BIBLIOTHÈQUE
CÉGEP DE L'ABITIBI-TÉMISCAMINGUE
UNIVERSITÉ DU QUÉBEC EN ABITIBI-TÉMISCAMINGUE

Mise en garde

La bibliothèque du Cégep de l'Abitibi-Témiscamingue et de l'Université du Québec en Abitibi-Témiscamingue (UQAT) a obtenu l'autorisation de la personne autrice de ce document afin de diffuser, dans un but non lucratif, une copie de son œuvre dans Depositum, site d'archives numériques, gratuit et accessible à tous. L'autrice ou l'auteur conserve néanmoins ses droits de propriété intellectuelle, dont son droit d'auteur, sur cette œuvre.

Warning

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

UQAT
UNIVERSITÉ DU QUÉBEC
EN ABITIBI-TÉMISCAMINGUE

Localisation Basée sur la Force du Signal Reçu Contextuelle sans Ancre dans un Réseau de Capteurs sans Fil dans un Environnement Complexe

Par

Nour Zaarour

Sous la direction de

Professeur Nahi Kandil et Professeur Nadir Hakem

Thèse présentée à l'Université du Québec à Abitibi-Témiscamingue en vue de l'obtention du grade de Docteur en philosophie (PhD) en ingénierie offert en extension en vertu d'un protocole d'entente avec l'Université du Québec à Chicoutimi

Jury :

Yassine Kali, Professeur, UQAT, Président du Jury

Michel Misson, Professeur Émérite, UCA, Membre externe

Paul Fortier, Professeur Titulaire, Université Laval, Membre externe

Nahi Kandil, Professeur Titulaire, UQAT, Directeur de recherche

Nadir Hakem, Professeur Associé, UQAT, Co-directeur de recherche

Québec, Canada

© Nour Zaarour, 2025

RÉSUMÉ

Les réseaux de capteurs sans fil (WSN, pour *Wireless Sensor Networks*) constituent une technologie fondamentale dans le domaine des systèmes de communication intelligents. Ces dispositifs compacts et sobres en énergie, appelés nœuds capteurs, sont largement déployés dans divers contextes industriels et environnementaux. En assurant la détection, le traitement local et la transmission sans fil de données, les WSN permettent la mise en œuvre de systèmes d'observation autonomes et distribués. Leur efficacité repose moins sur les capacités isolées des nœuds que sur la coopération entre eux.

Déployés de manière souvent aléatoire dans des environnements complexes, les WSN assurent la surveillance de zones ou de phénomènes d'intérêt grâce à des nœuds capteurs interconnectés. Toutefois, pour que les mesures collectées soient exploitables, leur association à une information spatiale fiable est souvent très indispensable, rendant la localisation des nœuds essentielle. La connaissance de la position des nœuds capteurs permet notamment une interprétation contextuelle des données, une optimisation des mécanismes de routage, ainsi qu'une meilleure compréhension des dynamiques spatio-temporelles.

La localisation reste néanmoins un défi majeur. En pratique, la plupart des capteurs ne sont pas équipés de dispositifs de positionnement, en raison de contraintes liées au coût, à la consommation énergétique ou à la complexité d'intégration. Bien que de nombreuses techniques aient été proposées dans la littérature, peu répondent efficacement aux exigences des WSN en termes de précision, de robustesse et de faisabilité opérationnelle.

Dans ce cadre, cette thèse propose une méthode hybride de localisation sans ancrage, dénommée CRSSA (*Contextual Received Signal Strength Approach*). Elle s'appuie sur une exploitation conjointe des mesures de puissance du signal reçu (RSS) et de l'information contextuelle, dans le but d'estimer les distances inter-nœuds sans recourir à du matériel externe ni à des nœuds de référence (ancres). La méthode repose sur l'estimation conjointe du rayon de communication et de l'exposant de perte en chemin, deux paramètres clés pour une interprétation fine des mesures RSS.

La première partie de ce travail développe un cadre analytique permettant de formaliser les relations mathématiques nécessaires à cette double estimation. La méthode est ensuite évaluée en comparant les distances estimées aux distances réelles, via l'erreur absolue moyenne. Les résultats mettent en évidence une précision satisfaisante, une stabilité sous différents nombres de nœuds, ainsi qu'une robustesse aux perturbations dues au bruit.

La seconde phase confronte CRSSA à plusieurs approches de localisation relative sans ancre. Les comparaisons mettent en évidence une amélioration significative de la précision, confirmant la pertinence de l'approche proposée.

Enfin, la méthode est mise à l'épreuve à l'aide de jeux de données expérimentales en accès libre, provenant de déploiements réels en conditions contrôlées. Cette phase permet d'évaluer les performances de CRSSA en termes de précision d'estimation des distances inter-nœuds. Les résultats obtenus confirment la capacité de la méthode à s'adapter à des scénarios opérationnels sans recours à des nœuds de référence agissant comme ancres.

Mots-clés : Localisation, Réseaux de capteurs sans fil, Ancres, Puissance du signal reçu, Localisation relative, Modèle de propagation, Connectivité.

ABSTRACT

Wireless Sensor Networks (WSNs) are a fundamental component of modern intelligent communication systems. They consist of numerous sensor nodes: small, energy-constrained devices capable of sensing, processing, and wirelessly transmitting data. These nodes are widely deployed across diverse industrial and environmental applications to enable autonomous and distributed monitoring. The strength of a WSN emerges not from individual nodes, but from their cooperative interaction as a networked system.

Typically deployed randomly in complex and dynamic environments, WSNs monitor specific regions or phenomena through interconnected sensor nodes. However, to render the collected data meaningful it is often essential to associate it with accurate spatial context. This makes node localization—the process of determining the position of individual sensor nodes—a fundamental challenge. Most nodes lack built-in localization modules due to constraints related to hardware cost, energy efficiency, and technical feasibility.

Although extensively studied, localization in WSNs remains an open problem. Existing approaches often involve trade-offs between cost, scalability, and accuracy, and are not always suited to the operational constraints of sensor networks.

This thesis proposes a novel anchor-free hybrid localization method, named CRSSA (Contextual Received Signal Strength Approach). CRSSA combines contextual information with Received Signal Strength (RSS) measurements to estimate inter-node distances without relying on external hardware or predefined reference nodes (anchors). It jointly infers the communication range and path loss exponent, enabling a more accurate mapping between RSS values and physical distances.

The first part of the work establishes an analytical framework to derive the mathematical relationships necessary for the joint estimation of the path loss exponent and inter-node distances. Performance is evaluated through absolute error metrics between estimated and true inter-node distances, demonstrating high accuracy, robustness, and adaptability across various network densities and noise conditions.

Subsequently, CRSSA is benchmarked against existing relative localization techniques, revealing substantial improvements in accuracy over traditional anchor-free methods. The approach is finally validated using real-world experimental datasets, confirming its reliability and precision in practical deployment scenarios.

Keywords: Localization, Wireless Sensor Networks, Anchor-free, Received Signal Strength, Relative localization, Propagation model, Connectivity.

TABLE DES MATIÈRES

RÉSUMÉ iii
ABSTRACT iv
TABLE DES MATIÈRES v
LISTE DES FIGURES ix
LISTE DES TABLEAUX x
LISTE DES SIGLES ET GLOSSAIRES xi
DÉDICACE xiv
REMERCIEMENTS xv
CHAPITRE 1 1
INTRODUCTION 1
1.1 INTRODUCTION GÉNÉRALE 1
1.2 APPLICATIONS 2
1.2.1 APPLICATIONS MILITAIRES ET DÉFENSE 2
1.2.2 SANTÉ ET MÉDECINE 3
1.2.3 SURVEILLANCE ENVIRONNEMENTALE ET DE L'INDUSTRIE 3
1.2.4 AGRICULTURE 4
1.2.5 MINES ET ENVIRONNEMENTS DANGEREUX 4
1.3 LOCALISATION DANS LES WSN 5
1.3.1 INTRODUCTION 5
1.3.2 MOTIVATION ET CONTEXTE 6
1.3.3 CLASSIFICATION USUELLES DES TECHNIQUES DE LOCALISATION 7
1.3.4 FINGERPRINTING : UNE APPROCHE COMPLÉMENTAIRE 8
1.3.5 LA LOCALISATION SANS ANCRES DANS LES RESEAUX DE CAPTEURS SANS FIL 9
1.4 PROBLÉMATIQUES SPÉCIFIQUES ET CADRE D'ÉTUDE 9
1.5 APPROCHE PROPOSÉE ET OBJECTIF DE LA THÈSE 10
1.6 ORGANISATION DE LA THÈSE 11
CHAPITRE 2 13
ÉTAT DE L'ART 13
2.1 APPROCHES DE LOCALISATION DANS LES WSN : CONCEPTS ET CATÉGORIES 14
2.1.1 MÉTHODES *RANGE-BASED* 14
2.1.2 MÉTHODES RANGE-FREE 20
2.1.3 TYPOLOGIE DU POSITIONNEMENT DANS LES RÉSEAUX DE CAPTEURS SANS FIL 27
2.2 APPROCHES DE LOCALISATION PAR RSS : CLASSIFICATION SELON LES HYPOTHÈSES ET TECHNIQUES 33
2.2.1 LOCALISATION PAR RSS AVEC EXPOSANT DE PERTE EN CHEMIN CONNU 33
2.2.2 ESTIMATION CONJOINTE DE LA POSITION ET DES PARAMÈTRES DU MODÈLE DE PROPAGATION PAR APPROCHES STATISTIQUES 34

2.2.3 LOCALISATION BASÉE SUR UNE OPTIMISATION ITERATIVE 35
2.2.4 MÉTHODES GÉOMETRIQUES SIMPLIFIÉES BASÉES SUR LE RSS 35
2.2.5 APPROCHES ROBUSTES ET HYBRIDES POUR DES ENVIRONNEMENTS COMPLEXES 36
2.2.6 STRATÉGIES DE LOCALISATION SANS ANCRES 37
2.3 DÉFIS DE LA LOCALISATION DANS LES WSN 44
2.3.1 MESURES PHYSIQUES ET LEURS LIMITATIONS 44
2.3.2 LIMITES DE L'UTILISATION DU GPS 44
2.3.3 PORTÉE DE TRANSMISSION ANISOTROPE 44
2.3.4 RÉPARTITION ET RATIO DES ANCRES 45
2.4 CONCLUSION 45
CHAPITRE 3 46
MODÈLE DE PROPAGATION ET INFORMATIONS CONTEXTUELLES POUR UN RÉSEAU DE CAPTEURS SANS FILS 46
3.1 INTRODUCTION 46
3.2 DÉPLOIEMENT ET TOPOLOGIE DANS LES RÉSEAUX DE CAPTEURS SANS FIL 48
3.2.1 RÉSEAU STATIQUE VS VARIABLE 49
3.2.2 DÉPLOIEMENT DÉTERMINISTE VS ALÉATOIRE 49
3.2.3 DISTRIBUTION SPATIALE DES NŒUDS 50
3.2.4 TOPOLOGIES DE RÉSEAU DES WSN 51
3.3 MODÈLES DE PROPAGATION 53
3.3.1 CARACTÉRISATION DU SIGNAL À GRANDE ÉCHELLE 53
3.3.2 CARACTÉRISATION DU SIGNAL À PETITE ÉCHELLE 55
3.3.3 INFLUENCE DU MODÈLE DE PROPAGATION RADIO SUR LA STRATÉGIE DE DÉPLOIEMENT DES WSN 57
3.4 INFORMATION CONTEXTUELLE DU RÉSEAU 58
3.4.1 MODÉLISATION DU RÉSEAU PAR LA THÉORIE DES GRAPHES 58
3.4.2 LE DEGRÉ D'UN NŒUD 59
3.4.3 PROPRIÉTÉS DE CONNECTIVITÉ D'UN GRAPHE 60
3.4.4 CONNECTIVITÉ OPÉRATIONNELLE DANS UN RÉSEAU WSN 61
3.4.5 EFFET DE L'ÉVANOUISSEMENT DU CANAL SUR LA CONNECTIVITÉ GLOBALE 63
3.4.6 PROCESSUS DE POINTS DE POISSON 64
3.4.7 ANALYSE DES DONNÉES SPATIALES 64
3.5 MÉTHODES CLASSIQUES D'ESTIMATION DES PARAMÈTRES 65
3.5.1 MÉTHODE DES MOMENTS 65
3.5.2 MÉTHODE DU MAXIMUM DE VRAISEMBLANCE (MLE) 66
3.5.3 MÉTHODE BAYÉSIENNE 67
3.6 CONCLUSION 67
CHAPITRE 4 69
APPROCHE PROPOSÉE 69
4.1 INTRODUCTION 69

4.2 HYPOTHÈSES DE TRAVAIL ET PRÉSUPPOSITIONS 70
4.2.1 HYPOTHÈSES GÉNÉRALES 70
4.2.2 PRÉSUPPOSITIONS MÉTHODOLOGIQUES 70
4.3 CONNECTIVITÉ DU RÉSEAU 72
4.3.1 DÉCOUVERTE DES VOISINS ET CONSTRUCTION DE LA MATRICE DE CONNECTIVITÉ 72
4.3.2 CONNECTIVITÉ INSTANTANÉE VS. CONNECTIVITÉ APRES UN TEMPS D'ÉCHANGE 73
4.4 ESTIMATION DE LA PORTÉE DE COMMUNICATION 74
4.5 ESTIMATION DE L'EXPOSANT DE PERTE EN CHEMIN 77
4.6 ESTIMATION DES DISTANCES INTER-NŒUDS 78
4.6.1 DÉFINITION DE LA MÉTRIQUE D'ERREUR UTILISÉE 79
4.6.2 ANALYSE GRAPHIQUE DE L'ERREUR D'ESTIMATION 80
4.7 ALGORITHME ET ORGANIGRAMME DE L'APPROCHE CRSSA 82
4.8 CONCLUSION 84
CHAPITRE 5 85
RÉSULTATS ET ANALYSES 85
5.1 INTRODUCTION 85
5.2 CONSIDÉRATIONS SUR LE BRUIT ET STRATÉGIE DE SIMULATION 86
5.3 ANALYSE UNIDIMENSIONNELLE SIMPLIFIÉE DE L'APPROCHE PROPOSÉE 86
5.3.1 INFLUENCE DU BRUIT LOGNORMAL SUR LA PRECISION DE L'ESTIMATION DES DISTANCES (EN 1D) 88
5.3.2 IMPACT DE LA DENSITÉ SPATIALE DES NŒUDS SUR LA PRÉCISION DE L'ESTIMATION DES DISTANCES (EN 1D) 89
5.3.3 SENSIBILITE DE L'ESTIMATION DES DISTANCES A L'EXPOSANT DE PERTE EN CHEMIN (EN 1D) 93
5.4 ANALYSE BIDIMENSIONNELLE DE L'APPROCHE PROPOSÉE 95
5.4.1 INFLUENCE DU BRUIT LOGNORMAL SUR LA PRÉCISION DE L'ESTIMATION DES DISTANCES (EN 2D) 96
5.4.2 IMPACT DE LA DENSITE SPATIALE DES NŒUDS SUR LA PRECISION DE L'ESTIMATION DES DISTANCES (EN 2D) 99
5.4.3 SENSIBILITÉ DE L'ESTIMATION DES DISTANCES À L'EXPOSANT DE PERTE EN CHEMIN (EN 2D) 103
5.5 ANALYSE COMPARATIVE DES PERFORMANCES DE CRSSA FACE AUX MÉTHODES DE LOCALISATION SANS ANCRE 104
5.6 MISE À L'ÉPREUVE POUR DES DONNÉES RÉELLES ISSUES DE LA LITTÉRATURE 107
5.6.1 COLLECTE DES DONNÉES 107
5.6.2 ENVIRONNEMENT ET CONDITIONS DE MESURE 108
5.6.3 CONTENU DES FICHIERS DE DONNÉES 109
5.6.4 ADAPTATION DES MESURES RSS POUR L'EVALUATION DE L'APPROCHE 111
5.6.5 VISUALISATION ET ANALYSE DES DISTANCES ESTIMÉES 112

5.7 CONDITIONS D'APPLICABILITÉ DE LA MÉTHODE 116
5.8 CONCLUSION 118
CONCLUSION ET PERSPECTIVES 119
LISTE DE RÉFÉRENCES 122
PUBLICATIONS ET CONTRIBUTIONS 129

LISTE DES FIGURES

Figure 1.1 Représentation la plus usuelle d'un réseau de capteurs sans fil. 2
Figure 2.1: Méthode de localisation par ToA unidirectionnelle. 15
Figure 2.2. : Méthode de localisation par ToA bidirectionnelle. 16
Figure 2.3 : Méthode de localisation par TDoA. 17
Figure 2.4 : Méthode de localisation par AoA. 19
Figure 2.5 : Algorithme APS. 22
Figure 2.6 : Échange de balises. 23
Figure 2.7 : (a) PIT test (b) APIT test. 24
Figure 2.8 : Test Agrégation d'APIT. 24
Figure 2.9 : Technique de trilatération. 29
Figure 2.10 : Technique de Triangulation. 31
Figure 2.11 : Localisation par boîte englobante. 32
Figure 3.1 Principaux mécanismes de propagation [75] 47
Figure 3.2 Atténuation du signal, effets d'ombre et trajets multiples en fonction de la distance. 58
Figure 3.3 Topologie d'un réseau de capteurs. 60
Figure 4.1 Déploiement des nœuds capteurs sur une zone d'intérêt A. 75
Figure 4.2 Estimation de l'exposant de perte en chemin. 78
Figure 4.3 Algorithme de l'estimation des distances inter-nœuds. 82
Figure 5.1 Réseau unidimensionnel avec l'effet du bruit. 87
Figure 5.2 Répartition des erreurs en fonction du bruit lognormal, σ, pour un γ fixé. 89
Figure 5.3 Répartition des erreurs en fonction du nombre de nœuds pour $\gamma = 3$. 90
Figure 5.4 Répartition des erreurs en fonction du nombre de nœuds pour $\gamma = 3.5$. 91
Figure 5.5 Répartition des erreurs en fonction du nombre de nœuds pour $\gamma = 4$. 92
Figure 5.6 Répartition des erreurs en fonction du PLE. 94
Figure 5.7 Réseau bidimensionnel avec l'effet du bruit. 95
Figure 5.8 Répartition des erreurs en fonction de σ dans la plage modérée du bruit. 98
Figure 5.9 Répartition des erreurs en fonction de σ dans la plage élevée du bruit. 99
Figure 5.10 Répartition des erreurs en fonction du nombre de nœuds pour $\gamma = 3$ en 2D. .. 100
Figure 5.11 Répartition des erreurs en fonction du nombre de nœuds pour $\gamma = 3.5$ en 2D. 102
Figure 5.12 Répartition des erreurs en fonction du nombre de nœuds pour $\gamma = 4$ en 2D. .. 102
Figure 5.13 Répartition des erreurs en fonction du PLE pour le déploiement de 190 nœuds 104
Figure 5.14 Distribution des erreurs de localisation : CRSSA vs. autres méthodes. 106
Figure 5.15 Plans des étages du bâtiment universitaire [131]. 110
Figure 5.16 Environnement des mesures [131]. 110
Figure 5.17 Comparaison des distances réelles et estimées entre les nœuds (fichier Radio Map). 113
Figure 5.18 Comparaison des distances réelles et estimées entre les nœuds (fichier Évaluation). 114
Figure 5.19 Distribution des erreurs par étage. 115
Figure 5.20 Performance dégradée avec $\gamma = 2.1$ et $N = 100$. 117
Figure 5.21 Performance dégradée avec $\gamma = 3$ et $N = 6$ 117

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 2.1 Synthèse comparative des principales méthodes de localisation dans les WSN 26
Tableau 2.2 : Synthèse des méthodes de localisation par RSS dans les WSN : principes, points forts et limitations 40
Tableau 5.1 : Valeurs des médianes et des moyennes pour différentes $\boldsymbol{\sigma}$ 89
Tableau 5.2 : Valeurs des médianes et des moyennes pour différents N, $\boldsymbol{\gamma = 3}$ 91
Tableau 5.3 : Valeurs des médianes et des moyennes pour différentes N, $\boldsymbol{\gamma = 3.5}$ 91
Tableau 5.4 : Valeurs des médianes et des moyennes pour différentes N, $\boldsymbol{\gamma = 4}$ 92
Tableau 5.5 : Valeurs des médianes et des moyennes pour différentes $\boldsymbol{\gamma}$ 94
Tableau 5.6 : Valeurs des médianes et des moyennes - plage modérée du bruit (2D) 98
Tableau 5.7 : Valeurs des médianes et des moyennes - plage élevée du bruit (2D) 99
Tableau 5.8 : Valeurs des médianes et des moyennes pour différentes valeurs de nœuds (2D) 100
Tableau 5.9 : Valeurs des médianes et des moyennes pour différentes valeurs de $\boldsymbol{\gamma}$ (2D). 103
Tableau 5.10 : Valeurs des médianes et des moyennes pour les différentes approches 106
Tableau 5.11 : Valeurs des médianes et des moyennes pour les différents étages 115

LISTE DES SIGLES ET GLOSSAIRES

AoA Angle of Arrival

APIT Approximate Point-In-Triangulation Test

APS Ad-hoc Positioning System (dans le monde de la localisation)

CLWSN Curvilinear WSN

CoG Center of Gravity

CRSSA Contextual RSS Approach

CSI Channel State Information

CSR Complete Spatial Randomness

DARPA Defense Advanced Research Projects Agency

DP Direct Path

DSN Distributed Sensor Network

DV-Hop Distance Vector Hop

EAFLA Efficient Anchor-Free Localization Algorithm

FDTD Finite-Difference Time-Domain

GCR Guaranteed Confidence Region

GPS Global Positioning System

HEAP Hierarchical Energy-Aware Protocol

LDLA Ladder Diffusion Localization Algorithm

LOS Line of Sight

MLE Maximum Likelihood Estimation

MPC Multipath Component

NLOS Non-Line of Sight

OMLAP Optimal Maximum Likelihood Alternating Projection

OMLEM OML Expectation-Maximization

OMLPSO OML Particle Swarm Optimization

PLE Path Loss Exponent

PPP Poisson Point Process

RF Radio Frequency

RSS Received Signal Strength (dBm)

RSSI Received Signal Strength Indicator (dBm)

SDP Semidefinite Programming

SDR Semidefinite Relaxation

TDoA Time Difference of Arrival

ToA Time of Arrival

UDP Undetected Direct Path (dans le monde de la propagation du signal)

UTM Universal Transverse Mercator

WSN Wireless Sensor Network (Réseau de capteurs sans fil)

Symboles mathématiques et physiques

1D 1 Dimension de l'espace

2D 2 Dimensions de l'espace

3D 3 Dimensions de l'espace

A Aire (m²)

C_{ij} Connectivité entre les nœuds i et j

d Distance entre deux nœuds (m)

d(u) Degré d'un nœud u

dB Décibel, unité logarithmique

G Graphe (structure de connexions)

G_t, G_r Gain des antennes émettrice et réceptrice (dBi)

m Paramètre de Nakagami

N Nombre de nœuds

PL_0 Perte en chemin à la distance de référence d_0 (dB)

Pr Puissance reçue (dBm)

P_{th} Seuil de puissance (dBm)

PL Path Loss (dB)

R Portée (m)

v Vitesse (m/s)

X_{NL} Bruit Nakagami Lognormal

γ Exposant de perte en chemin

λ Densité du réseau

λ_{p} Paramètre de Poisson

σ Écart type du bruit ou des fluctuations (dB)

Glossaire

Densité spatiale (ou densité du réseau) : Nombre moyen de nœuds de capteurs par unité d'espace (longueur, surface ou volume), selon la dimension du réseau considéré (1D, 2D ou 3D).

Densité de probabilité (ou PDF, pour *probability density function*) : Fonction mathématique décrivant la probabilité relative d'un événement aléatoire continu. Elle permet d'évaluer la probabilité qu'une variable aléatoire prenne une valeur dans un intervalle donné.

Distance inter-nœuds : Distance physique entre deux nœuds capteurs.

Boîte à moustaches (*boxplot*) : Représentation graphique de la distribution d'un jeu de données. Elle montre la médiane, les quartiles, et les valeurs extrêmes (moustaches), facilitant la détection des écarts et des valeurs aberrantes.

DÉDICACE

À tous ceux que j’aime…

À mes parents, pour leur force tranquille et leur soutien indéfectible.

À mon partenaire de vie, toujours là, même dans le silence.

À Judy et Adam, mes petits soleils au quotidien.

REMERCIEMENTS

Je tiens tout d'abord à remercier mon directeur de recherche, le Professeur Nahi Kandil, pour avoir cru en mes capacités et m'avoir accompagnée tout au long de cette thèse. Je lui exprime ma profonde reconnaissance pour son soutien constant, ses encouragements et ses précieux conseils, qui m'ont permis de mener ce travail à bien, malgré les obstacles et les moments difficiles.

Mes vifs remerciements vont également à mon co-directeur, le Professeur Nadir Hakem, pour sa disponibilité, son optimisme communicatif, sa bienveillance, ainsi que pour son soutien infaillible, sa rigueur intellectuelle et sa grande capacité d'écoute tout au long de mes études.

Je remercie également le Professeur Michel Misson pour ses observations pertinentes lors de mon séminaire de doctorat, lesquelles m'ont permis de réajuster et de mieux définir certains objectifs de recherche.

J'exprime ma gratitude aux membres du jury, qui ont accepté d'évaluer ce travail avec attention.

Mes remerciements s'adressent aussi à la Fondation J.A. DeSève et à la Fondation de l'UQAT, pour m'avoir octroyé une bourse de soutien au dépôt de thèse doctorale. Ce soutien m'a permis de me consacrer pleinement à la rédaction et à la finalisation de cette thèse.

J'aimerais également remercier toute l'équipe du campus de Val-d'Or pour leurs encouragements constants tout au long de mon parcours académique.

Je souhaite exprimer toute ma reconnaissance à mes chers parents, pour leur amour et leur soutien, qui m'ont portée et guidée dans les moments les plus difficiles.

Enfin, mes plus profonds remerciements vont à mon cher époux, Mohamad Elia, pour son soutien indéfectible, sa patience et sa présence rassurante à mes côtés, dans les moments de doute comme dans les réussites. Il m'a toujours soutenue dans mes choix, avec bienveillance et confiance.

CHAPITRE 1

INTRODUCTION

1.1 INTRODUCTION GÉNÉRALE

Les avancées récentes en miniaturisation électronique et en technologies de communication sans fil ont permis la conception, à faible coût et à grande échelle, de *nœuds capteurs* compacts et à faible consommation énergétique [1].

