOM 2000 Nineteenth annual joint conference of the IEEE computer and communications societies*. (Tel Aviv, Israël, 2000), p. 775-784.
- P. Bahl, V.N. Padmanabhan, et A. Balachandran. 2011. « Enhancements to the Radar user location and tracking system ». *Microsoft Research*, p. 1-13.
- M. Barbeau et J.-M. Robert. 2006. « Rogue-base station detection in WiMax/802.16 wireless access networks ». *Annales des Télécommunications*, vol. 61, n° 11-12, p. 1300-1313.
- N. C. Beaulieu et F. Rajwani. 2004. « Highly accurate simple closed-form approximations to lognormal sum distributions and densities ». *IEEE Communications letters*, vol. 8, n° 12, p. 709-711.
- N. C. Beaulieu et Q. Xie. 2004. « An optimal lognormal approximation to lognormal sum distributions ». *IEEE Transactions on vehicular technology*, vol. 53, n° 2, p. 479-489.
- P. Bhatia. 2010. « Strategy for detection and localization of evil-twin transmitters in wireless networks ». Master of computer science, Ottawa, Carleton University, 43 p.
- S. Brands et D. Chaum. 1994. « Distance-bounding protocols ». In *Advances in Cryptology - EUROCRYPT '93, Workshop on the Theory and Application of Cryptographic Techniques*. (Lofthus, Norway, 15-19 mai 1993), p. 344-359. Secaucus, NJ, USA : Springer-Verlag.
- M. Carrington. 2011. « Detecting the evil twin attack in a single hop wireless network using four-square antennas ». Master of computer science, Ottawa, Carleton University, 70 p.
- M. De Berg, O. Cheong, M. Van Kreveld, et M. Overmars, 2008. *Computational Geometry : Algorithms and Applications*. éd. 3rd. Springer-Verlag, 386 p.
- E. El Sayr. 2009. « Learning based hyperbolic position bounding in wireless networks ». Master of science, Ottawa, Carleton University, 93 p.
- H. T. Friis. 1946. « A note on a simple transmission formula ». *Proceedings of the I.R.E and Waves and Electrons*, vol. 34, n° 5, p. 254-256.
- J. Garcia-Alfaro, M. Barbeau, et E. Kranakis. 2010. « Secure geolocalization of wireless sensor nodes in the presence of misbehaving anchor nodes ». *Annals of Telecommunications*, p. 18.

- G. Giorgetti, S.K.S. Gupta, et G. Manes. 2008. « Optimal RSS threshold selection un connectivity-based localization schemes ». In *MSWiM '08 Proceedings of the 11th international symposium on Modeling, analysis and simulation of wireless and mobile systems*. (Vancouver, British Columbia, Canada, 27-31 octobre 2008), p. 220-228. New-York, NY, USA : ACM.
- G. Giorgetti, S.K.S. Gupta, et G. Manes. 2011. « Understanding the limits of RF-based collaborative localization ». *IEEE/ACM Transactions on Networking*, vol. 9, n° 6, p. 1638-1651.
- C. M. Grinstead et J. L. Snell, 1998. *Introduction to probability*. éd. 2nd. American Mathematical Society, 510 p.
- J. Hwang, T. He, et Y. Kim. 2008. « Secure localization with phantom node detection ». *Ad Hoc Networks*, vol. 6, n° 7, p. 1031-1050.
- C. Laurendeau et M. Barbeau. 2008. « Insider attack attribution using signal strength-based hyperbolic location estimation ». *Security and Communication Networks*, vol. 1, n° 4, p. 337-349.
- R. Perlman, 1999. *Interconnections : Bridges, Routers, Switches, and Internetworking Protocols*. éd. 2nd. Reading, Massachusetts, United States : Addison-Wesley.
- T. S. Rappaport, 2002. *Wireless Communications Principles and Practice*. éd. 2nd. Englewood Cliffs, New Jersey, United States : Prentice Hall, 736 p.
- W. Shi, M. Barbeau, et J-P. Corriveau. 2010. « Cross verification-based detection of the evil ring attack in wireless sensor networks ». *World of Wireless Mobile and Multimedia Networks, IEEE International Symposium*, p. 6.
- B.R. Waters et E.W. Felten. 2003. « Secure, private proofs of location ». *Technical reports : Princeton University*, p. 1-11.
- Q. Xie. 2002. « Minimax approximation to lognormal sum distributions ». Master of science, Edmonton, University of Alberta, 88 p.