Selon leur architecture et leur fonction au sein du réseau, les nœuds capteurs peuvent assurer certaines ou toutes les tâches suivantes : détection d'événements, traitement local des données, stockage temporaire, transmission vers d'autres nœuds ou vers une station centrale, agrégation et fusion d'informations issues de multiples sources [2]. La communication repose en général sur un émetteur-récepteur radiofréquence (transceiver RF) compatible avec un protocole de communication sans fil normalisé, permettant l'échange d'informations sans recours à une infrastructure filaire [1].

Interconnectés, ces nœuds assurent une couverture spatiale étendue sur la zone d'intérêt, permettent une surveillance distribuée et confèrent au réseau une tolérance aux pannes, garantissant ainsi la continuité de ses fonctions malgré la défaillance partielle de certains nœuds. Chaque nœud intègre des capacités de traitement, une interface de communication RF, et une alimentation énergétique autonome.

Un réseau de nœuds capteurs sans fils (WSN pour *Wireless Sensor Network*) se compose d'un ensemble de nœuds interconnectés (figure 1.1), dont le nombre varie selon les besoins, typiquement de quelques dizaines à plusieurs centaines. Répartis sur la zone surveillée, ces nœuds communiquent entre eux et avec un puits afin d'assurer la collecte et la transmission des données.

Dans un WSN, la densité des nœuds, ou densité spatiale, désigne le nombre de nœuds déployés par unité de surface. Un réseau est qualifié de dense lorsque les nœuds sont nombreux et rapprochés les uns des autres.

Il est possible de définir deux types de WSN [1] : les réseaux structurés et non structurés. Les premiers sont conçus selon un plan de déploiement défini, permettant une maîtrise des coûts et une meilleure gestion de la maintenance. Les seconds, plus flexibles, reposent sur un déploiement dense et non planifié, souvent sans supervision directe. Cette absence de structuration rend les opérations de maintenance plus complexes, notamment en ce qui concerne la connectivité et la gestion des pannes.

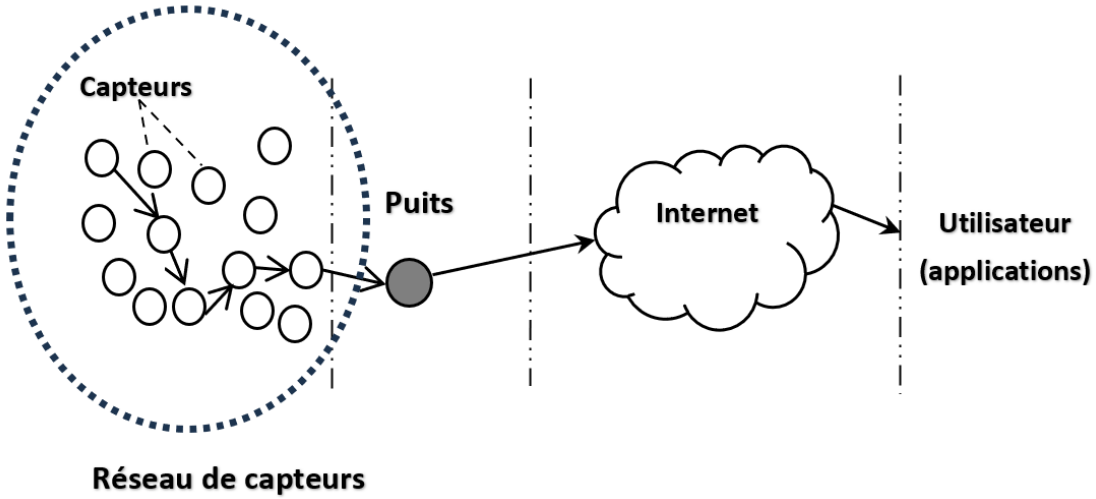


Figure 1.1 Représentation la plus usuelle d'un réseau de capteurs sans fil.

1.2 APPLICATIONS

Grâce à leur taille réduite, leur coût abordable, leur diversité fonctionnelle et leur capacité à communiquer sans fil, les WSN sont utilisés dans une multitude de domaines d'application. Les diverses applications des WSN sont actuellement soit déjà en usage avancé, soit encore au stade initial de développement [3].

1.2.1 APPLICATIONS MILITAIRES ET DÉFENSE

Grâce à leur déploiement rapide, à l'autoconfiguration et à la tolérance aux pannes, les WSN jouent un rôle crucial dans les systèmes de commandement, de contrôle, de communication, de

surveillance et de ciblage [2]. Depuis les années 1980, la DARPA a exploité le programme des réseaux de nœuds capteurs distribués (*Distributed Sensor Network*, DSN), suivi par le programme *Sensor Information Technology* (SensIT) [4]. Les applications militaires des WSN incluent la surveillance des champs de bataille et des infrastructures militaires, la reconnaissance des forces ennemies et l'évaluation des dommages [5].

1.2.2 SANTÉ ET MÉDECINE

Dans le domaine médical, les WSN offrent des applications novatrices, notamment pour le suivi des patients atteints de la maladie de Parkinson, de l'épilepsie ou de troubles cardiaques. Les données collectées par le personnel médical permettent la surveillance à distance des paramètres vitaux (pression sanguine, niveau de glucose, oxygénation). Ces exemples sont devenus des solutions intéressantes pour la surveillance à long terme des personnes âgées et des patients handicapés en permanence [6], [7].

1.2.3 SURVEILLANCE ENVIRONNEMENTALE ET DE L'INDUSTRIE

Grâce à leur capacité à assurer une couverture étendue et distribuée, les réseaux de capteurs sans fil sont couramment déployés pour la surveillance de vastes zones naturelles ou industrielles [8]. Dans ces contextes, ils permettent notamment la détection précoce d'incendies de forêt, par exemple grâce à l'utilisation de capteurs thermiques largués depuis un aéronef, la localisation de fuites de substances toxiques au sein d'installations industrielles ou de raffineries, ainsi que le suivi des niveaux de pollution atmosphérique ou de la qualité des eaux [3]. Par ailleurs, les WSN contribuent à la surveillance continue de l'état structurel d'ouvrages tels que les bâtiments, les ponts ou les tunnels, en facilitant la détection de signes de dégradation ou de défaillances potentielles.

1.2.4 AGRICULTURE

Les WSN sont de plus en plus utilisés dans les applications agroalimentaires en raison de leur capacité à collecter et surveiller des données de manière distribuée, même dans des environnements difficiles. Ces technologies se révèlent particulièrement adaptées pour des applications variées, telles que la surveillance de l'humidité du sol, de la température et de l'ensoleillement pour optimiser l'irrigation, la détection des maladies et des ravageurs dans les cultures, la gestion des serres, ainsi que le suivi des cultures et des conditions environnementales pour améliorer les rendements agricoles [9]. De plus, les WSN jouent un rôle essentiel dans la surveillance des entrepôts et des camions réfrigérés, contribuant à la préservation de la qualité des produits tout au long de la chaîne logistique [10].

1.2.5 MINES ET ENVIRONNEMENTS DANGEREUX

L'environnement minier souterrain est reconnu comme l'un des plus dangereux au monde, avec de nombreux accidents causant des pertes humaines, souvent dus à un manque de surveillance et de détection des dangers. Les WSN offrent une solution prometteuse pour améliorer la sécurité, notamment en appui aux opérations de sauvetage et à la détection préventive des dangers.

Cet environnement présente un défi particulier pour les communications radio en raison des conditions de propagation confinée, du taux d'humidité élevé, de la présence de matériaux conducteurs, ainsi que des réflexions et diffusions multiples qui en résultent. L'ensemble de ces conditions altèrent significativement la propagation des ondes électromagnétiques. Le déploiement de WSN dans ces environnements doit donc prendre en compte des compromis complexes entre la connectivité nécessaire et la robustesse du système, afin d'assurer un fonctionnement fiable tout en minimisant les risques d'interruption du service [4], [11].

Plusieurs fonctions de détection peuvent être mises en œuvre dans les environnements miniers [12], [13], [14] :

- Détection des failles : identification des fissures susceptibles d'induire des effondrements, à l'aide de capteurs placés sur les parois rocheuses.
- Surveillance sismique : enregistrement des tremblements liés à l'activité d'extraction ou à des événements tectoniques, en vue d'anticiper les risques de rupture.
- Surveillance des gaz : mesure des concentrations de gaz dangereux (méthane, dioxyde de carbone) ainsi que du taux d'oxygène, pour prévenir les intoxications et explosions.

En complément de ces fonctions de détection, les WSN permettent également le suivi en temps réel de la position du personnel, notamment en cas d'incident, afin de faciliter les opérations de secours et renforcer la sécurité sur site.

1.3 LOCALISATION DANS LES WSN

1.3.1 INTRODUCTION

Déployés de manière aléatoire dans des environnements souvent complexes, les WSN permettent de surveiller des phénomènes ou des zones d'intérêt en collectant des données via des nœuds capteurs interconnectés. Ces données sont ensuite transmises par l'intermédiaire de liaisons sans fil. Afin d'exploiter pleinement leur potentiel, la localisation des nœuds constitue un élément fondamental : elle permet d'associer les informations collectées à un contexte spatial précis, leur conférant ainsi une plus grande pertinence. Par exemple, dans les applications de surveillance environnementale, les mesures de température ou de pollution ne prennent tout leur sens que si l'emplacement des capteurs est connu [4].

La localisation est également essentielle dans des domaines tels que la détection d'intrusions, la gestion d'inventaires et la surveillance des zones. De même, elle est utile à la réalisation des tâches comme le routage des informations basé sur la géographie ou l'optimisation de la zone de couverture du réseau [15], [4].

Le *Global Positioning System* (GPS) est un système de localisation par satellite basé sur la mesure du temps de propagation des signaux émis par une constellation de satellites en orbite. Ces mesures permettent d'estimer les coordonnées géographique (latitude, la longitude) ainsi que parfois, l'altitude du récepteur GPS [16].

Toutefois, dans le contexte des réseaux de capteurs sans fil, une solution reposant exclusivement sur le positionnement par GPS demeure peu répandue. En effet, une telle approche impliquerait l'intégration d'un récepteur GPS à chaque nœud, ce qui soulève plusieurs limitations. Parmi celles-ci figurent le coût additionnel, l'augmentation de l'encombrement matériel, la consommation énergétique accrue, ainsi que la nécessité d'une ligne de vue directe entre l'antenne GPS du nœud et les satellites. Ces exigences compromettent la faisabilité de cette solution, en particulier dans les réseaux à grande échelle On entend par là des déploiements comprenant plusieurs centaines de nœuds capteurs couvrant une vaste zone géographique, nécessitant des mécanismes de localisation, de communication et de gestion robustes.

Par ailleurs, la qualité du positionnement par GPS peut se dégrader de manière significative dans des environnements à propagation complexe, tels que les zones urbaines denses, les milieux forestiers ou les espaces souterrains, en raison des phénomènes d'atténuation, de multi-trajets, ou d'absence de visibilité directe avec les satellites [16].

Face à ces limitations, les nœuds des WSN recourent souvent à des techniques de localisation alternatives, permettant aux nœuds d'estimer leur position de manière autonome, en s'adaptant aux spécificités du réseau et de l'environnement d'implantation [16].

1.3.2 MOTIVATION ET CONTEXTE

La localisation dans les WSN soulève plusieurs défis majeurs. Parmi eux figurent les incertitudes liées aux mesures physiques sur lesquelles cette localisation se base (atténuation, bruit, multi-trajets), la capacité de calcul des nœuds, l'absence fréquente de GPS, notamment en environnements confinés ou souterrains, ainsi que la complexité topologique des réseaux, souvent dynamiques et distribués.

Dans ce contexte, les applications industrielles et critiques des WSN, telles que la surveillance environnementale ou la détection d'événements, exigent des protocoles de localisation à la fois précis, robustes, faiblement énergivores et capables de s'adapter à l'évolution du réseau.

1.3.3 CLASSIFICATION USUELLES DES TECHNIQUES DE LOCALISATION

Les techniques de localisation se classent en deux grandes catégories selon qu'elles nécessitent ou non des mesures physiques pour estimer les distances :

Techniques *range-based*

Ces méthodes reposent sur des mesures physiques pour estimer les distances :

- Angle d'arrivée (*Angle of Arrival*, AoA) : exploite des antennes directionnelles pour mesurer l'orientation des signaux [17].
- Temps d'arrivée (*Time of Arrival* (ToA), et *Time Difference of Arrival* (TDoA)) : nécessite une synchronisation temporelle précise pour estimer la distance parcourue par un signal par son temps de vol [18].
- Puissance du signal reçu (*Received Signal Strength Indicator*, RSSI) : utilise l'atténuation du signal pour en déduire la distance [19].

Techniques *range-free*

Ces approches, plus économiques, ne nécessitent pas de mesures précises et reposent sur la connectivité du réseau. Parmi les plus populaires :

- *Ad-hoc Positioning System* (APS) et *Approximate Point-In-Triangulation Test* (APIT) ces techniques s'appuient sur des tests de visibilité entre les nœuds de référence et les nœuds cibles (dont les positions sont inconnues) pour déterminer des régions plausibles de localisation. L'algorithme APIT, en particulier, divise l'espace en zones d'intersection de triangles formés par les nœuds de référence [20].
- Méthodes basées sur les centroïdes : ces approches estiment la position d'un nœud en calculant une moyenne pondérée des coordonnées des nœuds de référence à portée. Elles offrent un

compromis intéressant entre la précision et la simplicité, bien qu'elles soient moins efficaces dans des environnements fortement irréguliers [21].

1.3.4 FINGERPRINTING : UNE APPROCHE COMPLÉMENTAIRE

En complément des approches *range-based* et *range-free*, la méthode de localisation par empreinte radio (*fingerprinting*) s'est imposée comme une alternative robuste, notamment en environnement intérieur, où les signaux radio sont fortement perturbés par les réflexions, diffractions et obstacles. Cette technique repose sur le principe selon lequel les caractéristiques du signal reçu (notamment la puissance du signal reçu, RSSI, ou les informations d'état du canal, CSI) varient de manière suffisamment distinctive selon la position géographique du récepteur [21]. Le *fingerprinting* s'articule classiquement en deux phases :

- Phase hors ligne (*offline*) : une campagne de mesure est menée pour établir une base de données de références. À divers emplacements connus, on enregistre des vecteurs caractéristiques du signal, souvent sous la forme de valeurs moyennes ou statistiques du RSSI émis par différents points d'accès ou nœuds voisins. Cette base forme la « carte des empreintes » de l'environnement [22].
- Phase en ligne (*online*) : lors du fonctionnement normal du système, les caractéristiques du signal mesurées par un nœud cible sont comparées à celles stockées dans la base. L'algorithme de localisation cherche alors l'entrée la plus similaire, en utilisant des critères de distance (par exemple, la distance euclidienne entre vecteurs RSSI), afin d'estimer la position du nœud [23].

La localisation par empreinte radio est particulièrement adaptée aux environnements intérieurs (bâtiments, usines, entrepôts), où les solutions basées sur GPS sont inefficaces. Toutefois, elle présente certaines limitations, notamment le coût de la phase d'apprentissage, la sensibilité aux changements dynamiques de l'environnement (présence de personnes, mobilier), et la nécessité de mettre à jour régulièrement la base de données pour maintenir la précision.

1.3.5 LA LOCALISATION SANS ANCRES DANS LES RESEAUX DE CAPTEURS SANS FIL

La plupart des méthodes de localisation s'appuient sur des nœuds de référence (ancres) dont la position est connue avec précision [24]. Bien qu'efficaces dans de nombreux contextes, ces approches présentent plusieurs limitations pratiques : elles requièrent un déploiement préalable structuré, induisent des coûts matériels et énergétiques non négligeables, et s'avèrent difficilement applicables dans des environnements complexes ou faiblement accessibles, tels que les galeries souterraines. Face à ces contraintes, la localisation sans ancres s'impose progressivement comme un paradigme alternatif [25], [26], [27]. Elle repose sur l'hypothèse que les nœuds peuvent estimer leur position relative en s'appuyant uniquement sur leurs interactions locales, sans dépendre d'un repère global ou de coordonnées absolues. Plus autonome, plus flexible, et mieux adaptée aux contraintes opérationnelles des WSN, cette approche ouvre de nouvelles perspectives pour la localisation dans des environnements dynamiques, hétérogènes et faiblement instrumentés.

1.4 PROBLÉMATIQUES SPÉCIFIQUES ET CADRE D'ÉTUDE

Dans le contexte de cette thèse, une distinction terminologique s'impose entre le capteur, entendu comme un transducteur physique convertissant une grandeur environnementale (température, pression, luminosité, etc.) en signal électrique, et le nœud capteur, entité fonctionnelle plus complexe. Ce dernier regroupe un ou plusieurs capteurs, une unité de traitement (microcontrôleur), un module de communication sans fil et un système d'alimentation.

Les approches classiques de localisation, bien établies dans la littérature, présentent des limitations structurelles lorsqu'elles sont transposées aux réseaux de capteurs sans fil, notamment dans des environnements caractérisés par des conditions physiques complexes (obstacles, atténuation du signal), une absence d'infrastructure de support (telle que des nœuds de référence positionnés a priori), ou une indisponibilité de sources d'information externes (comme le GPS ou d'autres systèmes d'aide à la localisation) [28].

Les méthodes dites *range-based*, fondées sur des mesures physiques telles que le RSSI, le ToA ou l'AoA, exigent généralement un matériel spécialisé, dont l'intégration peut engendrer des

surcoûts matériels Par ailleurs, ces techniques se révèlent sensibles aux conditions du canal de propagation, notamment aux phénomènes d'atténuation, de bruit et de multi-trajets, affectant la fiabilité des mesures [29].

À l'inverse, les approches *range-free*, qui s'appuient uniquement sur la connectivité du réseau ou sur des hypothèses topologiques simples, présentent l'avantage d'une mise en œuvre plus légère. Cependant, leur précision reste souvent insuffisante pour des applications exigeantes, notamment en raison de leur dépendance à des conditions de déploiement idéales rarement observées dans des environnements réels [30].

Ces constats mettent en évidence la nécessité de développer des stratégies de localisation plus robustes, adaptatives et économes en ressources, capables de fonctionner en l'absence de GPS, sans infrastructure de référence, et dans des environnements à forte variabilité spatio-temporelle (obstacles, mobilité, variations du canal radio). Dans ce contexte, les techniques dites sans ancres cherchent à permettre aux nœuds capteurs de s'auto-localiser à partir de leurs interactions locales, en exploitant des informations accessibles, comme la connectivité réseau ou la puissance des signaux reçus [27].

C'est dans cette perspective que s'inscrit ce travail de recherche. Il propose d'explorer une approche hybride, combinant des mesures RSS et des propriétés topologiques, dans un cadre entièrement sans ancres. L'objectif est de concevoir une méthode de localisation adaptée aux particularités des WSN déployés sans infrastructure de référence, et capable d'offrir une précision compatible avec les exigences applicatives, notamment dans des contextes complexes.

1.5 APPROCHE PROPOSÉE ET OBJECTIF DE LA THÈSE

Dans cette thèse, nous proposons une approche hybride de localisation sans ancre adaptée aux WSN. L'objectif principal est de développer une nouvelle méthode utilisant conjointement les mesures de puissance du signal reçu (RSS) et l'information de connectivité du réseau. Elle permettra de réduire la dépendance à du matériel couteux, d'exploiter efficacement les données de signal déjà échangées entre les nœuds et s'adapter à une large variété d'environnements. Cette méthode

promet de combiner la simplicité, la robustesse et la précision, tout en restant économique et pratique.

Afin d'atteindre l'objectif général de cette recherche, qui est de concevoir une méthode de localisation sans ancre adaptée aux contraintes structurelles des réseaux de capteurs sans fil, les objectifs spécifiques, présentant la méthodologie, dans cette thèse sont définis comme suit :

- Objectif 1 : Appliquer un modèle empirique de propagation à grande échelle, ajusté aux propriétés de l'environnement d'étude, permettant une interprétation pertinente des mesures de puissance du signal reçu (RSS), dans le cadre d'une localisation sans ancre.
- Objectif 2 : Concevoir une méthode de localisation relative, fondée sur l'exploitation conjointe des mesures de RSS et de la structure de connectivité du réseau. L'approche visera à établir une représentation topologique cohérente de la distribution spatiale des nœuds, sans recours à des coordonnées absolues ni à des nœuds de référence.
- Objectif 3 **:** Évaluer les performances de l'approche développée par le biais de simulations, en considérant divers scénarios. Cette évaluation inclura une comparaison avec des méthodes existantes de la littérature.
- Objectif 4 : Valider expérimentalement la méthode à l'aide de jeux de données réels disponibles en libre accès, collectés dans des environnements physiques représentatifs. Cette démarche vise à confronter la solution proposée à des conditions de propagation réalistes.

Ces objectifs structurent l'ensemble du travail présenté dans cette thèse, en mettant l'accent sur la faisabilité d'une localisation robuste, sans infrastructure de référence, à partir d'informations locales accessibles dans des réseaux de capteurs sans fil.

1.6 ORGANISATION DE LA THÈSE

Cette thèse est constituée de cinq chapitres. Le présent chapitre introduit le contexte général et les enjeux de la localisation dans les WSN. Il expose une brève discussion sur les méthodes existantes et leurs limitations, ainsi que les objectifs et les contributions associées à ce travail.

Le chapitre 2 présente un état de l'art organisé des techniques de localisation, ainsi que les avancées récentes et les orientations identifiées dans la littérature.

Le chapitre 3 est divisé en deux parties : la première aborde en détail les modèles de propagation pertinents pour la localisation à partir des mesures RSS, tandis que la seconde traite de de représentation et de l'exploitation de la connectivité dans les WSN.

Le chapitre 4 décrit les étapes méthodologiques ayant conduit à l'élaboration de l'approche proposée. Il présente le cadre d'étude, les hypothèses retenues, les fondements analytiques, ainsi que les méthodes de traitement et d'évaluation de la précision de localisation.

Le chapitre 5 traite de l'évaluation de l'approche proposée à travers des simulations et des données expérimentales. Il analyse la précision, la robustesse et les limites de la méthode dans différents scénarios, incluant des variations de topologie et de conditions de propagation. Le chapitre comprend également une validation fondée sur un jeu de données issues de mesures réelles disponibles en libre accès, permettant d'évaluer la méthode dans un environnement expérimental représentatif.

Enfin, la thèse se conclut par une synthèse des résultats, une discussion sur les limites de l'approche, et des perspectives de recherche visant à étendre et approfondir les travaux menés.

CHAPITRE 2

ÉTAT DE L'ART

De très nombreux travaux récents se sont penchés sur le problème de localisation [30], [31], [32]. Parallèlement, avec les avancées dans les technologies de communication, notamment avec l'émergence de la 5G de réseau mobile, les recherches ont mis en lumière l'importance de solutions de localisation à la fois précises, peu complexes et économes en énergie [33].

La localisation dans des environnements complexes tels que les milieux souterrains, les tunnels [34], les environnements sous-marins [35], ou les zones à topographie irrégulière comme les mines [11], constitue un défi majeur. Ces contextes se caractérisent par une visibilité directe souvent limitée, de condition de propagation anisotropes, des réflexion multiples, et parfois une absence totale de couverture réseau [36].

Malgré la diversité des techniques de localisation proposées dans la littérature, leur déploiement en conditions réelles, notamment dans des environnements contraints tels que les milieux souterrains ou industriels, reste limité. La principale difficulté réside dans la nécessité de concilier plusieurs contraintes souvent antagonistes : précision, faible coût, autonomie énergétique et simplicité d'implémentation.

Ce chapitre présente une revue structurée des principales approches de localisation proposé dans la littérature. Il souligne les avantages, les limites, ainsi que les hypothèses implicites qui conditionnent leur applicabilité. Cette revue repose sur une analyse approfondie de nombreux ouvrages et articles scientifiques analysés et a donné lieu à la rédaction d'un chapitre de livre [37] dans [38], situant les fondements de cette thèse dans le contexte de recherche actuelle.

Afin d'organiser cette revue de manière structurée, les approches sont classées en deux grandes catégories : celles reposant sur des mesures physiques (*range-based*) et celles fondées sur la topologie du réseau (*range-free*). L'examen de chaque catégorie s'appuiera sur une série de critères visant à expliciter les conditions d'application, les hypothèses considérées et les compromis associés à chaque type de méthode.

2.1 APPROCHES DE LOCALISATION DANS LES WSN : CONCEPTS ET CATÉGORIES

2.1.1 MÉTHODES *RANGE-BASED*

Les nœuds d'un réseau collectent et échangent des informations extraites des signaux radio émis et reçus. Ces données, fondées sur des grandeurs physiques telles que la distance ou l'angle entre les nœuds, permettent d'estimer leur positionnement.

2.1.1.1 TEMPS D'ARRIVÉE (*TIME OF ARRIVAL*, ToA)

Le ToA repose sur la mesure du délai entre l'émission et la réception d'un signal entre deux nœuds, permettant d'estimer leur distance à partir de la vitesse de propagation. Dans les WSN, où le signal de référence est généralement électromagnétique (radio), une précision métrique exige une synchronisation à l'échelle de la nanoseconde, ce qui engendre des contraintes technologiques importantes, notamment en termes de coût et de complexité matérielle [2], [4].

Les performances de ToA dépendent de la présence d'un chemin direct (*Direct Path*, DP). En conditions de visibilité directe sur des courtes distances (*Line of Sight*, LOS), des estimations précises sont possibles [39]. En revanche, en conditions de visibilité non directe (*Non-Line of Sight*, NLOS), des environnements à trajets multiples denses posent des défis majeurs :

- Biais positif, ajouté aux estimations de ToA, dû au retard de propagation des signaux affectés par la présence des obstacles.
- Altération des estimations causée par les composants de trajets multiples (*Multipath Components*, MPC).
- Chemin direct non détecté (*Undetected Direct Path*, UDP) lorsque le DP est bloqué [39].

Le ToA se décline en deux variantes :

ToA unidirectionnel : Elle mesure la différence entre l'instant d'arrivée du signal (t_2) et son instant d'émission (t_1) du signal (figure 2.1). Cette technique nécessite une synchronisation précise entre les nœuds impliquées dans l'estimation.

La distance est calculée selon :

$$d_{ij} = \tau \times v, \qquad \tau = t_2 - t_1 \tag{2.1}$$

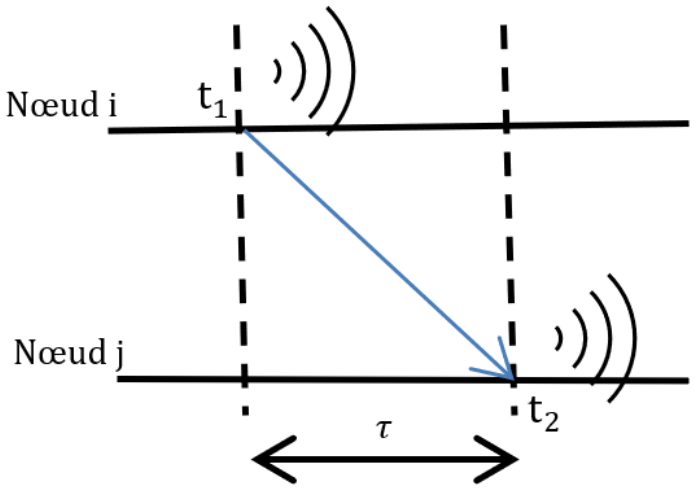


Figure 2.1: Méthode de localisation par ToA unidirectionnelle.

ToA bidirectionnel : Cette technique repose sur la mesure du temps aller-retour du signal entre deux nœuds, ce qui réduit les contraintes de synchronisation inter-nœuds, puisque la distance est calculée à partir de l'horloge de l'émetteur. Cette technique requiert des capacités spécifiques du transceiver radio (figure 2.2). La distance est estimée selon la formule suivante :

$$d_{ij} = \frac{\tau_1 - \tau_2}{2} \times v = \frac{(t_4 - t_1) - (t_3 - t_2)}{2} \times v \tag{2.2}$$

où

$\tau_1 = t_4 - t_1$ est le temps aller-retour total, mesuré par le nœud *i*,

$\tau_2 = t_3 - t_2$: est le temps de traitement (ou délai de réponse) au niveau du nœud *j*.

Cependant, la vitesse élevée des signaux RF amplifie les erreurs liées aux imprécisions temporelles.

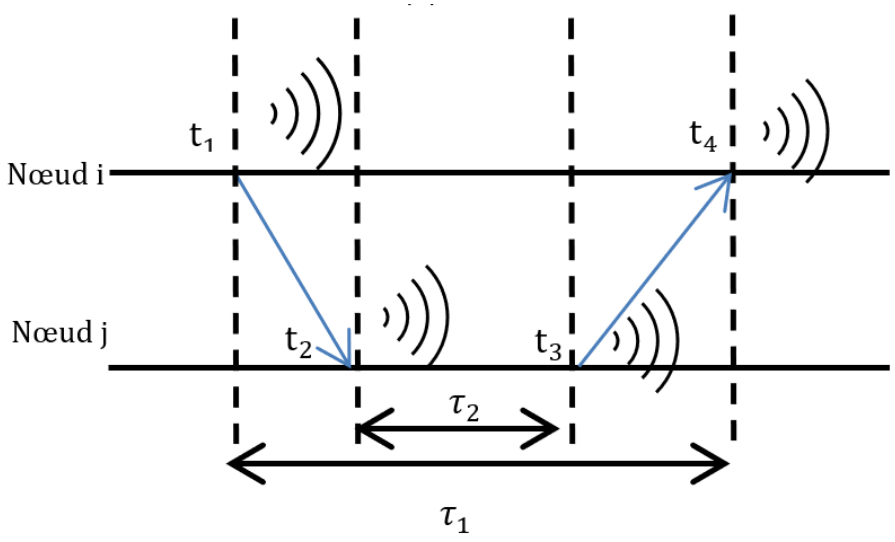


Figure 2.2. : Méthode de localisation par ToA bidirectionnelle.

2.1.1.2 DIFFÉRENCE DE TEMPS D'ARRIVÉE (*TIME DIFFERENCE OF ARRIVAL* TDoA)

La technique TDoA repose sur la mesure de la différence de temps d'arrivée entre deux signaux émis simultanément ou avec un décalage connu, mais se propageant à des vitesses différentes. Cette différence temporelle permet de déduire une information sur la distance entre un émetteur et un récepteur. Contrairement à la méthode ToA, la technique TDoA ne nécessite pas de synchronisation stricte entre les horloges émettrices et réceptrices, ce qui constitue un avantage dans certains contextes de réseaux sans fil [40].

Une implémentation courante de cette technique dans les WSN utilise un signal radio et un signal acoustique (ultrasonore), émis successivement par un même nœud. Chaque nœud est alors équipé d'un émetteur radio, d'un haut-parleur, et d'un microphone. Comme illustré à la figure 2.3, le nœud émet un signal radio suivi, après un délai fixe $t_{délai}$, d'un signal acoustique. Le récepteur note les instants d'arrivée des deux signaux t_{radio} et $t_{acoustique}$ et la distance d_{ij} est estimée selon :

$$d_{ij} = v_{acoustique} \cdot \left(t_{acoustique} - t_{radio} - t_{délai}\right) \tag{2.3}$$

Cette approche, bien que ne requérant pas de synchronisation fine, implique l'ajout de matériel complémentaire (haut-parleur, microphone), ce qui peut constituer une contrainte matérielle pour certains déploiements [2], [4].

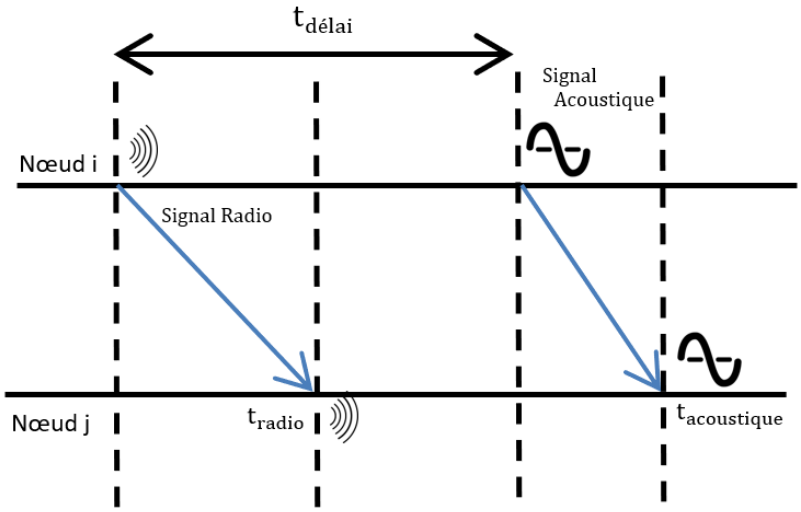


Figure 2.3 : Méthode de localisation par TDoA.

2.1.1.3 ANGLE D'ARRIVÉE (*ANGLE OF ARRIVAL*, AOA)

L'angle d'arrivée (AoA) désigne l'angle entre la direction de propagation d'un signal électromagnétique ou acoustique et une direction de référence définie dans le plan de réception (figure 2.4). Cette information est exploitée pour estimer la position d'un émetteur en se basant sur la géométrie entre les points de réception et l'orientation du signal incident [4].

La détermination de l'AoA nécessite des dispositifs capables de mesurer les différences de phase ou de temps d'arrivée du signal sur plusieurs capteurs espacés. En pratique, cela requiert des antennes pour les signaux électromagnétiques ou des transducteurs pour les signaux acoustiques, organisés en réseau [17]. La précision de cette estimation dépend de la configuration spatiale du dispositif récepteur et de la résolution angulaire associée.

Soit un nœud capteur de coordonnées inconnues (x, y) et un ensemble de n ancres de coordonnées connues $(x_i, y_i), i = 1 \dots n$. L'angle d'arrivée mesuré entre le signal reçu et une référence locale est noté α_i. La relation géométrique entre ces quantités s'exprime par :

$$x - x_i = (y - y_i) \cdot \tan(\alpha_i) \tag{2.4}$$

En disposant d'au moins deux angles α_i, il est possible d'estimer la position du nœud capteur par une méthode de moindres carrés. En notant :

$$AX = b, X = \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}. \tag{2.5}$$

$$A = \begin{pmatrix} 1 & -\tan\alpha_1 \\ 1 & -\tan\alpha_2 \\ \vdots & \vdots \\ 1 & -\tan\alpha_n \end{pmatrix}. \tag{2.6}$$

$$b = \begin{pmatrix} x_1 - y_1\tan\alpha_1 \\ x_2 - y_2\tan\alpha_2 \\ \vdots \\ x_n - y_n\tan\alpha_n \end{pmatrix}. \tag{2.7}$$

La position estimée $\hat{X} = [x, y]^T$ est obtenue par :

$$\hat{X} = (A^T A)^{-1} A^T b. \tag{2.8}$$

La figure 2.4 montre un exemple de méthode de localisation en utilisant l'angle d'arrivée avec $i = 3$.

Les techniques basées sur l'angle d'arrivée nécessitent l'emploi de systèmes de réception multi-éléments, tels que des réseaux d'antennes ou de capteurs acoustiques, capables de distinguer les variations angulaires. Ces derniers doivent également être suffisamment espacées pour garantir une diversité spatiale et fournir une mesure précise de l'AoA, ce qui peut être difficile à réaliser compte tenu de la taille souvent réduite des nœuds capteurs et de leur antenne [2], [17].

Par ailleurs, ces techniques sont sensibles aux effets de diffusion, aux trajets multiples, ainsi qu'aux environnements sans ligne de vue directe. En raison de ces limitations, les méthodes AoA peuvent s'avérer peu adaptées à certains WSN [2].

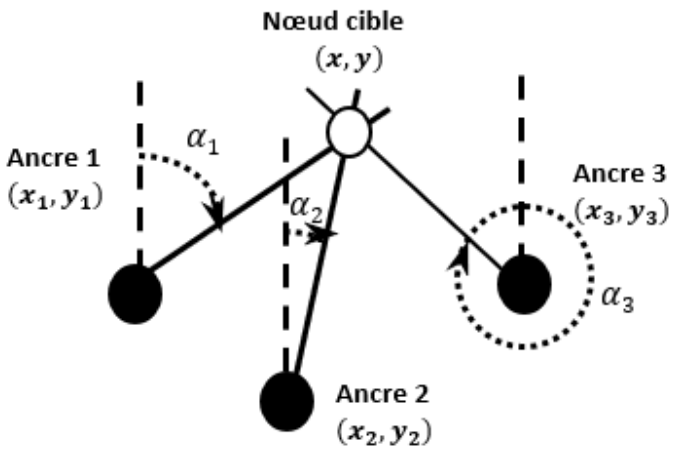


Figure 2.4 : Méthode de localisation par AoA.

2.1.1.4 INTENSITÉ DU SIGNAL REÇU

La technique basée sur l'intensité du signal reçu (RSS, *Received Signal Strength*) est largement utilisée dans les réseaux de capteurs sans fil pour estimer la distance entre les nœuds [2]. Elle repose sur l'atténuation du signal, modélisée par des approches empiriques et théoriques. Elle repose sur l'analyse de l'atténuation du signal électromagnétique, modélisée à partir d'approches empiriques ou analytiques. Cette technique s'appuie sur les modules de communication radiofréquence intégrés aux capteurs, sans nécessiter de dispositifs additionnels.

Le principe consiste à déduire la distance entre deux nœuds à partir des éléments suivants :

- La puissance du signal reçu,
- La connaissance de la puissance transmise,
- Le modèle de comportement du canal.

La puissance du signal reçu est communiquée par le circuit du récepteur via le RSSI (indicateur de puissance du signal reçu). La puissance du signal reçu depuis le nœud capteur i au nœud j à un instant t est représentée par P_R^{ij}. L'équation de référence qui sert de base à cette technique dérive de l'équation générale de télécommunication :

$$P_R^{ij}(t) = P_T^i - 10\gamma \log(d_{ij}) + X_{ij}(t), \quad (2.9)$$

où P_T^i est une constante liée à la puissance transmise et aux gains d'antenne des nœuds capteurs, γ est l'exposant de perte en chemin (PLE : *Path Loss Exponent*), un paramètre dépendant de l'environnement, dont la valeur typique se situe le plus souvent entre 2 et 6, et X_{ij} est le facteur d'incertitude dû aux effets multi-trajets et à l'évanouissement par effet d'ombre (*shadowing effect*).

Étant donné que la puissance transmise est généralement connue, la puissance reçue peut être exploitée pour estimer la distance entre deux nœuds. Cette estimation reste toutefois sensible aux incertitudes liées à X_{ij} et aux erreurs de mesure du RSS [2].

La précision de cette méthode est limitée par plusieurs facteurs. En particulier, en l'absence de ligne de vue directe, les mesures RSS sont affectées par des biais liés aux réflexions, diffractions et atténuations spécifiques à l'environnement. Dans ce contexte, l'exactitude de l'estimation dépend étroitement du modèle de propagation adopté et des caractéristiques physiques du milieu [2].

En dépit de leur précision théorique, les approches *range-based* restent fortement dépendantes d'un matériel spécialisé (antennes directionnelles, horloges synchronisées), ce qui limite leur déploiement dans des environnements contraints ou faiblement instrumentés.

Dans cette thèse, nous proposons une méthode qui exploite uniquement des mesures RSS disponibles nativement, sans dépendance à une infrastructure lourde, ce qui en facilite l'implémentation dans des WSN autonomes.

2.1.2 MÉTHODES *RANGE-FREE*

Les techniques dites *range-free* s'appuient uniquement sur l'information de connectivité liée à la portée radio. Elles ne nécessitent pas de mesures directes des distances ou des angles entre les nœuds [15]. Quelques-unes de ces méthodes sont présentées ci-dessous.

2.1.2.1 L'ALGORITHME APS (*AD HOC POSITIONING SYSTEM*)

L'algorithme APS repose sur une approche distribuée de la connectivité pour estimer la position des nœuds en utilisant au moins trois ancres. Afin de réduire les erreurs de localisation, le

nombre de nœuds ancres peut être augmenté [4]. Chaque ancre diffuse sa position à tous les autres nœuds du réseau en employant le concept de l'échange de vecteurs de distance (*Distance Vector*, DV), basé sur des mises à jour périodiques des tables de routage entre voisins directs (à un saut). La méthode fondamentale utilisée par APS est l'algorithme DV-hop, qui suit les étapes suivantes

i. Évaluation de la longueur moyenne de saut

Chaque nœud maintient une table contenant les informations sur les positions des ancres (x_i, y_i) et le nombre minimal de sauts h_i entre lui-même et chaque ancre i. Une fois qu'une ancre connaît les distances euclidiennes qui la séparent des autres ancres, elle calcule une taille moyenne de saut (appelée facteur de correction, c_i, selon l'équation suivante :

$$c_i = \frac{\sum_{i \neq j} \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2}}{\sum_{i \neq j} h_i}, \qquad (2.10)$$

où j désigne les autres ancres du réseau. Ce facteur de correction c_i correspond à une estimation de la longueur moyenne d'un saut en mètres.

ii. Diffusion et positionnement

Le facteur c_i est ensuite diffusé dans le réseau de façon qu'au final chaque nœud ne conserve que le facteur de correction de l'ancre la plus proche. Ensuite, les nœuds utilisent ce facteur pour estimer les distances en multipliant c_i par le nombre de sauts qui les sépare des ancres. Ces distances estimées servent ensuite de base à une méthode de triangulation pour déterminer la position du nœud.

À titre d'exemple, la figure 2.5 illustre le fonctionnement de l'algorithme. Trois nœuds ancres sont utilisés : Ancre 1, Ancre 2 et Ancre 3. Les distances séparant les ancres sont connues ($d_{1,2} = 70$ m , $d_{1,3} = 130$ m et $d_{2,3} = 90$ m).

L'Ancre 1 calcule son facteur de correction c_1 à partir des distances euclidiennes et du nombre de sauts la séparant des autres ancres :

$$c_1 = \frac{d_{1,2} + d_{1,3}}{h_{1,2} + h_{1,3}} = \frac{70 + 130}{2 + 4} = 33.3 \text{ m}$$

De manière similaire, les facteurs pour les autres ancres sont calculés :

$$c_2 = \frac{d_{2,1} + d_{2,3}}{h_{2,1} + h_{2,3}} = \frac{70 + 90}{2 + 6} = 20\,\text{m}, \qquad c_3 = \frac{d_{3,1} + d_{3,2}}{h_{3,1} + h_{3,2}} = \frac{90 + 130}{6 + 4} = 22\,\text{m}$$

Ces facteurs sont diffusés dans le réseau, et chaque nœud utilise uniquement le facteur associé à l'ancre qui lui est la plus proche. Dans ce cas, le nœud cible, utilise alors le facteur de correction obtenu de l'Ancre 1 et le nombre de sauts qui le sépare de chaque ancre. Les distances aux ancres (d_1, d_2, d_3) sont calculées :$d_1 = c_1 \times h_1 = 66.6\text{m}$, $d_2 = c_1 \times h_2 = 99.9\,\text{m}$, et $d_2 = c_1 \times h_3 = 99.9\,\text{m}$. Ces distances permettent ensuite d'appliquer une triangulation pour déterminer sa position exacte.

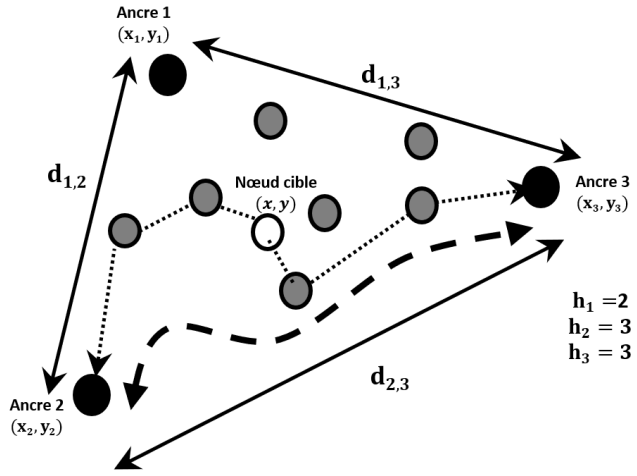


Figure 2.5 : Algorithme APS.

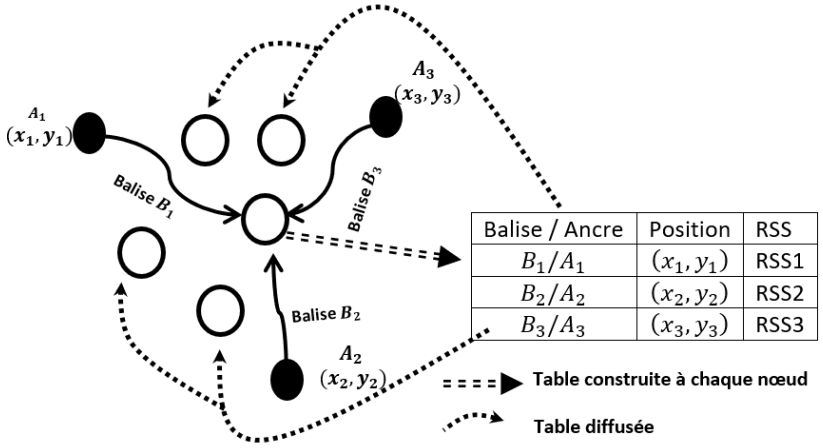
2.1.2.2 LA TECHNIQUE APIT (*APPROXIMATE POINT-IN-TRIANGULATION TEST*)

APIT est une méthode range-free qui s'appuie sur un réseau de capteurs, comprenant des nœuds à localiser et des nœuds de référence (ou ancres) dont les positions sont connues [41]. Cette technique repose sur l'échange de trames de données appelées balises entre les ancres et les nœuds, ainsi que sur une série de tests pour estimer les positions. La technique APIT se déroule en quatre phases principales [2] :

i. Échange de balises

Les ancres diffusent périodiquement des balises contenant leurs coordonnées. Si un nœud reçoit une balise réception, il enregistra ces informations dans une table, incluant les positions du

nœud ancre correspondant et les puissances des signaux reçus (figure 2.6). Ces données permettent au nœud de déterminer, dans la phase suivante, s'il se trouve à l'intérieur ou à l'extérieur d'un triangle formé par trois ancres.



Balise / Ancre	Position	RSS
B_1/A_1	(x_1, y_1)	RSS1
B_2/A_2	(x_2, y_2)	RSS2
B_3/A_3	(x_3, y_3)	RSS3

Figure 2.6 : Échange de balises.

ii. Test PIT (*Point-in-Triangulation Test*)

Ce test identifie si un nœud est à l'intérieur d'un triangle défini par trois ancres. Dans [20] il est montré que:

- Si un nœud peut être déplacé le long d'un axe et que les distances le séparant des trois sommets augmentent ou diminuent simultanément, il est estimé à l'extérieur du triangle.
- Si ce comportement n'est pas observé, le nœud est estimé à l'intérieur du triangle (figure 2.7).

Toutefois, dans les réseaux de capteurs, les nœuds ne sont généralement pas mobiles. Pour contourner cette contrainte, APIT emploie une version approximative du test. Le principe repose sur la connectivité des voisins : un nœud examine si un de ses voisins est simultanément plus éloigné des trois ancres. Si un tel voisin existe, le nœud est estimé à l'extérieur du triangle ; dans le cas contraire, il est estimé à l'intérieur.

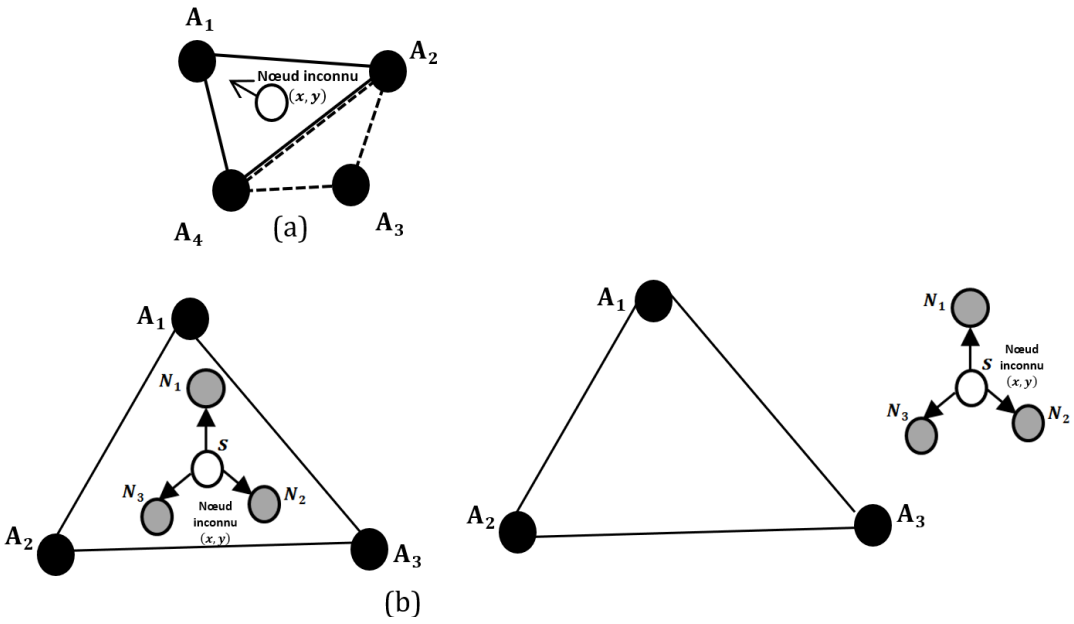


Figure 2.7 : (a) PIT test (b) APIT test.

iii. Agrégation APIT

Le test APIT est appliqué à chaque triangle formé par les ancres. Ensuite, une agrégation des résultats est effectuée pour restreindre la zone probable où se trouve le nœud. Cette zone est représentée par l'intersection des triangles où le nœud est détecté comme étant à l'intérieur [4]. Le chevauchement des triangles fournit une estimation approximative de la position du nœud (figure 2.8).

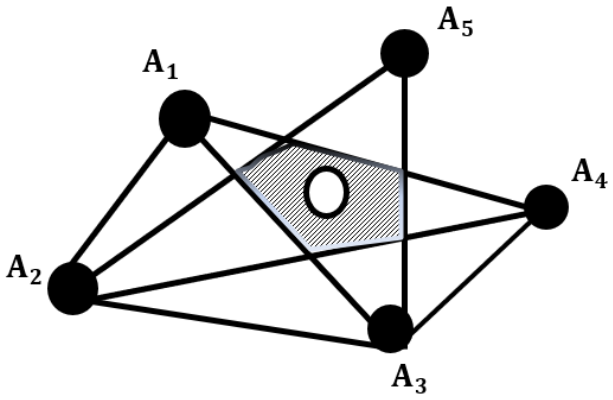


Figure 2.8 : Test Agrégation d'APIT.

iv. Calcul du centre de gravité (CoG)

La position estimée du nœud est assimilée centre de gravité de la zone de chevauchement identifiée à l'étape précédente. L'exactitude de cette estimation dépend fortement de deux facteurs :

- Le nombre d'ancres avec lesquelles le nœud est en contact,
- La répartition spatiale de ces ancres dans le réseau.

Ainsi, la méthode APIT est adaptée aux scénarios où la précision absolue n'est pas critique, mais où l'infrastructure réseau est limitée [4].

2.1.2.3 CENTROIDE

La méthode de localisation par centroïde, introduite par N. Bulusu et J. Heidemann [42], est une approche range-free utilisée dans les WSN pour localiser un nœud dont la position est inconnue. Le principe repose sur la diffusion périodique, par les nœuds de référence, de leurs coordonnées $(\mathrm{x_i},\ \mathrm{y_i})$ dans le réseau.

Quand un nœud cible reçoit les messages des N ancres, il enregistre leurs coordonnées, et estime ensuite sa propre position $(\mathrm{x},\ \mathrm{y})$ en calculant la moyenne arithmétique des coordonnées des ancres, selon la relation suivante :

$$(\mathrm{x},\mathrm{y}) = \left(\frac{1}{\mathrm{N}}\sum_{\mathrm{i}=1}^{\mathrm{N}} \mathrm{x_i}\ , \frac{1}{\mathrm{N}}\sum_{\mathrm{i}=1}^{\mathrm{N}} \mathrm{y_i}\right) \tag{2.11}$$

Cette technique ne requiert pas de mesure de distance ou d'angle, ce qui permet une implémentation sans dépendance à des dispositifs matériels spécifiques. Sa précision dépend principalement du nombre d'ancres, de leur répartition spatiale et des caractéristiques de propagation dans l'environnement.

Les méthodes range-free présentent une complexité matérielle réduite, ce qui facilite leur déploiement dans des environnements contraints. Toutefois, leur capacité à fournir des estimations précises reste limitée, en particulier pour les scénarios nécessitant une représentation détaillée de la topologie du réseau. L'approche proposée dans ce travail cherche à atténuer cette limitation en

combinant les avantages structurels des méthodes range-free avec une exploitation des mesures RSS.

2.1.2.4 ANALYSE COMPARATIVE DES APPROCHES *RANGE-BASED* ET *RANGE-FREE*

Après avoir présenté les principales méthodes de localisation utilisées dans les réseaux de capteurs sans fil, une synthèse comparative est proposée dans le Tableau 2.1. Cette synthèse, élaborée à partir de plusieurs travaux issus de la littérature spécialisée [30], [43], [44], permet de comparer ces approches selon des critères tels que le principe de fonctionnement, la précision, la complexité matérielle, ainsi que leurs atouts et limites respectifs, et elle permet de mettre en évidence les compromis à considérer lors du choix d'une méthode de localisation, en fonction des contraintes spécifiques de l'application visée.

Tableau 2.1 Synthèse comparative des principales méthodes de localisation dans les WSN

Technique	Classification	Avantages	Limitations
RSSI	*Range-based*	✓ Ne nécessite pas de matériel supplémentaire [45]. ✓ Présent sur tout dispositif utilisant un signal sans fil [46].	✓ Sensible au bruit et à l'effet d'ombre [45], [47]. ✓ Précision insuffisante pour les applications critiques en matière de sécurité [43], [47].
AoA	*Range-based*	Précis en environnements contrôlés [48].	Nécessite un matériel coûteux et complexe [46].
ToA	*Range-based*	Permet d'obtenir une précision de localisation élevée lorsqu'elle est utilisée avec des techniques de mesure temporelle de haute précision [49].	Requiert une synchronisation des horloges des nœuds capteurs [18].
TDoA	*Range-based*	Ne nécessite pas de synchronisation stricte entre les horloges émettrices et réceptrices [50].	Nécessite l'ajout de matériel complémentaire (haut-parleur, microphone) [2].
APS	*Range-Free*	Facile à mettre en œuvre [51].	Moins précis que les schémas basés sur la distance [52].
APIT	*Range-Free*	Ne requiert ni mesure de distance ni matériel spécialisé [41].	La précision dépend fortement de la densité et de la distribution des ancres [4].
Centroid	*Range-Free*	Simple, rapide, et peu coûteux [1].	Moins adapté en environnements complexes ou denses [2].

2.1.3 TYPOLOGIE DU POSITIONNEMENT DANS LES RÉSEAUX DE CAPTEURS SANS FIL

Dans le cadre des WSN, le processus de localisation des nœuds repose sur différentes approches de positionnement, que l'on peut regrouper en deux grandes catégories : le positionnement global et le positionnement relatif [4].

Le positionnement global ou absolu consiste à estimer la position absolue d'un nœud au sein d'un système de coordonnées de référence, tel que le système GPS ou le système UTM (*Universal Transverse Mercator*), en s'appuyant sur des nœuds d'ancrage disposant eux-mêmes d'une localisation connue avec précision.

À l'opposé, le positionnement relatif vise à établir des relations spatiales entre nœuds sans recours à un repère absolu. Les positions sont alors exprimées en fonction des distances, angles ou autres métriques locales entre les entités du réseau.

Dans ce contexte, les méthodes absolues, détaillées dans les sous-sections suivantes, permettent de déduire la position d'un nœud à partir de mesures telles que la distance ou l'angle par rapport à plusieurs nœuds d'ancrage. Ces approches, parmi lesquelles figurent notamment la trilatération, la multilatération, la triangulation angulaire ou encore la boîte englobante, constituent les fondements des algorithmes de localisation les plus répandus dans les architectures WSN.

2.1.3.1 TRILATÉRATION ET MULTILATÉRATION

La trilatération est la technique la plus simple et intuitive. En utilisant les positions de trois ancres voisines et les distances qui les séparent du nœud cible, ce dernier peut estimer sa position (figure 2.9). En effet, un nœud se situe nécessairement quelque part le long de la périphérie d'un cercle dont le centre correspond à la position de l'ancre et dont le rayon est égal à la distance entre le nœud et cette ancre [4]. Ainsi, la localisation s'effectue en déterminant l'intersection de trois cercles définis par les positions des ancres et leurs distances respectives au nœud cible.

Dans un espace bidimensionnel, il est nécessaire de disposer des mesures de distance provenant d'au moins trois ancres non colinéaires pour obtenir une position unique. En revanche,

dans un espace tridimensionnel, au moins quatre ancres non coplanaires sont requises pour garantir un positionnement précis.

Cette méthode repose sur la résolution d'un système d'équations non linéaires permettant de calculer $\mathrm{X} = (\mathrm{x}, \mathrm{y})$, la position du nœud cible. Les coordonnées des ancres sont données par $(\mathrm{x_i}, \mathrm{y_i})$ pour $\mathrm{i} = 1 \ldots \mathrm{n}$ et $\mathrm{d_i}$ représente la distance entre le nœud cible et la $\mathrm{i^{ème}}$ ancre. Le système d'équations initial peut être exprimé comme suit :

$$\begin{cases} (\mathrm{x_1} - \mathrm{x})^2 + (\mathrm{y_1} - \mathrm{y})^2 = \mathrm{d_1^2} \\ (\mathrm{x_2} - \mathrm{x})^2 + (\mathrm{y_2} - \mathrm{y})^2 = \mathrm{d_2^2} \\ \vdots \\ (\mathrm{x_n} - \mathrm{x})^2 + (\mathrm{y_n} - \mathrm{y})^2 = \mathrm{d_n^2} \end{cases} \tag{2.12}$$

Après quelques réarrangements permettant de linéariser le système, celui-ci se reformule sous la forme matricielle :

$$\mathrm{A}\mathbf{X} = \mathrm{b} \tag{2.13}$$

La matrice des coefficients A donnée par :

$$\mathrm{A} = \begin{bmatrix} 2(\mathrm{x_n} - \mathrm{x_1}) & 2(\mathrm{y_n} - \mathrm{y_1}) \\ 2(\mathrm{x_n} - \mathrm{x_2}) & 2(\mathrm{y_n} - \mathrm{y_2}) \\ \vdots & \vdots \\ 2(\mathrm{x_n} - \mathrm{x_{n-1}}) & 2(\mathrm{y_n} - \mathrm{y_{n-1}}) \end{bmatrix}. \tag{2.14}$$

Le vecteur du côté droit de l'équation b défini comme :

$$\mathrm{b} = \begin{bmatrix} \mathrm{d_1^2} - \mathrm{d_n^2} - \mathrm{x_1^2} - \mathrm{y_1^2} + \mathrm{x_n^2} + \mathrm{y_n^2} \\ \mathrm{d_2^2} - \mathrm{d_n^2} - \mathrm{x_2^2} - \mathrm{y_2^2} + \mathrm{x_n^2} + \mathrm{y_n^2} \\ \vdots \\ \mathrm{d_{n-1}^2} - \mathrm{d_n^2} - \mathrm{x_{n-1}^2} - \mathrm{y_{n-1}^2} + \mathrm{x_n^2} + \mathrm{y_n^2} \end{bmatrix}. \tag{2.15}$$

Utilisant ce système des moindres carrés, la position $\mathbf{X}$ est estimée en utilisant

$$\mathbf{X} = (\mathrm{A^T A})^{-1} \mathrm{A^T b}. \tag{2.16}$$

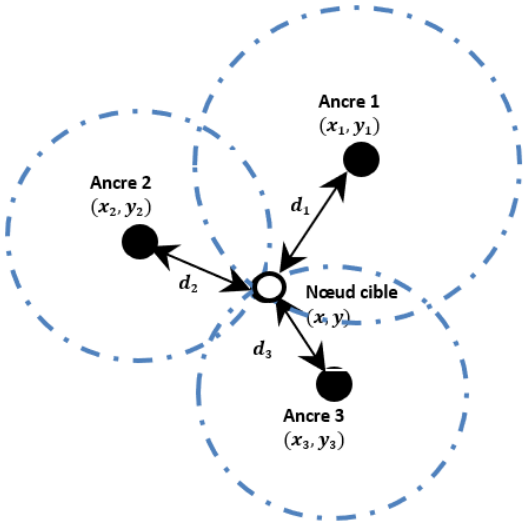


Figure 2.9 : Technique de trilatération.

2.1.3.2 MULTILATÉRATION ITÉRATIVE ET COLLABORATIVE

La technique de multilatération peut être élargie pour estimer les positions des nœuds qui ne disposent pas de trois références voisines directement accessibles [4]. Une fois qu'un nœud cible détermine sa position à l'aide des signaux reçus de nœuds d'ancrage, il devient lui-même une ancre. Ce nœud diffuse alors des messages de balise contenant sa position estimée à ses voisins immédiats.

Ce processus itératif, connu sous le nom de multilatération collaborative [53], se poursuit jusqu'à ce que tous les nœuds du réseau soient localisés. Cette approche est particulièrement utile dans des réseaux à densité variable où les nœuds peuvent ne pas avoir suffisamment de références directement accessibles pour déterminer leur position initiale.

Cependant, une limitation majeure de cette technique est l'accumulation des erreurs à chaque itération. En effet, les erreurs de localisation initiales se propagent et s'amplifient au fil des itérations, particulièrement dans les réseaux étendus ou lorsque les conditions de communication sont dégradées (interférences, pertes de signal, etc.). Des stratégies d'atténuation de ces erreurs, telles que l'utilisation de techniques de correction globale après localisation, peuvent être envisagées pour limiter cet effet cumulatif.

2.1.3.3 TECHNIQUE DE TRIANGULATION BASÉE SUR LES ANGLES

La technique de triangulation, fondée sur des informations angulaires plutôt que sur des distances, permet de déterminer la position d'un nœud en exploitant les propriétés géométriques des triangles et les lois trigonométriques (figure 2.10) [4]. Cette méthode repose sur l'estimation de la distance par les mesures des angles d'arrivée (*Angle of Arrival*, AoA).

Considérons que $\mathbf{x} = (\mathrm{x}, \mathrm{y})$ représente les coordonnées du nœud cible à positionner, et que $\alpha = [\alpha_1, \dots, \alpha_\mathrm{n}]^\mathrm{T}$ regroupe les mesures d'angles (*bearings*) provenant de n ancres ayant pour coordonnées $((\mathrm{x_i}, \mathrm{y_i}), \mathrm{i} = 1 \dots \mathrm{n})$. En raison du bruit, la relation entre les angles mesurés et les angles réels peut s'écrire :

$$\alpha = \theta(\mathbf{x}) + \delta\theta, \tag{2.17}$$

où $\theta(\mathbf{x}) = [\theta_1(\mathbf{x}), \dots, \theta_\mathrm{n}(\mathbf{x})]^\mathrm{T}$ représentent les angles réels, et $\delta\theta = [\,\delta\theta_1, \dots, \delta\theta_\mathrm{n}]^\mathrm{T}$est le vecteur de bruit gaussien à moyenne nulle et une matrice de covariance $\Sigma = \mathrm{diag}(\sigma_1^2, \dots, \sigma_\mathrm{n}^2)$.
La relation entre les angles réels des n ancres et leur position peut s'exprimer par :

$$\tan\theta_\mathrm{i}(\mathbf{x}) = \frac{\mathrm{y_i} - \mathrm{y}}{\mathrm{x_i} - \mathrm{x}} \tag{2.18}$$

Pour estimer l'emplacement d'un nœud cible, différentes méthodes statistiques peuvent être employées. Par exemple, en utilisant un estimateur du maximum de vraisemblance (MLE), la position estimée du nœud est donnée par :

$$\mathrm{x} = \arg\min_{\mathrm{x}} \frac{1}{2} \sum_{\mathrm{i}=1}^{\mathrm{n}} \frac{(\theta_\mathrm{i}(\mathrm{x}) - \alpha_\mathrm{i})^2}{\sigma_\mathrm{i}^2}. \tag{2.19}$$

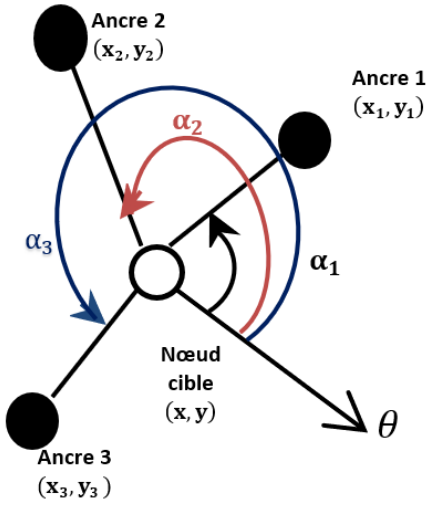


Figure 2.10 : Technique de Triangulation.

2.1.3.4 BOÎTE ENGLOBANTE (*BOUNDING BOX*)

Un autre type de technique de localisation est la méthode de la boîte englobante, également appelée algorithme Min-Max, proposée par Doherty et al dans [54]. Contrairement à la trilatération, qui utilise des cercles pour délimiter les positions possibles d'un nœud, cette approche emploie des carrés. Chaque ancre définit une boîte englobante autour d'elle en fonction de sa position et de la distance estimée la séparant du nœud cible. L'intersection de ces boîtes délimite alors la région où se trouve le nœud cible (figure 2.11). La méthode consiste à calculer l'intersection des boîtes en prenant :

- Le maximum des minimums des coordonnées $(x \text{ et } y)$, et
- Le minimum des maximums des coordonnées.

D'où le nom de Min-Max. Pour chaque ancre i, une boîte est définie comme un carré centré sur la position (x_i, y_i), avec des côtés de longueur $2l$. Les coins sommets de cette boîte ont pour coordonnées :

$$(x_i - l, y_i - l),\ (x_i - l, y_i + l),\ (x_i + l, y_i - l),$$
$$(x_i + l, y_i + l) \qquad (2.20)$$

La position estimée du nœud cible (x, y) est alors donnée par la relation suivante [55]:

$$(x, y) = (\max(x_i - l), \max(y_i - l))(\min(x_i + l), \min(y_i + l)). \quad (2.21)$$

Bien que la précision de cette méthode soit limitée, elle offre plusieurs avantages :

- Simplicité : elle est facile à mettre en œuvre.
- Rapidité : elle nécessite peu de calculs et de ressources processeur.
- Efficacité : le calcul de l'intersection des carrés est moins exigeant que celui des cercles utilisés dans la trilatération.

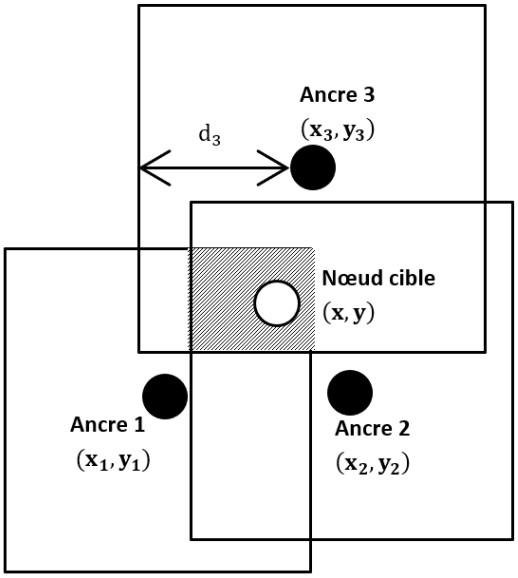


Figure 2.11 : Localisation par boîte englobante.

Cette technique est particulièrement adaptée aux réseaux de capteurs où la capacité de traitement et les ressources énergétiques sont limitées [55].

Les approches géométriques de localisation avec ancres, telles que la trilatération, la multilatération collaborative, la triangulation angulaire ou la boîte englobante, reposent sur des hypothèses fortes : disponibilité de plusieurs ancres, fiabilité des mesures de distances ou d'angles, et conditions de propagation relativement stables. Ces méthodes peuvent produire des estimations précises dans des environnements bien instrumentés et contrôlés.

Cependant, leur applicabilité diminue considérablement dans les réseaux WSN en environnements contraints (milieux souterrains, dynamiques, ou peu denses), où les ancres sont rares ou inexistantes, et où les conditions de propagation sont fortement perturbées.

Ces limitations mettent en évidence le besoin d'implémenter des approches de localisation alternatives, s'appuyant sur des informations locales peu coûteuses et disponibles de manière ubiquitaire dans les WSN, comme les mesures de RSS et la connectivité.

2.2 APPROCHES DE LOCALISATION PAR RSS : CLASSIFICATION SELON LES HYPOTHÈSES ET TECHNIQUES

De nombreux travaux récents se sont concentrés sur le défi de la localisation dans les WSN. Cela s'explique par leur adoption croissante dans divers secteurs, où une localisation précise est devenue essentielle. Par ailleurs, les progrès des technologies de communication, telles que la 5G, renforcent l'exigence d'une localisation à la fois précise, peu complexe, et économe en énergie, qui reste une priorité majeure pour la recherche [33].

La localisation dans des environnements anisotropes pose un défi important, influencé par divers facteurs comme les perturbations dans les communications sans visibilité directe, les irrégularités topographiques, ainsi que la répartition hétérogène ou insuffisante des nœuds capteurs dans certaines zones du réseau [36]. De plus, les environnements complexes, tels que les espaces souterrains ou sous-marins [35], les tunnels [34], ou les mines, amplifient les difficultés en raison des effets spécifiques du canal de propagation sur les signaux émis, compliquant davantage l'estimation précise de la localisation. Dans ce contexte, plusieurs méthodologies ont apparu, se distinguant par leurs hypothèses et leurs applications.

2.2.1 LOCALISATION PAR RSS AVEC EXPOSANT DE PERTE EN CHEMIN CONNU

De nombreux travaux supposent que les valeurs du PLE sont parfaitement connues à priori. Dans un tel cas, les calculs sont simplifiés et les incertitudes sont réduites. Par exemple, le travail

dans [56] explore une méthode de localisation dans un environnement intérieur en 2D se reposant sur le modèle log-distance de perte en chemin pour estimer la position à partir des mesures de force du signal reçu. La valeur de PLE est dérivée à partir du modèle de propagation et des données empiriques. Elle est ajustée pour s'adapter à l'environnement réel, tenant compte des interférences et des obstacles courants dans les espaces intérieurs. Un autre travail [57] propose une approche de localisation en supposant que les paramètres du modèle de propagation sont connus à l'avance et en introduisant des régions de confiance garanties (*Guaranteed Confidence Regions*, GCR) qui fournissent une estimation robuste de la localisation tout en garantissant que la véritable position de la source se situe dans la région de confiance avec une probabilité spécifiée. Une autre méthode présentée dans [58] vise à estimer simultanément deux paramètres inconnus : les puissances d'émission et les positions des nœuds. Cette approche repose sur la combinaison de deux techniques d'optimisation avancées : la programmation semi-définie (SDP), utilisée pour modéliser les relations non linéaires entre les observations, et la programmation conique du second ordre (SOCP), exploitée pour assurer une résolution numérique efficace. Toutefois, cette méthode suppose que la valeur de l'exposant de perte en chemin est connue et constante. Or, dans des environnements réels où le PLE peut être inconnu ou spatialement variable, des stratégies d'estimation spécifiques sont nécessaires. Ces approches sont détaillées dans les sous-sections suivantes.

2.2.2 ESTIMATION CONJOINTE DE LA POSITION ET DES PARAMÈTRES DU MODÈLE DE PROPAGATION PAR APPROCHES STATISTIQUES

De nombreuses contributions ont proposé des approches statistiques pour la localisation et l'estimation des paramètres inconnus. Des travaux comme [59] proposent une approche où le maximum de vraisemblance (MLE) est utilisé pour estimer la position d'un nœud en utilisant les données RSS. Ensuite, une optimisation est réalisée à l'aide de méthodes comme la relaxation semi-définie (SDR), qui fournit une solution approximative mais efficace. D'autres approches traitent le PLE comme une variable aléatoire gaussienne au lieu d'une constante, et un différentiel des RSS

(DRSS) est calculé pour neutraliser les effets de la puissance de transmission qu'ils supposent inconnue, réduisant ainsi une source d'incertitude. L'algorithme de MLE est utilisé pour estimer simultanément la position du nœud et le PLE, tout en minimisant les erreurs dues aux incertitudes. D'autres approches utilisent des méthodes bayésiennes, permettant d'assurer un ajustement dynamique des paramètres avec un filtre de Kalman. Les paramètres inconnus, tels que la puissance de transmission et l'exposant de perte en chemin, sont intégrés dans le modèle de propagation RSSI [31].

2.2.3 LOCALISATION BASÉE SUR UNE OPTIMISATION ITERATIVE

Les algorithmes d'optimisation classique tels que OMLAP (*Optimal Maximum Likelihood Alternating Projection*), OMLEM (*OML Expectation-Maximization*) et OMLPSO (*OML Particle Swarm Optimization*) sont utilisés. L'algorithme OMLAP exploite une approche d'optimisation par projection alternée pour maximiser la vraisemblance (*Maximum Likelihood*, ML), en divisant le problème en sous-problèmes traités successivement, comme la mise à jour des positions et des paramètres inconnus de manière itérative, jusqu'à convergence. Tandis que, l'algorithme OMLEM calcule une fonction de vraisemblance attendue (expectation), ensuite met à jour les estimations des paramètres pour maximiser cette fonction. Quant à l'algorithme OMLPSO, il combine la méthode ML avec l'optimisation par PSO. Chaque particule représente une solution potentielle (ensemble de positions des nœuds), et l'algorithme recherche la meilleure solution en minimisant une fonction de coût basée sur le ML. Ces algorithmes sont utilisés dans différents travaux [60], [61].

2.2.4 MÉTHODES GÉOMETRIQUES SIMPLIFIÉES BASÉES SUR LE RSS

Ces méthodes, en harmonie avec la capacité de calcul du nœud, exploitent des équations géométriques ou des modèles analytiques pour simplifier le processus de localisation. Par exemple, les méthodes basées sur des pondérations RSSI permettent d'affiner la localisation des nœuds dans des environnements intérieurs comme démontré par [62]. Une autre méthode proposée par [19] est

l'algorithme *Weighted Centroid*, où les positions estimées des nœuds sont calculées comme un barycentre pondéré des signaux reçus (RSSI) pour améliorer la précision de la localisation. Ces approches sont particulièrement adaptées lors de ressources limitées ou une rapidité d'exécution sont requises. Cependant, elles peuvent être moins performantes dans des environnements fortement bruités où les valeurs RSSI présentent une forte variabilité.

2.2.5 APPROCHES ROBUSTES ET HYBRIDES POUR DES ENVIRONNEMENTS COMPLEXES

Une approche proposée dans [63] présente une méthode robuste pour la localisation basée sur le RSS dans des environnements mixtes de ligne de vue et hors ligne de vue, avec des paramètres de modèle inconnus. La méthode propose d'introduire un terme d'erreur aléatoire pour modéliser les pertes de signal dues à NLOS et utilise une approche robuste basée sur les moindres carrés pondérés robustes (RWLS), qui permet de tenir compte de ces paramètres inconnus tout en minimisant les erreurs dues aux incertitudes des mesures RSS. Cette approche est renforcée par l'utilisation de techniques de relaxation semi-définie (SDR) pour résoudre des problèmes d'optimisation non convexe, obtenant ainsi des solutions efficaces mais approximatives. Une autre méthode hybride proposée par [64], s'appuie sur des approches heuristiques combinées à des techniques pour détecter et corriger les valeurs atypiques (*outliers*) dans les données RSSI. En filtrant ces valeurs, pouvant provenir des bruits, l'algorithme peut fournir des estimations plus robustes et précises.

Ces méthodes gèrent bien les paramètres inconnus, ce qui les rend applicables dans des situations réelles. Toutefois, elles peuvent rester coûteuses en termes de calculs pour des réseaux très denses. En outre, leurs performances sont conditionnées par l'exactitude du modèle de propagation ajusté utilisé et de l'estimation des paramètres.

2.2.6 STRATÉGIES DE LOCALISATION SANS ANCRES

Dans le domaine de la localisation sans ancres pour les WSN, plusieurs approches ont été développées pour surmonter l'absence de points de référence fixes. Par exemple, les auteurs de [65] ont proposé une approche sans ancres, où les distances entre toutes les paires de capteurs à portée de communication étaient connues, tandis que les distances au-delà de cette portée étaient considérées comme inconnues.

Ces travaux initiaux ont ouvert la voie à un large éventail de stratégies, que l'on peut regrouper en plusieurs catégories principales. Ces dernières incluent des techniques basées sur le regroupement des nœuds, la mesure des distances et des angles, ainsi que des innovations technologiques comme l'utilisation d'antennes rotatives. Plus récemment, des algorithmes intégrant diverses approches ont également vu le jour.

2.2.6.1 APPROCHES BASÉES SUR LE CLUSTERING DES NŒUDS

Ces approches reposent sur des techniques de regroupement, où les nœuds sont organisés en clusters, regroupements locaux de nœuds capteurs basés sur leur proximité géographique ou leur connectivité, ce qui facilite le traitement collaboratif des données pour estimer leurs positions. Les auteurs de [66] ont proposé un système où plusieurs cartes locales sont générées par des clusters de nœuds, permettant ainsi de construire une configuration globale du réseau. De manière similaire, d'autres chercheurs comme [67] ont également utilisé le regroupement des nœuds en clusters mais de manière distribuée, en localisant initialement chacun des clusters puis en les intégrant pour obtenir une localisation à l'échelle du réseau. Dans une autre variante, [26] propose un algorithme de localisation *Ladder Diffusion Node Localization Algorithm* (LDLA), basé sur la diffusion des informations à travers les nœuds voisins. Chaque nœud utilise les données de ses voisins pour estimer sa propre position, et les informations sont fusionnées pour générer une configuration globale. Bien que ces approches offrent des avantages dans certains scénarios, elles nécessitent souvent une coordination et une gestion complexes, ajoutant à la complexité globale du système de localisation.

2.2.6.2 APPROCHES BASÉES SUR LA MESURE DES DISTANCES ET DES ANGLES

Plusieurs études ont proposé des méthodes qui estiment les distances entre les nœuds à partir de la puissance du signal reçu et utilisent des mesures d'angles pour affiner les estimations de position. Par exemple [68] propose une méthode efficace énergétiquement, indépendante des ancres, en utilisant une formule de perte de signal pour calculer les distances relatives et des mesures d'angle pour les ajustements. Ming dans [69] a également proposé une approche de localisation sans ancres basée sur le regroupement des nœuds voisins à un saut unique, combinant cette technique avec la mesure du temps d'arrivée et l'angle d'arrivée pour estimer les distances entre nœuds. Ensuite, une phase de synchronisation intra-cluster est réalisée : les nœuds appartenant à un même cluster alignent leurs coordonnées locales en se basant sur les informations d'angle et de distance échangées. Cette étape permet d'harmoniser la représentation spatiale au sein de chaque cluster avant leur intégration dans une carte global.

Ces approches, bien qu'efficaces, peuvent souffrir de la présence d'interférences ou d'obstacles, ce qui affecte la précision de la localisation.

2.2.6.3 MÉTHODES UTILISANT DES ANTENNES ROTATIVES

Une approche innovante a été développée par He et al dans [27]. Elle repose sur l'utilisation d'une antenne rotative pour estimer la position des nœuds. Elle tire parti des informations recueillies par les nœuds à partir des signaux envoyés par l'antenne, qui ajustent leurs angles d'azimut et d'élévation pour obtenir des coordonnées polaires. Une fois les positions relatives calculées, elles peuvent être converties en coordonnées GPS en fonction de la station de base. Cette méthode se distingue par son efficacité énergétique, réduisant le nombre de transmissions nécessaires, et par sa flexibilité, permettant son application dans des réseaux sans ancres fixes. Cependant, ses principales limitations incluent une portée de localisation restreinte, ainsi qu'une dépendance à la qualité des signaux reçus, susceptible d'être affectée par des interférences.

2.2.6.4 APPROCHES RÉCENTES SANS ANCRES FIXES

Plus récemment, Aka et al. [70] ont proposé un algorithme de localisation sans ancre (*Efficient Anchor Free Localization Algorithm*, EAFLA) qui regroupe les nœuds voisins à un saut en clusters et estime les distances entre nœuds à l'intérieur de chaque cluster en utilisant RSS. Pour les nœuds non voisins à un saut, le modèle de Kleincrock [71] et le théorème d'Al-Kashi (loi des cosinus) ont été utilisés pour dériver les positions des capteurs dans le réseau.

Les approches de localisation sans ancres présentent une variété de techniques allant du clustering à l'utilisation d'antennes ou de mesures combinées de distances et d'angles. Chaque méthode possède ses forces et ses limitations, souvent influencées par la complexité de l'environnement et les exigences en termes de précision ou d'efficacité énergétique. Ces solutions offrent des opportunités prometteuses pour la localisation dans des réseaux sans infrastructure fixe, mais nécessitent souvent des compromis entre complexité et performance.

Le tableau 2.2 met en évidence la diversité des approches de localisation basées sur le RSS dans les réseaux de capteurs sans fil, qu'elles reposent sur des paramètres connus, des techniques statistiques, des méthodes d'optimisation, ou encore des stratégies sans ancre. Chacune de ces catégories propose des solutions intéressantes, mais elles présentent également des limitations structurelles ou pratiques qui freinent leur adoption en conditions réelles.

D'une part, les approches basées sur des modèles de propagation supposés connus manquent de robustesse face aux variations de l'environnement. D'autre part, les techniques statistiques ou d'optimisation offrent de bons résultats mais au prix d'une complexité de calcul élevée, difficilement compatible avec les contraintes énergétiques et matérielles des nœuds capteurs.

Même parmi les approches sans ancre, plusieurs méthodes reposent sur des hypothèses fortes : synchronisation entre clusters, précision des mesures angulaires, coopération intensive entre nœuds, ou utilisation de dispositifs spécialisés (ex. antennes rotatives). Ces exigences limitent leur simplicité, leur généricité ou leur passage à l'échelle dans des environnements contraints comme les galeries souterraines ou les installations industrielles.

En réponse à ces limitations, cette thèse propose une approche sans ancre plus simple, plus évolutive, et moins exigeante en termes de capacités capteur. Elle repose exclusivement sur des

mesures de RSS disponibles localement et sur la structure de connectivité du réseau, sans nécessiter d'ancres, de synchronisation globale, ni de modèles de propagation calibrés à l'avance.

Tableau 2.2 : Synthèse des méthodes de localisation par RSS dans les WSN : principes, points forts et limitations

Référence	Méthodologie	Points forts	Limitations
[56]	- Modèle log-distance pour estimer la distance. - Ajustement dynamique des paramètres en fonction de l'environnement.	- Précision accrue grâce à l'adaptabilité. - Basé sur des données pratiques et facilement disponibles.	- Performances dépendantes de la calibration. - Moins efficace en environnements très dynamiques.
[57]	- Modélisation RSS avec paramètres connus. - Régions de confiance garanties (GCR). - Optimisation par SIVIA.	- Régions de confiance robustes et garanties. - Méthode efficace pour l'analyse d'incertitude.	- Dépendance aux paramètres du modèle. - Complexité des calculs pour des réseaux complexes.
[58]	-Exploitation des mesures RSS. - Formulation d'un problème d'optimisation non convexe. - Des techniques spéciales (SDP et SOCP) rendent ce problème plus rapide à résoudre. - Les capteurs échangent leurs informations pour améliorer la précision des résultats.	- Localisation et estimation des puissances d'émission réalisées simultanément, améliorant la précision. - Approche hybride : Combinaison de SDP et SOCP. - Évolutivité : Adaptée à des réseaux de tailles et densités variées.	- Complexité accrue : Combinaison SDP-SOCP plus exigeante en ressources comparée à des approches simples. - Modèle RSS rigide : Hypothèses uniformes pouvant ne pas refléter les conditions réelles dans des environnements variés ou bruyants. - Dépendance à la coopération : Nécessite des échanges inter-nœuds, augmentant la consommation d'énergie.
[61]	- Utilisation de trois algorithmes (OMLAP, OMLEM, OMLPSO) pour estimer les positions, les	- Efficace pour la localisation multi-sources directionnelles.	- Dépend des configurations du réseau et du nombre de capteurs.

	puissances de transmission, et les orientations. - Techniques de réduction d'espace de recherche via interpolation et seuils de puissance. - Analyse de performances basée sur la CRLB.	- Précision améliorée grâce à la réduction des incertitudes des paramètres. - Moindre complexité grâce aux optimisations.	- Peut devenir complexe pour des réseaux à grande échelle.
[62]	Utilisation des mesures RSSI et d'un algorithme de pondération basé sur l'intensité des signaux pour estimer la position.	- Conçu pour les environnements intérieurs où le GPS est inutilisable. - Simplicité d'implémentation. - Précision accrue grâce à la pondération.	- Sensible aux interférences et variations des RSSI. - Précision dépendante de la qualité des données collectées.
[59]	- Utilisation du RSS pour estimer la position d'une cible en présence d'erreurs de position des capteurs et d'inconnues dans les paramètres du modèle de propagation. - Optimisation par maximum de vraisemblance (MLE). - Relaxation semi-définie pour résoudre le problème d'optimisation.	- Robuste face aux inconnues et erreurs de position. - Précision accrue grâce à l'optimisation. - Prend en compte les erreurs de capteur.	- Complexité computationnelle élevée. - Solutions approximatives qui peuvent affecter légèrement la précision.
[31]	- Utilisation d'un filtre de Kalman étendu pour estimer position et paramètres inconnus. - Modélisation dynamique des paramètres RSSI.	- Adaptabilité aux environnements dynamiques. - Réduction significative des erreurs de localisation.	- Complexité de calcul élevée. - Sensibilité au bruit RSSI.
[64]	- Utilisation de la détection d'*outliers* pour filtrer les estimations erronées dues à l'effet d'ombre.	- Réduction des erreurs dans les environnements confinés. - Amélioration de la précision de la localisation dans des contextes complexes.	- Peut rencontrer des difficultés dans des environnements extrêmement dynamiques.

	- Approche de règle de majorité et technique de corrélation spatiale pour identifier les *outliers*.		- Dépendance au nombre de signaux de référence disponibles.
[19]	Méthode itérative basée sur le *Weighted Centroid* utilisant le RSSI et des facteurs pondérés pour localiser les nœuds.	- Haute précision de localisation. - Approche simple et peu coûteuse en matériel	- Sensibilité aux interférences RSSI. - Nécessite plusieurs itérations, augmentant les besoins de calcul.
[60]	Méthode de linéarisation multi-étapes pour résoudre un problème non convexe en utilisant le RSS et l'exposant inconnu de perte en chemin.	- Réduction significative de l'erreur de localisation comparée aux méthodes classiques.	- Complexité computationnelle élevée. - Nécessite un ajustement manuel des paramètres (exemple : choix d'un PLE initial).
[66]	- Estimation des distances entre les nœuds voisins basée sur les signaux reçus. - Fusion des mesures locales pour un système de coordonnées global. - Regroupement des capteurs en clusters pour réduire les surcharges.	- Haute précision avec des marges d'erreur cohérentes. - Faible charge de calcul et communicationnelle. - Passage à grande échelle possible grâce au regroupement en clusters.	- Accumulation des erreurs pour les nœuds éloignés des clusters. - Réduction de la précision dans les réseaux à faible connectivité.
[67]	- Utilise des mesures d'angle d'arrivée (AoA) pour estimer les angles entre nœuds voisins. - Localisation initiale des sous-clusters. - Fusion des sous-clusters via des transformations géométriques.	- Réduction des erreurs grâce à l'utilisation des données angulaires. - Méthode distribuée pour une meilleure scalabilité. - Adapté aux environnements sans ancres.	- Sensibilité à la précision des mesures AoA. - Coût computationnel élevé dans les réseaux très denses.
[68]	- Utilisation du nœud puits pour la transmission de paquets actifs.	- Efficacité énergétique accrue.	- Précision affectée par les interférences.

	- Calcul des distances et des angles à partir du RSSI. - Optimisation de l'énergie par réduction des transmissions.	- Flexibilité du réseau sans nécessiter de nœuds d'ancrage. - Adapté aux réseaux où l'identification individuelle (généralement à l'aide d'un identifiant (ID)) des nœuds n'est pas disponible.	- Dépendance au nœud puits pour la gestion du réseau.
[69]	- Regroupement des nœuds en clusters. - Synchronisation locale et fusion des clusters pour un système global. - Mesures angulaires et de distances.	- Amélioration significative de la couverture réseau - Réduction notable des erreurs dans les réseaux denses.	- Dépendance aux mesures de distance et d'angle précises. - Complexité croissante pour les réseaux très larges.
[26]	- Clustering des nœuds basés sur la proximité. - Diffusion des informations de position au sein du réseau. - Fusion des données pour une localisation globale.	- Faible consommation d'énergie. - Simple et flexible, sans nécessiter d'ancres ou d'identifiants uniques. - Adapté aux réseaux à grande échelle.	- Précision dépendante de la densité des nœuds et de la qualité des signaux. - Fusion des données peut induire des erreurs si les informations sont incohérentes.
[27]	- Utilisation d'une antenne rotative pour estimer les angles et la distance des nœuds. - Calcul en coordonnées polaires. - Conversion des positions en coordonnées en GPS.	- Précision améliorée grâce à l'utilisation de signaux directionnels. - Optimisation énergétique. - Applicable sans ancres.	- Portée de localisation limitée par la distance du signal. - Sensibilité aux interférences.
[70]	- Formation de clusters avec sélection des têtes de clusters. - Localisation relative et fusion des clusters pour un système global.	- Adapté à toutes les topologies de clusters. - Précision accrue. - Faible consommation énergétique.	- Sensible à la densité des nœuds. - Dépendance à la qualité des mesures de distance inter-nœuds.

2.3 DÉFIS DE LA LOCALISATION DANS LES WSN

La localisation dans les WSN est confrontée à de nombreux défis techniques et pratiques. Ces défis incluent des erreurs liées aux mesures physiques, le manque d'accès au GPS, et d'autres facteurs comme la répartition des ancres ou les propriétés du milieu de propagation.

2.3.1 MESURES PHYSIQUES ET LEURS LIMITATIONS

Les protocoles de localisation basés sur les mesures range-based s'appuient sur des mesures qui sont sujettes à des erreurs significatives. Les distances calculées à partir du RSS ou du ToA deviennent moins précises à mesure que le signal parcourt une plus grande distance. Les angles d'arrivée, mesurés par des antennes spécifiques, peuvent être erronés, entraînant une projection incorrecte de l'orientation du nœud. En environnement sans visibilité directe, les erreurs de mesure ne peuvent souvent pas être corrigées, même avec des techniques de moyennage [2]. Ainsi, il est nécessaire de développer des techniques de localisation plus robustes, tout en maintenant une simplicité compatible avec les contraintes des WSNs.

2.3.2 LIMITES DE L'UTILISATION DU GPS

Bien que le GPS soit un outil puissant pour la localisation, son utilisation dans les WSNs est limitée par un coût élevé, et une consommation énergétique importante, réduisant la durée de vie des réseaux. Pour pallier cette limitation, un petit nombre de nœuds équipés de GPS peuvent servir d'ancres de référence, permettant de localiser le reste du réseau grâce à des échanges d'informations locales.

2.3.3 PORTÉE DE TRANSMISSION ANISOTROPE

Dans la pratique, la portée de transmission d'un signal varie selon la direction (anisotropie), mais cette caractéristique est souvent négligée dans les modèles de propagation. Une mauvaise

prise en compte de cette anisotropie peut entraîner une augmentation significative des erreurs de localisation, réduisant ainsi la précision globale du réseau.

2.3.4 RÉPARTITION ET RATIO DES ANCRES

Le placement optimal des ancres et leur proportion par rapport au nombre total de nœuds influencent la performance des algorithmes de localisation. Plusieurs études ont examiné l'influence de la position des ancres, notamment lorsqu'elles sont positionnées à la périphérie du réseau, ainsi que l'effet du ratio ancres/nœuds sur la précision des estimations [72].

2.4 CONCLUSION

Dans ce chapitre, nous avons passé en revue les principales approches de localisation dans les réseaux de capteurs sans fil, en distinguant les méthodes avec ancres, les stratégies sans ancres, ainsi que les solutions hybrides. Les travaux analysés révèlent une diversité d'approches exploitant des techniques avancées telles que les mesures RSS, les algorithmes de clustering, les optimisations mathématiques, et les approches coopératives.

Bien que les méthodes avec ancres offrent une précision accrue grâce à des points de référence, elles nécessitent une infrastructure coûteuse et rigide. D'autre part, les approches sans ancres sont plus flexibles et adaptées aux environnements contraints, mais elles reposent souvent sur des hypothèses fortes, telles qu'une densité de nœud suffisante, des mesures stables ou des échanges intensifs qui limitent leur applicabilité dans des contextes dégradés ou peu instrumentés.

Enfin, les méthodes hybrides apparaissent comme un compromis prometteur dont l'efficacité reste conditionnée à des calibrages spécifiques ou à une connaissance partielle du canal de propagation. Ce constat met en lumière un espace de recherche encore peu exploré : celui d'une localisation sans ancre, robuste, légère, et déployable sans configuration préalable. C'est précisément dans ce cadre que s'inscrit la contribution de cette thèse, que nous introduisons dans les chapitres suivants.

CHAPITRE 3

MODÈLE DE PROPAGATION ET INFORMATIONS CONTEXTUELLES POUR UN RÉSEAU DE CAPTEURS SANS FILS

3.1 INTRODUCTION

Dans un système de communication, le canal de propagation constitue un élément central du lien entre l'émetteur et le récepteur. Ses caractéristiques déterminent la manière dont le signal est transmis, atténué, réfléchi ou perturbé au cours de son parcours. Comprendre et modéliser ce canal est essentiel pour concevoir des mécanismes de communication fiables et efficaces, en particulier dans les environnements complexes.

La propagation des ondes électromagnétique est affectée par plusieurs phénomènes physiques majeurs (figure 3.1) :

- La diffraction : Ce phénomène se produit lorsque l'onde électromagnétique est obstruée par des arêtes ou des obstacles présentant des formes anguleuses. Il en résulte un changement de direction de propagation de l'onde. Les ondes diffractées se répartissent radialement par rapport à l'arête qui les diffracte, selon un cône dont l'angle correspond à l'angle d'incidence [73]
- La réfraction : Ce phénomène intervient lorsqu'une onde traverse une surface, telle qu'une paroi, une roche, un mur ou une cloison. L'onde subit alors un changement de direction et une atténuation de puissance. Ces effets dépendent à la fois de la fréquence de l'onde et des indices de réfraction des obstacles rencontrés [74].
- La dispersion : Ce phénomène se manifeste lorsque l'onde rencontre un obstacle dont les dimensions sont petites par rapport à sa longueur d'onde.

Ces phénomènes donnent lieu à la présence de multiples trajets de propagation (effet *multipath*), où le signal émis parvient au récepteur via plusieurs chemins, avec différents délais, amplitudes et phases. Il en résulte des interférences constructives et destructives affectant la qualité

du signal. Lorsque l'émetteur ou le récepteur est en mouvement, l'effet Doppler provoque également un décalage fréquentiel du signal reçu. Trois types de variations affectent typiquement le signal reçu :

- L'atténuation ou affaiblissement de parcours ou perte en chemin (*path loss*) : perte moyenne de puissance observée à grande échelle avec la distance.
- Le masquage ou l'effet d'ombre : fluctuation plus lente due à des obstacles obstruant partiellement le trajet.
- Les évanouissements : variations rapides du signal causées par les interférences *multipath* à petite échelle.

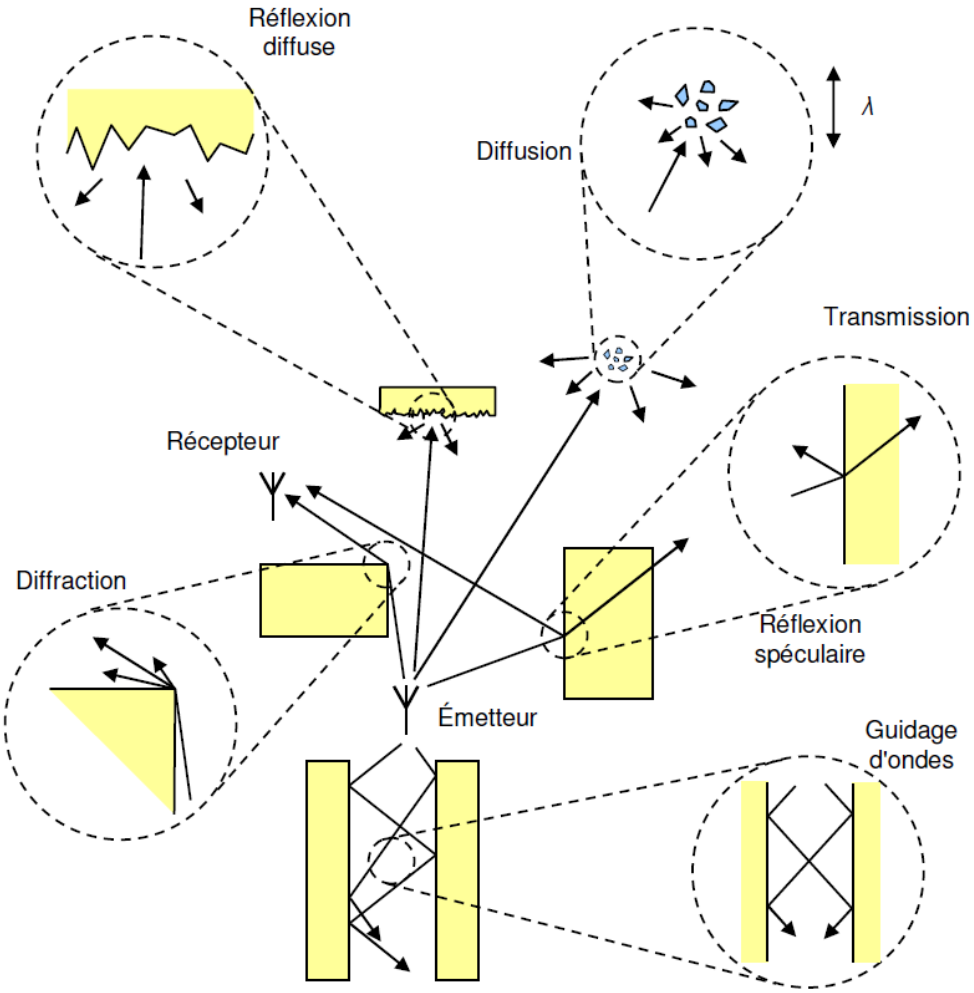


Figure 3.1 Principaux mécanismes de propagation [75]

Pour modéliser ces effets, deux grandes classes de modèles sont utilisées dans les WSN :

- Les modèles empiriques : Ces modèles adaptent l'équation de propagation en espace libre en y intégrant des paramètres calibrés à partir de campagnes de mesures spécifiques. Ils sont particulièrement utiles pour des environnements complexes tels que les bureaux ou les bâtiments industriels. Parmi les modèles les plus courants, on retrouve Okumura [76], COST 231 [77] et Hata Model [78], qui prennent en compte des facteurs tels que le type de murs et le nombre d'étages afin d'affiner les estimations. Le choix du modèle dépend des caractéristiques spécifiques de l'environnement. L'un des défis majeurs reste l'estimation précise des paramètres, tels que le coefficient d'atténuation γ ou les paramètres de distribution statistique (Nakagami, Rice), qui varient en fonction de la densité des obstacles, de la taille des pièces et des matériaux de construction.
- Les modèles déterministes : Plus précis, ces modèles reposent sur une simulation détaillée des interactions entre les ondes et l'environnement. Ils utilisent des techniques comme le tracé de rayons (*Ray-Tracing*) ou la méthode des différences finies dans le domaine temporel (FDTD) pour modéliser la diffraction, la réflexion et l'absorption des ondes par les obstacles. Ces approches sont particulièrement adaptées aux environnements où une connaissance fine de la propagation est requise, bien qu'elles nécessitent une puissance de calcul plus élevée.

3.2 DÉPLOIEMENT ET TOPOLOGIE DANS LES RÉSEAUX DE CAPTEURS SANS FIL

L'un des aspects les plus critiques dans la conception d'un WSN est le déploiement des nœuds capteurs, qui détermine la répartition spatiale des nœuds dans la zone de surveillance. Ce déploiement influence directement la couverture du terrain, la connectivité entre les nœuds, et la durée de vie globale du réseau.

Par ailleurs, la topologie du réseau, qui définit les schémas de communication entre les nœuds, est en grande partie étroitement liée de cette organisation physique. Cette section explore les principales méthodes de déploiement, les modèles de distribution spatiale ainsi que les différentes architectures topologiques utilisées dans les WSN.

3.2.1 RÉSEAU STATIQUE VS VARIABLE

Un réseau statique désigne une configuration dans laquelle les capteurs sont déployés à des positions fixes, et ces positions ne changent pas après le déploiement initial. Ce type de déploiement est généralement utilisé dans des environnements stables, comme dans des applications industrielles ou des réseaux d'observation à long terme. Il offre une analyse plus prédictible du comportement du réseau, une gestion simplifiée de la consommation énergétique, et une stabilité topologique favorable à l'optimisation des communications [79].

À l'inverse, un réseau mobile (ou dynamique) autorise le déplacement des nœuds au cours du temps, que ce soit de manière contrôlée ou aléatoire. Ce modèle est adapté aux applications évolutives telles que la surveillance de grandes zones, réseaux embarqués, environnements naturels, car il offre une meilleure adaptabilité aux changements de contexte.

Néanmoins, cette mobilité introduit des défis supplémentaires, tels que la nécessité de mettre à jour dynamiquement le routage des informations transmises, de suivre les positions des nœuds et de gérer une consommation énergétique plus élevée [79].

3.2.2 DÉPLOIEMENT DÉTERMINISTE VS ALÉATOIRE

Le déploiement des nœuds capteurs peut être réalisé selon différents stratégie, chacune adaptée aux contraintes opérationnelles et aux objectifs d'application. Deux approches principales se distinguent : le déploiement déterministe et le déploiement aléatoire.

Le déploiement déterministe est utilisé lorsque les nœuds peuvent être placés de manière précise et contrôlée selon une configuration prédéfinie. Il est généralement utilisé dans les environnements contrôlés (industriels, urbains) où l'accès physique à la zone de couverture est possible. Cette approche permet d'optimiser, de manière directe, la couverture et la connectivité, mais nécessite des moyens logistiques et humains pour effectuer une installation précise.

À l'inverse, le déploiement aléatoire repose sur la dispersion non contrôlée des capteurs, souvent par largage aérien ou projection manuelle. Il est privilégié dans des environnements hostiles

ou inaccessibles, tels que les zones de catastrophe naturelle, les terrains forestiers ou les champs de batailles. Cette approche est simple et rapide à mettre en œuvre, mais elle peut entraîner une distribution inégale, avec des zones redondantes ou non couvertes. Elle exige souvent des algorithmes de redéploiement, de clustering ou d'ajustement topologique pour compenser cette variabilité.

Enfin, des approches de déploiement hybride combinent les avantages des deux méthodes: elles consistent, par exemple, à déployer de manière déterministe les nœuds critiques, puis à compléter par une dispersion aléatoire pour assurer une redondance ou une couverture périphérique [80].

3.2.3 DISTRIBUTION SPATIALE DES NŒUDS

La distribution spatiale des nœuds capteurs dans un réseau WSN conditionne la qualité de la couverture, la redondance, et la densité locale du réseau. Le choix de la méthode de déploiement dépend des contraintes environnementales, des objectifs de surveillance, et des moyens logistiques disponibles. Les principaux schémas de distribution sont :

- Déploiement uniforme

Les capteurs sont répartis uniformément sur l'ensemble de la zone cible, garantissant une couverture homogène. Ce modèle est couramment utilisé lorsque la connectivité et la couverture doivent être aussi régulières que possible. Il offre une certaine flexibilité dans l'emplacement des nœuds, sans contrainte de structure géométrique stricte, ce qui le rend adapté à des environnements naturels ou irréguliers. Bien que flexible, ce modèle peut nécessiter un nombre élevé de nœuds pour éviter les zones non couvertes.

- Déploiement en grille (*grid-based*)

Ce type de déploiement repose sur un placement régulier des capteurs suivant une grille géométrique [81]. La disposition suit des lignes et colonnes définies, ce qui permet une structuration claire du réseau. Il est particulièrement bien adapté aux environnements structurés tels que des

terrains plats ou bâtiments, où le positionnement systématique facilite la gestion, le routage de l'information, l'adressage et la maintenance du réseau.

- Déploiement gaussien

Dans ce modèle, les nœuds sont distribués selon une distribution gaussienne autour d'un point central. Cette approche est idéale lorsque l'on souhaite concentrer les capteurs sur de certaines zones d'intérêt tout en conservant une certaine dispersion. Ce type de déploiement est utilisé, par exemple, dans les réseaux de surveillance de zones critiques où une concentration des capteurs dans les zones stratégiques est nécessaire tout en maintenant une couverture périphérique. La distribution gaussienne permet de mieux cibler les zones à surveiller et réduire les coûts énergétiques en concentrant les ressources là où elles sont le plus nécessaires. Par ailleurs, la couverture est réduite dans les zones éloignées du centre [82], [83].

- Déploiement aléatoire

Dans ce type de déploiement, les capteurs sont placés de manière aléatoire, il est couramment utilisé pour des déploiements dans des environnements imprévisibles où la répartition des capteurs doit être rapide et flexible [84]. Bien qu'il offre une flexibilité dans l'installation, la couverture de tels réseaux peut être inégale nécessitant d'algorithmes supplémentaires pour améliorer la connectivité et leur efficacité [85].

3.2.4 TOPOLOGIES DE RÉSEAU DES WSN

Indépendamment de la répartition spatiale des nœuds, la topologie du réseau désigne l'organisation logique des communications basée sur l'existence des liaisons sans fils entre les nœuds capteurs. Cette structure influence directement la robustesse, la consommation énergétique et l'efficacité du routage. Plusieurs topologies sont utilisées dans les WSN :

- Topologie en étoile

Dans une topologie en étoile, tous les nœuds communiquent directement avec un nœud central qui agit comme un point de convergence pour les données. Cette configuration est simple à mettre en œuvre et à gérer, car elle centralise la communication et facilite la collecte des données.

Cependant, si ce nœud tombe en panne ou est compromis, l'ensemble du réseau pourra être affecté. D’autre part, ce puits doit être à portée de tous les nœuds, ce qui a un impact sur la taille de la couverture et sur la consommation énergétique. Par conséquent, cette topologie est mieux adaptée aux petits réseaux ou aux environnements où la fiabilité du nœud central peut être garantie [86].

- Topologie maillée

La topologie maillée (*mesh*) se caractérise par une communication décentralisée entre les nœuds, où chaque nœud peut relayer les données vers d'autres nœuds. Cette structure offre une robustesse accrue, car les données peuvent emprunter plusieurs chemins pour atteindre leur destination, réduisant ainsi le risque de défaillance totale du réseau en cas de panne d'un nœud. Cette topologie très étudié est idéale pour les environnements où la fiabilité et la tolérance aux pannes sont critiques [87].

- Topologie en arbre

Dans une topologie en arbre, les nœuds sont organisés en une structure hiérarchique, où les nœuds parents relaient les informations des nœuds enfants vers le puits. Cette approche est particulièrement efficace pour les réseaux à grande échelle, car elle réduit la charge de communication sur les nœuds individuels et optimise l'utilisation des ressources. Cependant, cette structure est vulnérable à la défaillance des nœuds parents. Si un nœud intermédiaire tombe en panne, toute la branche du réseau en aval peut être isolée. Par conséquent, cette topologie est mieux adaptée aux réseaux où la hiérarchie est clairement définie et où le rôle de parent peut être réaffecté pour éviter les pannes [88].

- Topologie en cluster

Cette topologie considère l’ensemble du réseau comme un assemblage de grappes (généralement des étoiles). Chaque grappe dispose d’un chef (*cluster head*) et de nœuds frontières pour échanger avec les grappes voisines. Cette structure réduit la consommation d'énergie en limitant la portée des communications locales et simplifie la gestion du réseau en divisant les tâches entre les grappes. Cette topologie est particulièrement utile pour les réseaux de grande taille où une gestion hiérarchisée des données est nécessaire [80].

- Topologie linéaire

La topologie linéaire dispose les nœuds le long d'un axe, ce qui est particulièrement adapté pour surveiller des infrastructures linéaires comme les pipelines, les routes ou les frontières. Cette configuration est simple à mettre en œuvre et nécessite un nombre minimal de connexions entre les nœuds. Cependant, elle est peu robuste en cas de défaillance d'un nœud intermédiaire, car cela peut interrompre la communication entre les nœuds situés de part et d'autre du point de défaillance. Par conséquent, cette topologie est mieux adaptée aux applications où la redondance n'est pas une priorité et où les nœuds peuvent être facilement remplacés ou réparés [89] .

3.3 MODÈLES DE PROPAGATION

3.3.1 CARACTÉRISATION DU SIGNAL À GRANDE ÉCHELLE

Dans les réseaux de capteurs sans fil, la qualité des liaisons radio dépend fortement des conditions de propagation entre les nœuds. Ces conditions sont influencées par des phénomènes physiques qui affectent l'intensité moyenne du signal reçu sur des distances significatives. L'atténuation observée à grande échelle résulte principalement de deux composantes :

- La perte en espace libre, qui traduit la diminution progressive de la puissance du signal avec l'augmentation de la distance entre l'émetteur et le récepteur ;
- L'atténuation par obstruction, induite par la présence d'obstacles ou par la configuration de l'environnement, qui modifie localement la propagation du signal, de manière souvent aléatoire.

3.3.1.1 PERTE EN CHEMIN (*PATH LOSS*)

La perte moyenne de puissance entre un émetteur et un récepteur s'exprime en fonction de la distance d et de l'exposant de perte en chemin γ, qui est la généralisation de l'équation de Friis [90] :

$$\mathrm{PL(d)} \propto \left(\frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}_0}\right)^{\gamma}. \tag{3.1}$$

En notation logarithmique

$$\mathrm{PL(d)} = \mathrm{PL(d_0)} + 10\gamma \log\left(\frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d_0}}\right), \tag{3.2}$$

- ✓ $\mathrm{PL(d)}$ est la perte en chemin en dB,
- ✓ γ est l'exposant de perte en chemin,
- ✓ $\mathrm{d_0}$ est la distance de référence (habituellement égale à 1 m),
- ✓ $\mathrm{PL}(d_0)$ est la perte en chemin à d_0 en dB.

3.3.1.2 EFFET D'OMBRE (*SHADOWING*)

Le phénomène d'ombre est observé sur un grand nombre de points de mesure ayant une même distance d entre l'émetteur et le récepteur. Cette atténuation est causée par la topographie du terrain, et est modélisée par une variable aléatoire suivant une distribution lognormale [90] :

$$\mathrm{PL(d)} = \mathrm{PL(d_0)} + 10\gamma \log\left(\frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d_0}}\right) + \mathrm{X_\sigma} \tag{3.3}$$

où $\mathrm{X_\sigma}$ est une variable gaussienne de moyenne nulle et d'écart-type σ. L'estimation des paramètres γ et σ repose sur des mesures et une régression linéaire minimisant l'erreur entre valeurs mesurées et estimées.

- Puissance reçue et modèle de Friis

La puissance reçue $\mathrm{Pr(d)}$ en espace libre suit la loi de Friis :

$$\mathrm{Pr(d)} = \frac{\mathrm{P_t G_t G_r \lambda^2}}{(4\pi \mathrm{d})^2} \tag{3.4}$$

- ✓ $\mathrm{P_t}$ est la puissance transmise,
- ✓ $\mathrm{G_t}$ et $\mathrm{G_r}$ sont les gains des antennes de l'émetteur et du récepteur,
- ✓ λ est la longueur d'onde,
- ✓ d est la distance émetteur-récepteur.

En introduisant la distance de référence $\mathrm{d_0}$ et la puissance correspondante $\mathrm{Pr(d0)}$

$$\mathrm{Pr(d)} = \mathrm{Pr(d0)}\left(\frac{\mathrm{d_0}}{\mathrm{d}}\right)^2 \tag{3.5}$$

Cette formulation met en évidence la décroissance quadratique de la puissance avec la distance. En notation logarithmique, exprimée en décibels (dB), on obtient :

$$\mathrm{Pr(d)} = \mathrm{Pr(d0)} - 20\log_{10}\left(\frac{\mathrm{d_0}}{\mathrm{d}}\right) \tag{3.6}$$

3.3.2 CARACTÉRISATION DU SIGNAL À PETITE ÉCHELLE

À petite échelle, les variations rapides de la puissance du signal sont principalement dues aux interférences entre plusieurs trajets que peut emprunter l'onde radio. Ce phénomène est appelé évanouissement multi-trajet (*multipath fading*). Ces interférences sont causées par les réflexions, diffractions et diffusions de l'onde sur des obstacles environnants. Contrairement aux pertes à grande échelle, ces variations s'observent sur des distances de l'ordre de la longueur d'onde et nécessitent une modélisation statistique fine.

Les modèles suivants sont couramment utilisés pour représenter les distributions statistiques du signal reçu dans ce contexte :

- Évanouissement de Rayleigh

Lorsque le signal reçu résulte de la somme de nombreux chemins sans composante de ligne de vue dominante, l'amplitude du signal suit une distribution de Rayleigh [90].

$$\mathrm{f_R(r)} = \frac{\mathrm{r}}{\sigma^2}\mathrm{e}^{-\frac{\mathrm{r}^2}{2\sigma^2}} \tag{3.7}$$

- Évanouissement de Rice

En présence d'une composante dominante de ligne de vue, dont l'amplitude est A , la distribution de l'amplitude suit la loi de Rice [91].

$$\mathrm{f_R(r)} = \frac{\mathrm{r}}{\sigma^2}\mathrm{e}^{-\frac{(\mathrm{r}^2+\mathrm{A}^2)}{2\sigma^2}}\mathrm{I_0}\left(\frac{\mathrm{Ar}}{\sigma^2}\right) \tag{3.8}$$

- Évanouissement de Nakagami

En environnement intérieur, le modèle Nakagami est utilisé pour représenter les évanouissements dans des conditions où les trajets multiples dominent. Il offre une flexibilité pour modéliser différentes sévérités d'évanouissements avec le paramètre m. Ce modèle généralise Rayleigh et Rice [92].

$$f_R(r) = \frac{2m^m r^{2m-1}}{\Omega^m \Gamma(m)} e^{-\frac{mr^2}{\Omega}} \tag{3.9}$$

où $m\ (m \geq 1/2)$ est le paramètre de forme, $\Omega(\Omega > 0)$ est le paramètre de dispersion, et $\Gamma(\,)$ est la fonction gamma. Le paramètre m influence la manière dont le signal fluctue dans un canal de communication sans fil, avec des valeurs plus élevées de m un évanouissement moins sévère et une meilleure robustesse du système sont généralement générés tel que

- ✓ $m > 1$: faible évanouissement (ligne de vue dominante).
- ✓ $m = 1$: évanouissement de type Rayleigh.
- ✓ $m < 1$: évanouissement sévère.

- Évanouissement Nakagami-lognormal

Par ailleurs, de nombreuses études, telles que celles de [93] et [94], soulignent l'importance cruciale de modèles de propagation du signal précis dans les systèmes de communication sans fil, en particulier pour tenir compte de phénomènes complexes tels que l'atténuation multi-trajets et les effets d'ombre. Dans des environnements réels, où ces phénomènes interagissent simultanément, l'utilisation d'une distribution d'évanouissement composite devient indispensable pour une modélisation la plus proche de la réalité.

Dans ce cadre, le modèle d'évanouissement composite considère que la puissance du signal reçu est affectée simultanément par l'évanouissement et l'ombrage. La composante d'évanouissement est généralement modélisée à l'aide de la distribution Nakagami, tandis que

l'ombrage est couramment décrit par une distribution lognormale, permettant ainsi une représentation plus fidèle des conditions de propagation dans des environnements complexes.

En utilisant les propriétés et théories développées dans [95], [96], [97], la densité de probabilité de la puissance Nakagami-lognormal (NLN) est définie dans [98] comme suit :

$$f_R(r) = \int_0^{\infty} \frac{m^m r^{m-1}}{w^m \Gamma(m)} e^{-\frac{mr}{w}} \frac{10}{\ln(10)\sqrt{2\pi w^2 \sigma^2}} e^{-\frac{(10\log_{10} w-\mu)^2}{2\sigma^2}} dw \qquad (3.10)$$

- ✓ m : est le paramètre de Nakagami,
- ✓ σ : est l'écart-type de l'effet d'ombre lognormal,
- ✓ μ : est la moyenne de l'effet d'ombre lognormal,
- ✓ w : est la puissance moyenne.

La figure 3.2 montre les effets de la propagation à grande échelle (perte en chemin, effet d'ombre) et à petite échelle (multi-trajet) sur la puissance reçue en fonction de la distance.

3.3.3 INFLUENCE DU MODÈLE DE PROPAGATION RADIO SUR LA STRATÉGIE DE DÉPLOIEMENT DES WSN

Le déploiement d'un réseau de capteurs sans fil est étroitement lié au modèle de propagation radio, car ce dernier conditionne la manière dont les signaux se diffusent dans l'environnement. Le modèle de propagation a une influence forte sur la longueur du lien radio, la portée effective des communications, la qualité des liaisons, ainsi que le niveau d'interférences, ce qui influence directement la couverture du réseau, sa connectivité et sa consommation énergétique.

Par exemple, dans un environnement urbain dense, la présence d'obstacles et les trajets multiples du signal entrainent une atténuation significative, ce qui impose soit une densification du réseau (plus de nœuds), soit une augmentation de la puissance d'émission. À l'inverse, dans un environnement dégagé, les signaux subissent moins de perturbations et se propagent sur des

distances plus longues, réduisant ainsi le nombre nécessaire de nœuds capteurs pour assurer la couverture radio.

Le choix d'un modèle de propagation approprié au contexte d'application constitue donc une étape déterminante pour optimiser la topologie du réseau, assurer la robustesse des liaisons et prolonger la durée de vie énergétique du système. Cette corrélation entre modélisation du canal et stratégie de déploiement devient particulièrement importante dans des environnements complexes tels que les mines, les bâtiments industriels ou les espaces souterrains [99], [100].

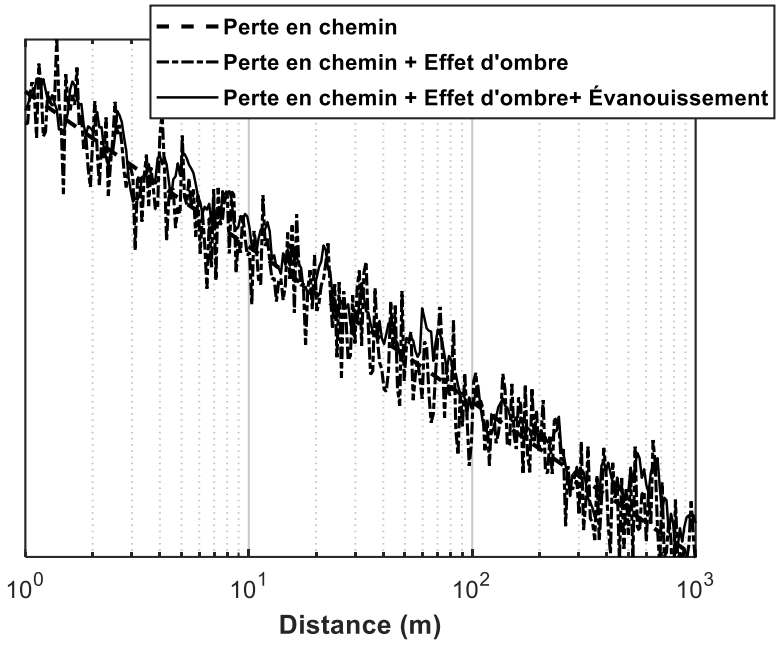


Figure 3.2 Atténuation du signal, effets d'ombre et trajets multiples en fonction de la distance.

3.4 INFORMATION CONTEXTUELLE DU RÉSEAU

3.4.1 MODÉLISATION DU RÉSEAU PAR LA THÉORIE DES GRAPHES

Un réseau ad hoc désigne une architecture de communication dépourvue d'infrastructure fixe, dans laquelle les nœuds communiquent de manière autonome et collaborative, en formant des liaisons directes ou multi-sauts. Dans le contexte des réseaux de capteurs sans fil, cette propriété

permet aux capteurs de s'organiser dynamiquement pour assurer la transmission des données, malgré l'absence de topologie prédéfinie [4].

Un réseau ad hoc peut être modélisé comme un graphe non dirigé G (*undirected graph*). Ce graphe est défini par :

$$G = G(V, E), \tag{3.11}$$

- V est l'ensemble des N nœuds (ou sommets) du graphe. Chaque nœud représente un élément du réseau ad hoc, noté $V = \{1,2, \dots, n\}$.
- E est l'ensemble des m paires de nœuds (appelées arêtes, bords ou liens). Chaque bord représente une liaison de communication sans fil entre deux nœuds du réseau.

Dans ce contexte, la structure d'un réseau ad hoc peut être étudiée à travers les propriétés fondamentales des graphes, telles que la connectivité, le degré des nœuds ou encore les chemins reliant les différentes paires de sommets. Cela permet de mieux comprendre le comportement et la performance du réseau dans divers scénarios de communication. L'une des premières métriques essentielles pour caractériser un graphe est le degré des nœuds, qui sera abordé dans la section suivante.

3.4.2 LE DEGRÉ D'UN NŒUD

Le degré d'un nœud u, noté $d(u)$, correspond au nombre de voisins qu'il possède, c'est-à-dire au nombre de liens qui le relient à d'autres nœuds [85]. Lorsqu'un nœud possède un degré $d = 0$, cela signifie qu'il n'est connecté à aucun autre nœud du réseau. Dans ce cas, il est qualifié de nœud isolé, car il ne peut ni recevoir ni transmettre des données vers ses pairs, ce qui compromet totalement sa participation aux fonctions coopératives du réseau, telles que la collecte, le routage ou la transmission de données. Cette situation est généralement indésirable dans un réseau de capteurs, car elle nuit à la connectivité globale et peut affecter la couverture et la fiabilité du système. Une illustration de ce cas est donnée à la figure 3.3, qui montre un nœud isolé.

La présence de nœuds isolés dans un réseau sans fil multi-sauts est souvent problématique. En effet, dans un réseau statique comme un réseau de capteurs, un nœud isolé est inutile car il ne

peut pas transmettre ou recevoir d'informations avec les autres nœuds. Dans un réseau mobile, un nœud isolé devra attendre d'entrer dans la portée d'un autre nœud ou que ce dernier se déplace à proximité pour établir une communication, ce qui peut causer des retards significatifs dans l'échange des messages.

Le degré minimum d'un nœud dans un graphe G est noté

$$\mathrm{d}_{\min(\mathrm{G})} = \min_{\forall \mathrm{u} \in \mathrm{G}} \{\mathrm{d}(\mathrm{u})\} \tag{3.12}$$

La moyenne des degrés des nœuds d'un graphe G, quant à elle, est calculée à l'aide de la formule :

$$\mathrm{d}_{\mathrm{mean}}(\mathrm{G}) = \frac{1}{\mathrm{N}} \sum_{\mathrm{u}=1}^{\mathrm{N}} \mathrm{d}(\mathrm{u}), \tag{3.13}$$

où N représente le nombre total de nœuds dans le graphe.

La distribution du degré dans un réseau de capteurs permet également d'évaluer sa résilience aux défaillances, en identifiant les nœuds les plus critiques pour le maintien de la connectivité globale.

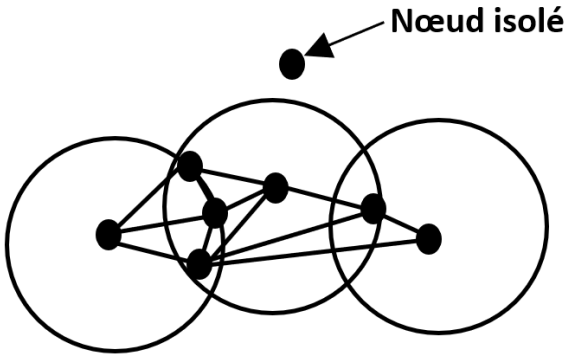


Figure 3.3 Topologie d'un réseau de capteurs.

3.4.3 PROPRIÉTÉS DE CONNECTIVITÉ D'UN GRAPHE

Un graphe est dit connexe s'il existe un chemin entre chaque paire de nœuds. À l'inverse, un graphe non connexe est composé de plusieurs sous-graphes connectés (ou sous-réseaux), dont les nœuds ne peuvent pas échanger directement avec ceux des autres sous-graphes [101].

En termes de communication, dans un graphe connexe, tous les nœuds peuvent communiquer entre eux via un ou plusieurs sauts. Dans un graphe non connexe, la communication est restreinte à l'intérieur de chaque sous-graphe. Un graphe est qualifié de $k-\text{connecté}$ $(\text{avec } k = 1,2,3,\ldots)$ lorsqu'il existe au moins k chemins disjoints reliant chaque paire de nœuds. En d'autres termes, si $k-1$ nœuds venaient à être supprimés, le graphe resterait toujours connecté. La valeur maximale de k pour laquelle un graphe reste $k-\text{connecté}$ est appelée connectivité κ du graphe G, notée $\kappa(G)$. Cette dernière est définie comme le plus petit nombre de nœuds dont la suppression entraîne une discontinuité dans la structure du graphe, c'est-à-dire qu'il devient non connexe (au moins deux nœuds ne peuvent plus communiquer).

Ces notions de connectivité graphique trouvent une application directe dans l'étude des réseaux de capteurs, où la connectivité est cruciale pour garantir une communication efficace.

3.4.4 CONNECTIVITÉ OPÉRATIONNELLE DANS UN RÉSEAU WSN

Grâce aux techniques de relais multi-sauts (*multihop*) associées à une faible complexité et aux capacités de traitement du signal, les réseaux de capteurs parviennent souvent à assurer une couverture et une connectivité remarquables sur de grandes zones. Ces réseaux fonctionnent de manière autonome, distribuée et décentralisée, s'organisant spontanément sans configuration préalable [102].

L'auto-organisation spontanée des réseaux de capteurs à grande échelle suscite depuis toujours un vif intérêt dans la communauté scientifique, notamment pour améliorer leurs propriétés de connectivité [103]. Cependant, cette connectivité dépend de plusieurs facteurs clés tels que la densité des nœuds, leur mobilité, et la nature du canal de communication.

Pour qu'un réseau ad hoc soit entièrement connexe, il doit exister un chemin multi-saut entre chaque paire de nœuds. La connectivité globale du réseau dépend donc de la densité des nœuds par unité de surface et de leur portée de communication, définie comme la distance maximale à laquelle deux nœuds peuvent échanger des données de manière fiable. Cette portée est déterminée par la puissance d'émission, les caractéristiques de l'antenne, et les conditions de propagation du

signal radio [4]. Ainsi, chaque nœud joue un rôle crucial dans la connectivité globale du réseau, car il assure le relais des messages entre ses voisins directs et contribue à maintenir la structure communicante du réseau.

Deux nœuds peuvent communiquer directement en un seul saut si, et seulement si, la distance qui les sépare est inférieure à leur portée de communication. Un nœud peut transmettre des données vers un autre nœud s'il existe un chemin, composé d'une séquence de nœuds, où chaque saut respecte cette contrainte de distance. Si tous les nœuds appartiennent au même composant connexe, alors le réseau est dit entièrement connexe. Sinon, il se divise en plusieurs sous-réseaux disjoints.

Lorsqu'il existe plusieurs chemins entre deux nœuds, un paquet peut emprunter le chemin le plus court, ce qui réduit la charge sur les autres nœuds. Cependant, comme démontré par Gupta [104], une portée de communication plus petite réduit l'interférence. Cela dit, une portée trop petite risque de rendre le réseau déconnecté, soulignant l'importance d'étudier la connectivité en fonction des distances.

Sur le plan pratique, il est essentiel de pouvoir prédire l'étendue du déploiement de nœuds nécessaire pour maintenir une connectivité fiable ou, à l'inverse, de déterminer la portée de transmission optimale pour un nombre donné de nœuds [105]. Ces prédictions sont des éléments clés dans la conception des réseaux, offrant des bases solides pour planifier les stratégies cognitives et sélectionner les protocoles de routage adaptés. De plus, améliorer la connectivité d'un réseau ne se limite pas à garantir des communications efficaces. Cela contribue également à prolonger la durée de vie des nœuds capteurs en optimisant leur consommation énergétique d'une part, et en améliorant globalement la fiabilité, la fonctionnalité et la tolérance aux pannes du réseau d'autre part [106] .

L'étude de la connectivité repose souvent sur des approches issues de la théorie de la géométrie stochastique [107], des graphes géométriques aléatoires [108] ou encore des réseaux complexes [109]. Ces méthodes permettent d'explorer diverses métriques, comme les statistiques de regroupement, la modularité ou les corrélations entre les degrés des nœuds voisins. Du point de vue des communications, la connectivité totale, où chaque nœud peut communiquer avec n'importe quel autre par des relais multi-sauts, est une notion bien étudiée dans les réseaux aléatoires [110].

Dans la théorie des réseaux géométriques aléatoires, deux nœuds sont considérés comme connectés lorsqu'ils se trouvent à une distance inférieure à un seuil r_0, selon le modèle de disque géométrique. Cependant, ce modèle se limite aux canaux sans fil modélisés de manière déterministe, où la connectivité dépend strictement de la distance.

Pour dépasser cette limitation, une extension du modèle inclut le caractère aléatoire des canaux, en rendant la fonction de connectivité plus probabiliste [111]. Ce modèle adoucit ainsi la dépendance à la distance ; deux nœuds peuvent rester non connectés bien qu'ils soient proches, tandis que des nœuds plus éloignés pourraient établir une connexion. Ce caractère aléatoire, souvent lié à l'atténuation des signaux, est encapsulé dans l'exposant de perte en chemin. Il a été démontré que γ a des effets opposés sur la connectivité ; il tend à réduire la connectivité locale tout en favorisant une meilleure connectivité globale [112].

3.4.5 EFFET DE L'ÉVANOUISSEMENT DU CANAL SUR LA CONNECTIVITÉ GLOBALE

Afin de mieux comprendre les effets des conditions du canal sur la connectivité du réseau, il est nécessaire d'introduire l'impact de l'évanouissement et des phénomènes de propagation sur la structure du graphe. Dans [108] on revient sur le théorème des graphes aléatoires ; selon les résultats de la géométrie aléatoire, un réseau où les nœuds sont uniformément répartis devient entièrement connecté lorsque plus aucun nœud isolé n'est présent. Ce principe reste valable même lorsque l'effet d'ombre est pris en compte [111]. Ce théorème est particulièrement pertinent pour les réseaux de capteurs sans fil où les conditions de propagation varient en fonction de l'environnement.

Considérons l'impact de ceci sur les réseaux statiques. Dans un réseau statique, l'évanouissement du canal agit comme un facteur aléatoire spatial, créant des variations dans la puissance du signal reçu en fonction de la position des nœuds. Il a été montré que, paradoxalement, une diminution de la connectivité locale peut parfois augmenter la probabilité de formation de liens fiables [111], [112].

En résumé, même si l'évanouissement peut nuire à la connectivité locale en créant des liens plus faibles ou plus rares, il peut parfois favoriser une meilleure connectivité globale en augmentant

les chances de créer des chemins multi-sauts efficaces. Pour modéliser ces effets aléatoires, on peut recourir aux processus stochastiques et, en particulier, au processus de points de Poisson, qui permet d'analyser la répartition spatiale des nœuds et leur connectivité.

3.4.6 PROCESSUS DE POINTS DE POISSON

Le processus de points de Poisson (PPP) repose sur la loi de Poisson. La probabilité qu'une variable aléatoire N qui suit une distribution de Poisson prenne la valeur n est donnée par :

$$\mathrm{P}\{\mathrm{N}=\mathrm{n}\}=\frac{\lambda^{\mathrm{n}}}{\mathrm{n}!}\mathrm{e}^{-\lambda} \tag{3.14}$$

où λ est le paramètre du processus, appelé intensité [113], [114].

Lorsqu'un PPP possède une intensité constante dans tout l'espace, on parle de processus homogène. Pour deux réels $a \leq b$, la probabilité d'observer n points dans l'intervalle (a,b] est :

$$\mathrm{P}\{\mathrm{N}(\mathrm{a},\mathrm{b}]=\mathrm{n}\}=\frac{[\lambda(\mathrm{b}-\mathrm{a})]^{\mathrm{n}}}{\mathrm{n}!}\mathrm{e}^{-\lambda(\mathrm{b}-\mathrm{a})} \tag{3.15}$$

Ce modèle permet ainsi de décrire une distribution spatiale aléatoire complète des points sur un domaine.

3.4.7 ANALYSE DES DONNÉES SPATIALES

Un PPP homogène dans $\mathbb{R}^d$ est souvent associé à la notion de caractère aléatoire spatial complet (*Complete Spatial Randomness*, CSR). Selon [115] (p. 586), il vérifie la propriété suivante :

" Conditionnellement à $\mathrm{N}(\mathrm{A})$, le nombre d'événements dans une région bornée $\mathrm{A} \subset \mathrm{R}^{\mathrm{d}}$, les événements sont indépendamment et uniformément distribués dans A″.

Dans le cas d'un PPP homogène sur R^2, la distance entre un point donné et son plus proche voisin suit une distribution bien établie [107]. Si l'on note W cette distance, sa densité de probabilité est :

$$g_W(w) = 2\pi\lambda w\, e^{-\pi\lambda w^2} \tag{3.16}$$

La fonction de répartition associée, qui donne la probabilité que cette distance soit inférieure ou égale à un rayon r, s'écrit :

$$F_R(r) = P(W \leq r) = 1 - e^{-\pi\lambda r^2} \tag{3.17}$$

Cette expression reflète le comportement spatial typique des événements dans un processus de Poisson homogène, et permet notamment d'évaluer les distances attendues dans un réseau déployé selon une distribution aléatoire complète.

3.5 MÉTHODES CLASSIQUES D'ESTIMATION DES PARAMÈTRES

En statistique, l'estimation des paramètres d'une distribution repose sur plusieurs méthodes fondamentales, parmi lesquelles on retrouve la méthode des moments, la méthode du maximum de vraisemblance (*Maximum Likelihood Estimation* ou MLE) et la méthode bayésienne [116]. Chacune de ces approches offre une perspective unique sur l'estimation des paramètres et présente des avantages spécifiques.

3.5.1 MÉTHODE DES MOMENTS

La méthode des moments est une technique intuitive qui consiste à égaler les moments théoriques d'une distribution aux moments empiriques calculés à partir des données observées. L'idée sous-jacente est que les moments d'un échantillon (tels que la moyenne, la variance, etc.) devraient refléter les moments de la population. Mathématiquement, si l'on considère un échantillon

$X_1, X_2, \ldots, X_n$ issu d'une distribution avec un paramètre θ, le k-ième moment théorique est donné par $E_\theta(X^k)$. Le moment empirique correspondant est :

$$\hat{m}_k = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} X_i^k \tag{3.18}$$

Comme détaillé dans [117], un exemple illustratif de cette approche repose sur l'égalité des moments empiriques et théoriques. En posant $\hat{m}_k = E_\theta(X^k)$, nous obtenons une équation permettant d'estimer le paramètre θ.

Par exemple, pour une variable aléatoire suivant une loi Gamma de paramètres α et β, les deux premiers moments théoriques sont $E(X) = \alpha\beta$ et $E(X^2) = \beta^2\alpha(\alpha + 1)$. En égalant ces moments à leurs équivalents empiriques, on peut résoudre le système pour obtenir des estimateurs de α et β.

3.5.2 MÉTHODE DU MAXIMUM DE VRAISEMBLANCE (MLE)

La méthode du maximum de vraisemblance est une approche largement utilisée qui consiste à trouver les valeurs des paramètres qui maximisent la vraisemblance des données observées [117]. Pour un échantillon $X_1, X_2, \ldots, X_n$ et une fonction de densité $f(x; \theta)$, la fonction de vraisemblance est :

$$L(\theta) = \prod_{i=1}^{n} f(X_i; \theta) \tag{3.19}$$

L'estimateur du maximum de vraisemblance $\hat{\theta}_{MLE}$ est la valeur de θ qui maximise $L(\theta)$. En pratique, il est souvent plus commode de maximiser la log-vraisemblance :

$$\ell(\theta) = \sum_{i=1}^{n} \log f(X_i; \theta) \tag{3.20}$$

Cette méthode est appréciée pour ses propriétés asymptotiques, notamment l'efficacité et la normalité asymptotique des estimateurs obtenus.

3.5.3 MÉTHODE BAYÉSIENNE

La méthode bayésienne intègre une information a priori sur les paramètres sous forme d'une distribution préalable $\pi(\theta)$. Après observation des données, cette information est mise à jour pour obtenir la distribution a posteriori des paramètres, selon le théorème de Bayes :

$$\pi(\theta \mid X) = \frac{L(\theta)\pi(\theta)}{\int_{\Theta} L(\theta')\pi(\theta')d\theta'} \tag{3.21}$$

où $L(\theta)$ est la fonction de vraisemblance. Les méthodes bayésiennes sont particulièrement utiles lorsque l'on dispose d'informations préalables ou lorsque l'on souhaite incorporer une incertitude sur les paramètres dans l'analyse.

Dans le cadre de cette thèse, la méthode du maximum de vraisemblance est retenue pour l'estimation de l'exposant de perte en chemin, en raison de sa robustesse théorique et de sa pertinence pour la modélisation de la propagation d'un signal radio dans des environnements souterrains.

3.6 CONCLUSION

L'étude des modèles de propagation et des caractéristiques du canal de communication met en évidence les défis liés à la modélisation de la transmission des signaux en environnements complexes. Les phénomènes physiques tels que la diffraction, la réfraction et la dispersion influencent significativement la qualité des transmissions radio, en engendrant des pertes de signal associées à l'atténuation, à l'effet d'ombre et aux évanouissements.

Pour représenter ces variations, les modèles empiriques et déterministes offrent des cadres complémentaires à différentes échelles. Toutefois, dans des environnements souterrains ou urbains denses, où le décor (parois, structures, obstacles) évolue localement sans que les nœuds eux-mêmes soient nécessairement mobiles, le canal est considéré comme quasi-stationnaire : ses caractéristiques statistiques restent globalement stables sur de courtes périodes ou distances. Ce comportement justifie le recours à une modélisation plus souple.

Dans ce contexte, le modèle Nakagami-lognormal s'impose comme particulièrement pertinent. Il combine les effets de l'évanouissement à petite échelle (modélisé par la distribution de Nakagami) et ceux de l'effet d'ombre de grande échelle (modélisé par une distribution log-normale), offrant ainsi une représentation plus réaliste et adaptable de la propagation du signal dans des milieux à forte variabilité structurelle.

Par ailleurs, l'introduction des concepts de graphes et d'information contextuelle du réseau apporte une nouvelle dimension à l'analyse des réseaux de capteurs sans fil. La structure de connectivité et la distribution des nœuds influencent fortement la robustesse et la performance du réseau. Ces aspects seront exploités dans la suite de notre étude pour établir un lien entre la modélisation du canal et l'organisation spatiale des nœuds.

Dans les prochains chapitres, nous nous concentrerons sur l'exploitation de ces modèles dans un cadre applicatif en intégrant les informations contextuelles du réseau afin d'améliorer l'estimation des distances inter-nœuds. Nous verrons comment la prise en compte des paramètres spatiaux et topologiques peut renforcer la précision des estimations et indirectement optimiser les performances des réseaux de capteurs en environnements contraints.

CHAPITRE 4

APPROCHE PROPOSÉE

4.1 INTRODUCTION

La localisation dans les réseaux de capteurs sans fil constitue un enjeu majeur en raison de son impact direct sur de nombreuses applications, allant du suivi environnemental à la surveillance industrielle et aux systèmes de sécurité. Cependant, comme discuté dans les chapitres précédents, les approches traditionnelles présentent des limitations notables : les méthodes range-based nécessitent du matériel spécifique coûteux et sont sensibles aux variations de l'environnement, tandis que les méthodes range-free souffrent généralement d'un manque de précision.

Dans ce contexte, il est essentiel de développer des solutions sans ancre, à la fois précises, légère en infrastructure et compatibles avec les contraintes des WSN.

Ce chapitre introduit une approche hybride, fondée sur l'exploitation conjointe :

- Des mesures RSS.
- D'informations relatives à la connectivité du réseau.

L'objectif est double :

- Estimer la portée moyenne de communication (R) à partir de la structure du réseau.
- En déduire la valeur de PLE, indispensable pour estimer les distances inter-nœuds à partir des RSS.

La méthode repose sur :

- Le processus ponctuel de Poisson homogène pour modéliser la distribution spatiale des nœuds.
- L'analyse du voisinage local pour inférer les paramètres de propagation.

Ce chapitre apporte deux contributions principales :

- Une méthode d'estimation sans ancre du PLE.
- Une procédure de déduction des distances inter-nœuds à partir des seules mesures RSS et d'information relative à la connectivité.

Les sections suivantes détaillent cette approche étape par étape, dans les cas de déploiement unidimensionnel et bidimensionnel.

4.2 HYPOTHÈSES DE TRAVAIL ET PRÉSUPPOSITIONS

4.2.1 HYPOTHÈSES GÉNÉRALES

Dans le cadre de cette étude, les hypothèses suivantes sont formulées afin d'établir une approche de localisation relative sans ancre exploitant les mesures RSS et la connectivité du réseau :

H1- Exploitation des relations de voisinage pour l'estimation du PLE : Les relations de voisinage entre les nœuds du réseau constituent une source d'informations pertinente permettant d'estimer l'exposant de perte en chemin. Cette estimation prend en compte à la fois la densité du réseau et le nombre total de nœuds déployés.

H2 - Influence de l'estimation fine des paramètres de propagation sur la qualité de l'estimation des distances : Une estimation précise des paramètres de propagation, concernant par exemple le PLE, permet une interprétation plus fidèle des valeurs RSS, conduisant ainsi à une estimation plus fiable des distances inter-nœuds.

Ces hypothèses guident le développement de l'approche et servent de fondement à la méthodologie adoptée.

4.2.2 PRÉSUPPOSITIONS MÉTHODOLOGIQUES

Afin de mettre en œuvre l'approche proposée et d'assurer sa validité, certaines conditions sont supposées. Ces prérequis définissent le cadre méthodologique et garantissent une application cohérente du modèle.

- **Déploiement et nature du réseau**

i. Environnement sans ancre : aucun nœud de référence n'est disponible.

ii. Déploiement aléatoire : les positions initiales des nœuds sont inconnues et issues d'un processus de Poisson homogène.

iii. Immobilité des nœuds : une fois déployés, les nœuds restent immobiles.

- **Distribution spatiale**

i. Répartition des nœuds : la distribution spatiale suit un processus de Poisson homogène.

ii. Connectivité : le réseau est supposé connexe (au moins un chemin entre chaque paire de nœuds), sans fragmentation en sous-réseaux isolés.

- **Modèle du canal**

i. Environnement quasi-stationnaire : les nœuds restent immobiles, mais l'environnement immédiat peut évoluer (présence ou déplacement d'obstacles, circulation de personnes, etc.), ce qui influence localement les conditions de propagation du signal.

ii. Modèle de propagation : Nakagami-lognormal pour représenter simultanément l'évanouissement et l'effet d'ombre.

Dans cette étude, nous supposons que les nœuds du réseau de capteurs sans fil sont déployés de manière aléatoire selon un processus de Poisson homogène. Ce choix est motivé par des considérations pratiques et théoriques, et s'appuie sur des modèles largement adoptés dans la littérature sur les réseaux de capteurs.

Une alternative aurait été d'utiliser un déploiement Gaussien, où les nœuds sont répartis selon une loi normale centrée sur une région spécifique. Cette approche a fait l'objet d'une étude que nous avons menée et publiée [118]. Ce type de déploiement induit une concentration des nœuds autour du centre de distribution, qui peut être pertinent pour certaines applications ciblées.

De même, le canal est supposé quasi-stationnaire : bien que les nœuds soient immobiles, les variations du décor (présence d'engins, changements structurels, mouvements dans l'environnement) modifient localement les caractéristiques de propagation. Cette dynamique justifie l'usage du modèle combiné Nakagami-lognormal, particulièrement adapté aux environnements souterrains ou industriels. La puissance reçue s'écrit alors :

$$\mathrm{Pr}(\mathrm{d}) = \mathrm{Pr}(\mathrm{d}_0) - 10 \cdot \gamma \cdot \log_{10}\left(\frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}_0}\right) + \mathrm{X}_{\mathrm{NL}} \qquad (4.1)$$

où X_{NL} représente le bruit composite provenant à la fois du Nakagami et du lognormal.

4.3 CONNECTIVITÉ DU RÉSEAU

L'information contextuelle d'un réseau de capteurs sans fil (WSN) joue un rôle fondamental dans la transmission des données et l'efficacité des algorithmes de localisation. L'information sur la connectivité est généralement évaluée en fonction des liens existants entre les nœuds du réseau, établis sur la base des puissances de signal reçues. Elle est déterminée en comparant la puissance reçue par chaque nœud à un seuil minimal de détection $\mathrm{P_{th}}$. Considérons un réseau de N nœuds, où deux nœuds i et j sont définis comme voisins s'ils sont connectés, conformément à la variable aléatoire suivante :

$$\mathrm{C_{ij}} = \begin{cases} 1 & \text{si } \mathrm{Pr_{ij}} \geq \mathrm{P_{th}} \\ 0 & \text{si } \mathrm{Pr_{ij}} < \mathrm{P_{th}} \end{cases}, \tag{4.2}$$

avec $\mathrm{i} = 1, \ldots, \mathrm{N}$ et $\mathrm{j} = 1, \ldots, \mathrm{N}$, pour $\mathrm{i} \neq \mathrm{j}$.

Ainsi, $\mathrm{C_{ij}} = 1$ lorsque la distance entre le nœud récepteur i et le nœud émetteur j, notée $\mathrm{d_{ij}}$, est inférieure ou égale à la portée de communication du nœud j, soit $\mathrm{d_{ij}} \leq \mathrm{R_j}$. Dans le cas contraire, $\mathrm{C_{ij}} = 0$, ce qui signifie que les nœuds i et j ne peuvent pas communiquer directement sans l'aide de nœuds intermédiaires. L'ensemble des connexions entre toutes les paires de nœuds du réseau forme une matrice de connectivité $\mathbf{C}$, qui permet d'analyser la structure du réseau, définie comme :

$$\mathbf{C} = \left[\mathrm{C_{ij}}\right]_{\mathrm{N \times N}} \tag{4.3}$$

4.3.1 DÉCOUVERTE DES VOISINS ET CONSTRUCTION DE LA MATRICE DE CONNECTIVITÉ

Afin de garantir une connectivité optimale et de permettre l'estimation des paramètres du réseau, chaque nœud doit découvrir ses voisins à un saut. Cette découverte s'effectue par l'envoi périodique de paquets de type Hello dans le réseau. Lorsqu'un nœud i envoie un paquet, tout nœud

j qui le reçoit mesure la puissance du signal reçu (RSS). Si cette puissance dépasse un certain seuil prédéfini, le nœud j considère que i est un de ses voisins à un saut, et enregistre cette relation de voisinage dans sa table de connectivité.

La matrice de connectivité $\mathbf{C}$ est ainsi construite : chaque entrée prend la valeur 1 si le nœud j peut recevoir directement des messages du nœud i, et 0 sinon. Cette matrice est non symétrique, ce qui signifie que C_{ij} peut être différent de C_{ji} , en raison des conditions de propagation asymétriques ou des variations dans les mesures RSS.

Une fois la découverte de voisinage effectuée pour l'ensemble des nœuds, les informations de connectivité sont utilisées afin d'estimer les paramètres du canal de communication ainsi que les distances inter-nœuds.

4.3.2 CONNECTIVITÉ INSTANTANÉE VS. CONNECTIVITÉ APRES UN TEMPS D'ÉCHANGE

Deux approches sont généralement utilisées pour étudier la connectivité d'un WSN :

- **Connectivité instantanée :** L'état de connectivité est déterminé à un instant donné, basé sur les puissances de signal mesurées. Cette approche est souvent utilisée dans les modèles théoriques et les analyses de robustesse des réseaux [85]. Elle permet d'évaluer la topologie du réseau au moment de l'analyse et est particulièrement utile pour les réseaux statiques où les conditions de propagation sont relativement stables.
- **Connectivité après un temps d'échange** : Dans des scénarios plus dynamiques, la connectivité peut être évaluée sur une période d'observation, où les nœuds échangent des messages sur une durée T avant d'établir une estimation de la connectivité globale du réseau. Cette approche prend en compte les variations de signal dues aux interférences, à l'évanouissement et aux fluctuations environnementales, et est souvent utilisée pour des réseaux où la propagation peut être instable.

Des protocoles de découverte de voisinage existent, mais dans le cadre de cette étude, ils n'en font pas partie. De même, la connectivité est considérée sous une approche instantanée, en supposant que les mesures RSS fournissent une estimation fiable des liens inter-nœuds. Cette

hypothèse est courante dans les études de connectivité et d'estimation de distances basées sur le RSS [119].

4.4 ESTIMATION DE LA PORTÉE DE COMMUNICATION

L'analyse de la connectivité du réseau permet d'inférer des informations sur la portée de communication des nœuds, notée $\bar{R}$, est un paramètre clé dans l'estimation des distances inter-nœuds.

Dans le cadre de l'analyse des données spatiales appliquée aux réseaux de capteurs, chaque point aléatoire représente un nœud capteur. Considérons un ensemble de N nœuds distribués de manière aléatoire et uniforme dans un domaine rectangulaire $\mathrm{A} = \mathrm{x_{max}} \times \mathrm{y_{max}}$, comme montré à la figure 4.1.

Soit $\mathrm{A_0} = (\mathrm{x_2} - \mathrm{x_1})(\mathrm{y_2} - \mathrm{y_1})$ une sous-région d'intérêt incluse dans cette surface, définie par les bornes $\mathrm{x_1} \leq \mathrm{x_2} \leq \mathrm{x_{max}}$ et $\mathrm{y_1} \leq \mathrm{y_2} \leq \mathrm{y_{max}}$.

Dans ce contexte, si les N nœuds sont distribués de manière aléatoire et uniforme dans A, la probabilité qu'un nœud donné appartienne à $\mathrm{A_0}$ est proportionnelle à l'aire de cette région

$$\mathrm{p} = \frac{\mathrm{A_0}}{\mathrm{A}} \tag{4.4}$$

La variable aléatoire ξ, représentant le nombre de nœuds situés dans $\mathrm{A_0}$, suit alors une la loi binomiale :

$$\mathbb{P}(\xi = \mathrm{v}) = \binom{\mathrm{N}}{\mathrm{v}} \mathrm{p^v}(1-\mathrm{p})^{\mathrm{N-v}} \tag{4.5}$$

Sous les conditions classiques $\mathrm{N} \gg 1$ et que $\mathrm{p} \ll 1$, cette loi peut être approximée par une loi de Poisson de paramètre $\lambda_\mathrm{p} = \mathrm{N}\ \frac{\mathrm{A_0}}{\mathrm{A}}$, donnant :

$$\mathbb{P}(\xi = \mathrm{v}) = \frac{(\mathrm{Np})^\mathrm{v}}{\mathrm{v!}} \mathrm{e}^{-\mathrm{Np}} = \frac{\left(\mathrm{N}\frac{\mathrm{A_0}}{\mathrm{A}}\right)^\mathrm{v}}{\mathrm{v!}} \mathrm{e}^{-\mathrm{N}\frac{\mathrm{A_0}}{\mathrm{A}}} \tag{4.6}$$

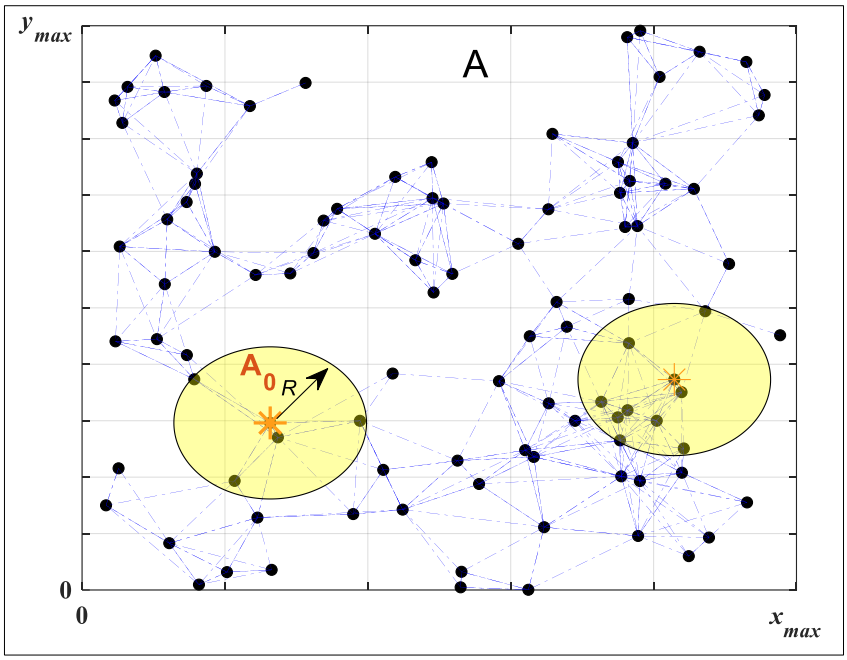


Figure 4.1 Déploiement des nœuds capteurs sur une zone d'intérêt A.

Dans le contexte de la connectivité, chaque nœud peut établir un lien de communication avec tout autre nœud situé dans un rayon R. Sa zone de couverture A_0 est alors modélisée par un disque de surface $\mathrm{A_0} = \pi \mathrm{R}^2$. En supposant une densité de déploiement $\lambda = {}^{\mathrm{N}}/_{\mathrm{A}}$, le nombre de voisins d'un nœud suit une loi de Poisson dont le paramètre est directement lié à cette densité

$$\mathbb{P}(\xi = \mathrm{v}) = \frac{(\lambda \pi \mathrm{R}^2)^{\mathrm{v}}}{\mathrm{v}!} \mathrm{e}^{-\lambda \pi \mathrm{R}^2} \tag{4.7}$$

Dès lors, l'espérance du nombre de voisins d'un nœud, notée $\mathrm{E}[\xi]$, découle directement du modèle de Poisson spatial uniforme dans (4.7), et est donnée par

$$\mathrm{E}[\xi] = \lambda \pi \mathrm{R}^2 \tag{4.8}$$

Inversement, les données de connectivité du réseau permettent d'estimer empiriquement cette quantité. Pour un nœud i, le nombre réel de voisins connectés, noté $\mathrm{n_i}$, pour $\mathrm{i} = 1, \dots, \mathrm{N}$, peut être directement extrait de la matrice de connectivité $\mathrm{C_{ij}}$, conformément à la relation

$$n_i = \sum_{j=1}^{N} C_{ij} \tag{4.9}$$

En considérant l'ensemble de N nœuds du réseau, le nombre moyen de voisins à un saut par nœud est alors donné par :

$$\bar{n} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} n_i = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{N} C_{ij} \tag{4.10}$$

L'équation (4.8) fournit un lien direct entre la portée R et le nombre moyen de voisins. En posant $E[\xi] \approx \bar{n}$, nous obtenons une estimation de la portée moyenne $\hat{\bar{R}}$, fondée sur la méthode des moments :

$$\hat{\bar{R}} = \sqrt{\frac{\bar{n}}{\lambda\pi}} \tag{4.11}$$

Cette méthode repose sur l'égalisation du moment empirique (la moyenne observée du nombre de voisins) avec le moment théorique issu du modèle de Poisson. Elle permet ainsi une estimation robuste de $\hat{R}$, directement dérivée de la structure de connectivité du réseau et de la densité de déploiement. En combinant les équations (4.10) et (4.11), la portée de communication moyenne peut alors être estimée de manière empirique :

$$\hat{\bar{R}} = \sqrt{\frac{1}{\lambda\pi N}\sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{N} C_{ij}}\,. \tag{4.12}$$

Cette expression repose sur la matrice de connectivité C_{ij}, qui reflète l'existence des liens entre les nœuds, et intègre la densité λ, permettant ainsi une estimation robuste de $\hat{\bar{R}}$, directement fondée sur les données de voisinage.

4.5 ESTIMATION DE L'EXPOSANT DE PERTE EN CHEMIN

Dans les réseaux de capteurs sans fil, la puissance moyenne du signal reçu diminue logarithmiquement avec la distance, conformément au modèle de perte en chemin, couramment utilisé en télécommunications [90]. Cette décroissance est caractérisée par l'exposant de perte en chemin, qui reflète l'influence de l'environnement sur la propagation du signal.

Dans notre approche, l'estimation de γ repose sur la distance moyenne maximale à laquelle un lien de communication reste possible, c'est-à-dire la portée moyenne estimée $\hat{\bar{R}}$ calculée à partir des données de connectivité du réseau (équation (4.12)). Cette distance correspond à la limite où le signal reste détectable par un nœud, soit au seuil minimal de réception $\mathrm{P_{th}}$.

En appliquant le modèle de perte en chemin logarithmique, et en supposant que la puissance de transmission est constante dans le cadre de ce travail, l'exposant de perte en chemin est alors estimé par :

$$\hat{\bar{\gamma}} = -\frac{\left(\mathrm{P_{th}} - \mathrm{Pr(d_0)}\right)}{10\log_{10}\hat{\bar{\mathrm{R}}}} \tag{4.13}$$

où :

- ✓ $\mathrm{P_{th}}$ est le seuil de sensibilité du récepteur (en dBm),
- ✓ $\mathrm{Pr(d_0)}$ est la puissance reçue à une distance de référence $\mathrm{d_0}$, généralement fixée à 1 mètre,
- ✓ $\hat{\bar{\mathrm{R}}}$ est la portée de communication moyenne estimée.

Cette méthode fournit une estimation robuste du PLE, fondée sur des données empiriques de connectivité, sans nécessiter de mesure directe des distances. Elle repose toutefois sur l'hypothèse que les liens observés correspondent en moyenne à une puissance reçue proche du seuil P_{th}, ce qui est raisonnable dans le cas d'un réseau à couverture homogène.

Une fois le PLE estimé, il devient possible de déduire les distances entre les nœuds, comme expliqué dans la section suivante.

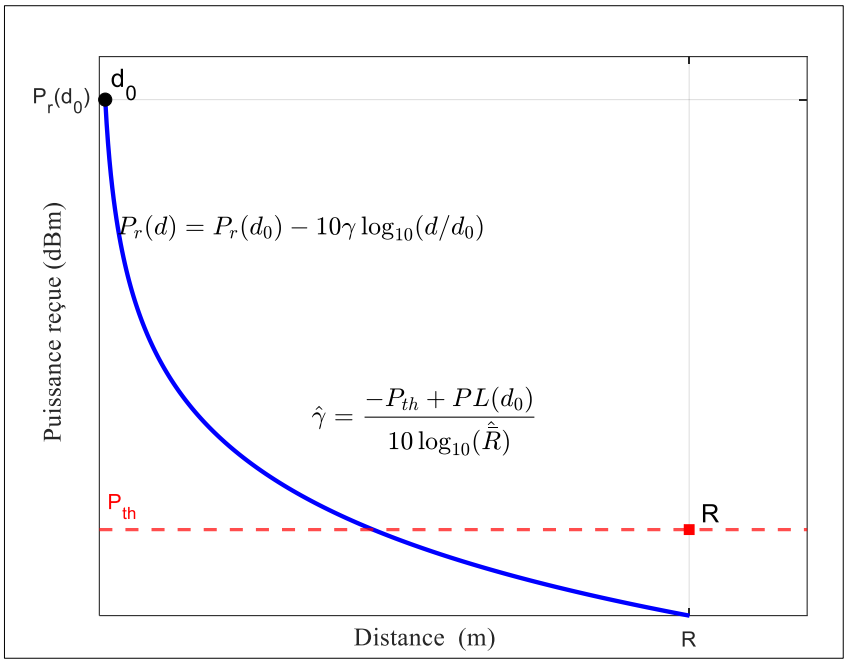


Figure 4.2 Estimation de l'exposant de perte en chemin.

4.6 ESTIMATION DES DISTANCES INTER-NŒUDS

L'approche proposée dans cette thèse repose sur une solution sans point d'ancrage, permettant ainsi d'estimer les distances relatives entre les nœuds d'un réseau. Ce type de localisation, dite relative, est particulièrement pertinent dans les environnements où le recours à une infrastructure de positionnement globale (comme le GPS) est impossible ou inadapté, notamment dans les réseaux souterrains, les environnements confinés ou les réseaux de capteurs autonomes.

Une des forces de cette approche est sa capacité à extraire les caractéristiques de propagation clés du réseau, ainsi que sa géométrie, en s'appuyant principalement sur les informations de connectivité. Le positionnement relatif permet non seulement d'estimer les distances entre les nœuds, mais aussi d'inférer des informations sur l'environnement local, telles que la présence d'obstacles ou de variations de terrain, qui peuvent influencer la qualité de la communication.

Dans le cadre de la localisation relative, chaque nœud est localisé par rapport aux autres, ce qui nous permet d'estimer la distance qui les sépare. Cette estimation de la distance repose sur le modèle de propagation des signaux donné par l'équation (4.1), où la valeur du PLE est déterminée

par l'équation (4.13) et où la puissance reçue mesurée au nœud voisin k, notée Pr_{ik} joue un rôle crucial.

Pour chaque nœud i, avec $i = 1, \dots, N$, les distances qui le séparent de ses nœuds voisins connectés à un saut ($où\ k \neq i\ et\ k \in \kappa i = i^1, \dots, i^n$) sont estimées selon la relation suivante :

$$\hat{d}_{ik} = 10^{\left[(Pr(d_0) - Pr_{ik}) / (10\hat{\gamma})\right]} \tag{4.14}$$

où :

- ✓ $P_{r_{ik}}$ est la puissance reçue mesurée entre les nœuds i et k,
- ✓ $\hat{\gamma}$ est l'exposant de perte en chemin estimé précédemment.

Cette formule permet une reconstruction des distances inter-nœuds uniquement à partir des puissances reçues, sans connaissance a priori des positions absolues. Elle offre ainsi une cartographie locale précise, tout en étant sensible aux conditions environnementales : la présence d'obstacles, les effets d'ombre ou encore les variations de relief peuvent influencer la qualité du signal, et donc les estimations obtenues.

4.6.1 DÉFINITION DE LA MÉTRIQUE D'ERREUR UTILISÉE

L'évaluation de l'erreur dans l'estimation des distances inter-nœuds est un élément clé pour analyser la précision du modèle de propagation utilisé. Parmi les différentes métriques possibles, la médiane de l'erreur absolue constitue un indicateur robuste, moins sensible aux valeurs aberrantes que la moyenne de l'erreur absolue. Elle est définie comme suit :

$$e = \text{médiane}\left(\left|\hat{d}_{ik} - d_{ik}\right|\right), \quad (i,k) \in \mathcal{C} \tag{4.15}$$

- ✓ $\hat{d}_{ik}$ est la distance inter-nœuds estimée en utilisant l'équation (4.14) en m,
- ✓ d_{ik} est la distance réelle correspondante en m,
- ✓ $\mathcal{C}$ est l'ensemble des paires de nœuds connectés dans le réseau.

Cette métrique permet de quantifier l'erreur typique de l'estimation en indiquant que 50 % des erreurs sont inférieures à cette valeur et 50 % sont supérieures. Elle offre ainsi une représentation plus fidèle de la performance du modèle en évitant l'influence excessive des erreurs extrêmes.

Dans cette étude, la médiane de l'erreur absolue est utilisée pour caractériser la précision des distances estimées en fonction des conditions du canal de propagation et des paramètres du modèle, notamment dans un environnement souterrain où les variations des pertes de signal peuvent être significatives.

4.6.2 ANALYSE GRAPHIQUE DE L'ERREUR D'ESTIMATION

Pour mieux comprendre le comportement de cette erreur d'estimation dans différents contextes de propagation, nous proposons une analyse graphique détaillée, décrite dans la section suivante.

4.6.2.1 MÉTHODOLOGIE DE REPRÉSENTATION

Les résultats obtenus pour e sont analysés sous différents scénarios. Afin d'assurer une évaluation statistiquement significative, plusieurs topologies de réseau ont été générées aléatoirement pour chaque configuration expérimentale. Cela permet de prendre en compte la variabilité due à la disposition spatiale des nœuds et d'obtenir une distribution plus représentative des erreurs d'estimation.

Pour évaluer la précision de l'estimation des distances inter-nœuds, nous avons représenté ces erreurs à l'aide de boîtes à moustaches (*boxplots*). Cette représentation permet d'identifier les conditions de propagation pour lesquelles l'erreur d'estimation reste acceptable. Elle permet de synthétiser les erreurs obtenues sur un grand nombre de topologies du réseau et d'observer :

- La médiane des erreurs, qui représente l'estimation typique.
- La dispersion des erreurs, indiquant la variabilité des performances.

Nous avons également ajouté une ligne reliant les médianes des distributions pour observer leur évolution en fonction des paramètres du canal, ainsi qu'une ligne reliant les moyennes pour mettre en évidence d'éventuelles asymétries dans la distribution des erreurs.

4.6.2.2 INTERPRÉTATION DES RÉSULTATS

Les boîtes à moustaches permettent de visualiser la distribution des erreurs et leur dispersion. Elles sont définies par cinq valeurs caractéristiques :

- Le minimum : la plus petite erreur observée.
- Le premier quartile (Q1, 25^{e} percentile) : 25 % des erreurs sont inférieures à cette valeur.
- La médiane (Q2, 50^{e} percentile) : valeur centrale de la distribution des erreurs.
- Le troisième quartile (Q3, 75^{e} percentile) : 75 % des erreurs sont inférieures à cette valeur.
- Le maximum : la plus grande erreur observée.
- L'intervalle interquartile (IQR = Q3 - Q1) contient 50 % des erreurs et constitue le cœur de la boîte. Une ligne à l'intérieur marque la médiane, qui reflète l'erreur d'estimation typique.

4.6.2.3 APPORT DES MÉDIANES ET MOYENNES DANS L'INTERPRÉTATION

Dans notre analyse, la médiane de la distribution de l'erreur est privilégiée, car elle fournit une mesure robuste et représentative de l'erreur typique, indépendamment de la présence de valeurs aberrantes.

Cependant, la moyenne de la distribution des erreurs est également tracée pour examiner les écarts entre la médiane et la moyenne. Si ces deux valeurs sont proches, cela signifie que la distribution des erreurs est relativement symétrique. En revanche, un écart significatif entre la médiane et la moyenne indique une distribution asymétrique, pour laquelle certaines erreurs plus élevées ont un impact sur la moyenne. L'interprétation conjointe des médianes et des moyennes permet donc d'évaluer la stabilité de la méthode d'estimation adoptée et de déterminer si certaines conditions spécifiques influencent de manière disproportionnée les erreurs de distance.

4.7 ALGORITHME ET ORGANIGRAMME DE L'APPROCHE CRSSA

L'algorithme ci-dessous permet de décrire de manière structurée le processus d'estimation de la portée et des distances inter-nœuds. Ensuite, nous présentons un organigramme (figure 4.3) illustrant les principales étapes logiques et décisionnelles, facilitant ainsi la compréhension globale du déroulement. Ces représentations permettront de mieux visualiser avec clarté dans la méthodologie proposée.

Algorithme : Estimation des distances inter-nœuds

Entrées	N : nœuds de positions inconnues λ : densité du réseau A : aire de déploiement
Sorties	$\hat{\bar{R}}$: portée moyenne estimée $\hat{\bar{\gamma}}$: exposant moyen de perte en chemin (PLE) estimé $\hat{d}_{ik}$: distance inter-nœuds estimée
Donnée	$P_r(d)$: puissance reçue à la distance d
1.	Pour $i = 1$ à N et $j = 1$ à N : évaluer la connectivité C_{ij} en utilisant l'équation (4.2).
2.	Pour chaque nœud i : calculer le nombre de voisins n_i en utilisant l'équation (4.9).
3.	Déduire le nombre moyen de voisins adjacents $\bar{n}$ en utilisant l'équation (4.10).
4.	Estimer la portée moyenne $\hat{\bar{R}}$ en utilisant l'équation (4.12).
5.	Estimer l'exposant moyen de perte en chemin (PLE) $\hat{\bar{\gamma}}$ en utilisant l'équation (4.13).
6.	Pour chaque nœud i : estimer la distance inter-nœuds $\hat{d}_{ik}$ (entre voisins i et k) en utilisant l'équation (4.14). *Remarque :* cette distance est estimée *ssi* $C_{ij} = 1$.

Figure 4.3 Algorithme de l'estimation des distances inter-nœuds.

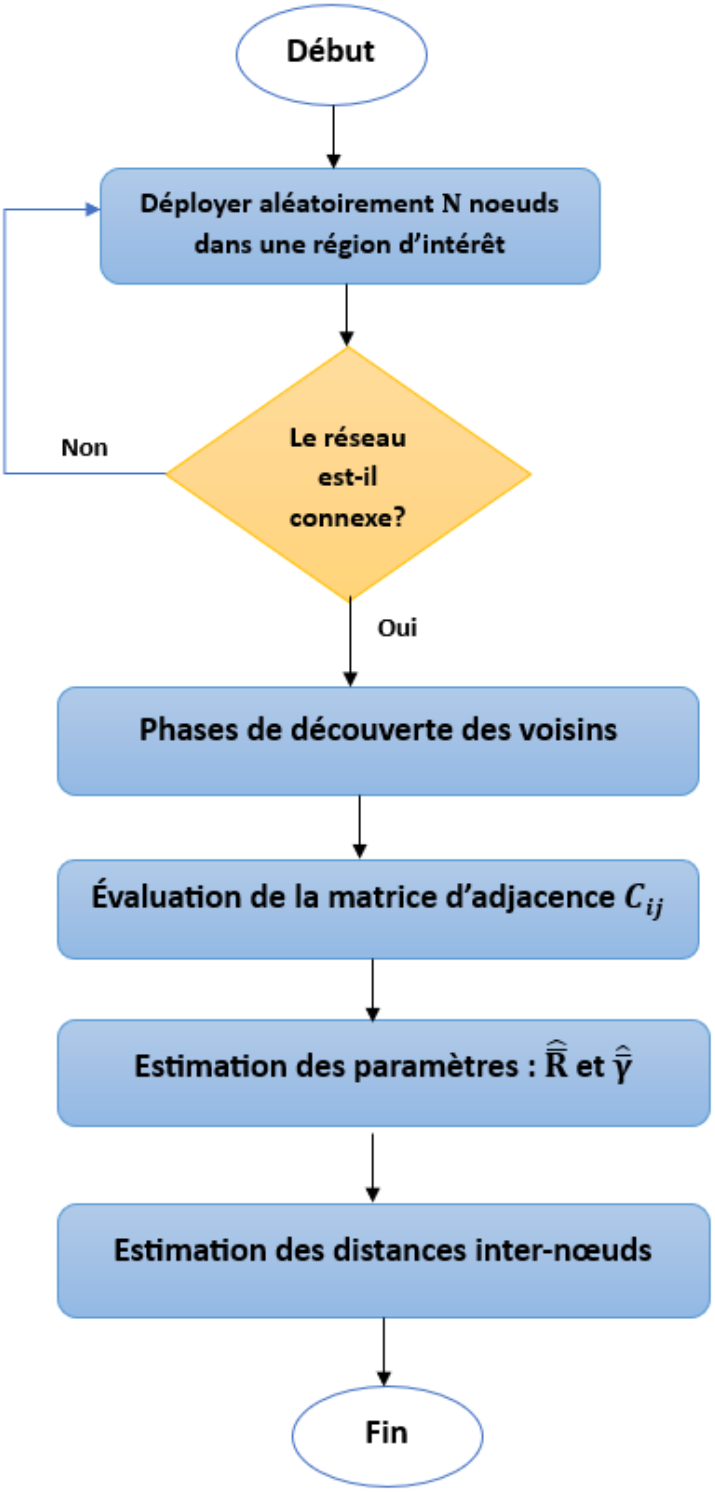


Figure 4.4 Organigramme des étapes de CRSSA.

4.8 CONCLUSION

Dans ce chapitre, nous avons proposé une approche hybride pour l'estimation des distances inter-nœuds et de l'exposant de perte en chemin dans un réseau de capteurs sans fil. En exploitant conjointement les informations de connectivité et les mesures de puissance du signal reçu (RSS), nous avons établi une méthodologie permettant d'estimer ces paramètres clés sans recourir à des points d'ancrage ni à du matériel spécialisé onéreux.

L'utilisation d'un processus ponctuel de Poisson homogène a permis d'estimer la portée de communication moyenne dans le réseau. Cette portée sert de base pour définir le voisinage à un saut de chaque nœud, en considérant l'ensemble des nœuds situés dans un rayon donné. À partir de cette information, les paramètres du canal tels que le PLE et les distances inter-nœuds ont pu être estimés avec une meilleure représentativité statistique, dans un cadre bidimensionnel. Cette approche tient compte à la fois de la structure topologique du réseau et des caractéristiques physiques du canal de propagation.

Afin d'évaluer la pertinence et la robustesse de cette méthodologie, le chapitre suivant se concentre sur l'analyse des résultats obtenus. Nous y comparerons les distances estimées aux distances réelles et introduirons des métriques d'erreur afin d'évaluer de manière quantitative la précision et les performances de l'approche proposée.

CHAPITRE 5

RÉSULTATS ET ANALYSES

5.1 INTRODUCTION

Ce chapitre vise à évaluer la précision, la robustesse et la généricité de notre approche d'estimation des distances inter-nœuds dans un réseau de capteurs sans fil, fondée sur l'exploitation conjointe des mesures de puissance du signal reçu et des relations de connectivité. Les résultats et analyses présentés reposent sur des simulations contrôlées ainsi que sur des données expérimentales réelles.

L'analyse s'appuie à la fois sur des simulations, permettant d'explorer finement les performances de la méthode selon divers paramètres (exposant de perte en chemin γ, bruit σ, paramètre m du modèle de Nakagami-lognormal, densité des nœuds, etc.), et sur un jeu de données réelles en libre accès, utilisé pour mettre à l'épreuve la méthode dans un environnement expérimental indépendant.

L'approche théorique ayant été développée dans un cadre bidimensionnel, représentatif d'un grand nombre de scénarios réels, l'analyse des performances en 2D constitue naturellement le cœur de l'évaluation. Toutefois, afin de faciliter la compréhension de la méthode et d'illustrer de manière intuitive certains mécanismes sous-jacents, nous introduisons également un cas de déploiement linéaire. Ce cadre, en plus de sa valeur pédagogique, présente un intérêt particulier pour les applications en milieux linéaires restreints, tels que les mines, tunnels ou environnements industriels étroits, pour lesquels le déploiement de réseaux linéaires est fréquent.

Enfin, pour quantifier la précision des estimations, nous choisissons la médiane de l'erreur absolue des distances. L'ensemble des simulations numériques a été réalisé en utilisant le logiciel MATLAB® [134].

5.2 CONSIDÉRATIONS SUR LE BRUIT ET STRATÉGIE DE SIMULATION

Dans le cadre de cette étude, deux modèles de bruit largement utilisés pour la modélisation des environnements de propagation radio sont considérés :

- Le bruit lognormal, couramment employé pour modéliser l'atténuation à grande échelle, reflète les effets dus à la variabilité des obstacles dans l'environnement. Il est particulièrement adapté aux milieux où les fluctuations du signal sont dues à la diversité des trajets de propagation et aux obstructions physiques.
- Le bruit Nakagami-lognormal, plus général, combine une distribution Nakagami, qui permet de représenter les variations rapides du signal dues aux effets de trajets multiples, avec une composante lognormale, représentant l'atténuation de grande échelle. Ce modèle est bien adapté aux environnements complexes tels que les galeries souterraines, où coexistent atténuation sévère et phénomènes d'évanouissement.

Ces deux modèles de bruit seront appliqués aux configurations de réseaux étudiées afin d'évaluer la robustesse et la précision de l'approche d'estimation des distances. La suite de ce chapitre débute par une analyse dans un cadre simplifié à une dimension.

5.3 ANALYSE UNIDIMENSIONNELLE SIMPLIFIÉE DE L'APPROCHE PROPOSÉE

Afin de mieux comprendre le comportement de l'approche proposée et d'analyser finement l'impact des paramètres du modèle de propagation, une première série de simulations a été réalisée dans un cadre unidimensionnel. La topologie linéaire est particulièrement pertinente dans les environnements nécessitant un déploiement unidimensionnel, tels que les mines souterraines [120], les tunnels de métro, ou encore les réseaux de distribution d'eau ou de gaz. Ces environnements, souvent étroits et linéaires, justifient pleinement l'étude spécifique des réseaux de type CLWSN (*Curvilinear* ou *Linear Wireless Sensor Networks*).

L'étude présentée dans cette section se concentre sur l'impact des paramètres du modèle de propagation, en particulier γ (l'exposant de perte en chemin) et σ (l'écart-type du bruit lognormal), sur l'estimation des distances inter-nœuds dans un tel environnement. Ce travail a donné lieu à une publication dans une conférence scientifique [121]. La figure 5.1 illustre le déploiement linéaire des nœuds. Le cercle représente la portée théorique de communication de chaque nœud, tandis que les distorsions autour du contour idéal traduisent l'effet du bruit sur la portée effective. Cette analyse unidimensionnelle vise ainsi à illustrer clairement les liens entre la connectivité, la densité spatiale, le rayon de communication estimé et la précision des distances calculées, dans un cadre simplifié permettant une meilleure compréhension des dynamiques en jeu.

Dans ce contexte, N nœuds sont déployés selon PPP sur un segment de longueur $d_{max} = x_{max} - x_{min}$, avec une densité $\lambda = {N}/{d_{max}}$. La probabilité qu'un nœud possède v voisins dans sa portée de communication R suit une distribution de Poisson, avec une espérance donnée par :

$$E(\xi) = 2\lambda R \tag{5.1}$$

Ce cadre permet de dériver un estimateur du rayon de communication à partir des connexions observées dans le réseau :

$$\hat{\hat{R}} = \frac{1}{2\lambda}\sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{N} C_{ij} \tag{5.2}$$

où $C_{ij} = 1$ indique l'existence d'un lien de communication entre les nœuds i et j.

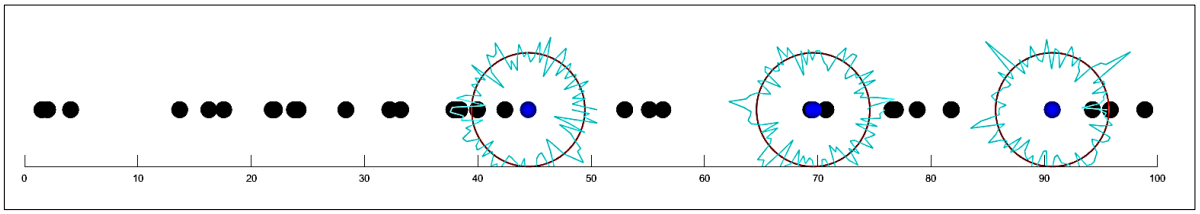


Figure 5.1 Réseau unidimensionnel avec l'effet du bruit.

5.3.1 INFLUENCE DU BRUIT LOGNORMAL SUR LA PRECISION DE L'ESTIMATION DES DISTANCES (EN 1D)

L'objectif est d'analyser comment l'augmentation de σ, paramètre représentant la variabilité du bruit lognormal, affecte l'erreur d'estimation des distances inter-nœuds. La figure 5.2 présente la répartition des erreurs dans ce scénario, mettant en évidence l'impact de la variation du paramètre σ sur la précision des estimations. L'exposant de perte en chemin est fixé à $\gamma = 3$, et $\mathrm{N} = 100$ nœuds sont déployés sur une topologie linéaire de $200\ \mathrm{m}$ de longueur. Pour chaque configuration, $1\,000$ topologies indépendantes sont simulées. Les valeurs de puissance de référence Pr et de seuil $\mathrm{P_{th}}$ sont respectivement fixées à $-45\ \mathrm{dBm}$ et $-85\ \mathrm{dBm}$.

Pour chacune, la médiane de l'erreur absolue a été calculée, et la distribution de ces valeurs a été visualisée à l'aide de boîtes à moustaches, permettant une représentation synthétique de la variabilité des performances selon σ. On observe clairement que l'impact du bruit sur la précision de la localisation relative sans ancre. Pour des valeurs faibles de σ, par exemple $\sigma = 1$, les erreurs restent contenues, avec une médiane de $0.51\ \mathrm{m}$ et une moyenne de $0.52\ \mathrm{m}$. Cela reflète une estimation très précise dans un environnement faiblement bruité. Lorsque σ augmente, les erreurs médianes et moyennes augmentent également, traduisant une dégradation progressive de la précision. À $\sigma = 4$, les erreurs restent encore modérées (médiane $\approx 2.22\ \mathrm{m}$, moyenne $\approx 2.23\ \mathrm{m}$), illustrant une robustesse de l'approche face à un bruit modéré. Ce n'est qu'à partir de $\sigma \geq 7$ que la dégradation devient plus significative, avec une hausse plus marquée des erreurs et une dispersion croissante des performances selon les topologies.

On observe également que, pour toutes les valeurs de σ, la médiane et la moyenne des erreurs restent relativement proches. Cette proximité témoigne d'une distribution globalement symétrique des erreurs médianes, avec peu d'influence de valeurs extrêmes. Cette stabilité renforce l'idée que la méthode reste fiable dans une large plage de conditions, même en présence d'un bruit non négligeable.

Lorsque σ atteint des valeurs élevées, entre 7 et 10, les performances se dégradent sensiblement. Les erreurs médianes dépassent $5\ \mathrm{m}$ pour $\sigma = 7$, atteignant plus de $9.5\ \mathrm{m}$ pour $\sigma = 10$.

Les moyennes suivent une tendance similaire. Cette forte augmentation s'accompagne également d'une dispersion accrue, traduisant une plus grande variabilité inter-topologies. Ce comportement est attendu : un bruit lognormal plus intense altère davantage les mesures RSS, rendant l'estimation des distances inter-nœuds plus incertaine. Malgré cette détérioration, les résultats obtenus restent exploitables, surtout dans un contexte sans infrastructure où peu d'alternatives sont disponibles.

Tableau 5.1 : Valeurs des médianes et des moyennes pour différentes σ

σ	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Médiane [m]	0.51	0.95	1.54	2.22	3.03	3.97	5.19	6.58	8.11	9.8
Moyenne [m]	0.52	0.94	1.5	2.23	3.07	4.06	5.2	6.6	8.2	10.12

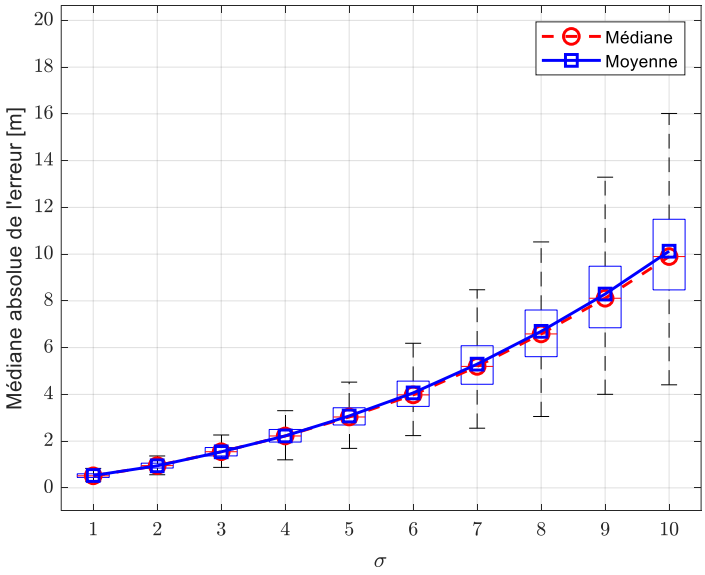


Figure 5.2 Répartition des erreurs en fonction du bruit lognormal, σ, pour un γ fixé.

5.3.2 IMPACT DE LA DENSITÉ SPATIALE DES NŒUDS SUR LA PRÉCISION DE L'ESTIMATION DES DISTANCES (EN 1D)

Dans cette sous-section, nous étudions l'influence de la densité linéaire des nœuds sur la précision de la localisation relative. La longueur du domaine de déploiement est maintenue constante, de sorte que faire varier le nombre de nœuds revient à faire varier directement leur densité. Ces deux

notions sont donc équivalentes dans le cadre de cette analyse. Le bruit lognormal est fixé à $\sigma = 3$, et l'analyse est conduite pour plusieurs valeurs de l'exposant de perte en chemin $\gamma = [3,\ 3.5,\ 4]$. Pour chaque configuration, le nombre de nœuds $\mathrm{N} = [90,\ 100,\ 110,\ 120,\ 130]$ est modifié, et la médiane ainsi que la moyenne des erreurs absolues sont calculées à partir de 1000 topologies. Les distributions de ces erreurs sont présentées dans les figures 5.3 à 5.5, ainsi que dans les tableaux 5.2 à 5.4.

Cas $\gamma = 3$

La figure 5.3 et le tableau 5.2 montrent la répartition des erreurs en fonction du nombre de nœuds et les valeurs des médianes et des moyennes respectivement pour $\gamma = 3$ en 1D avec une portée moyenne de $22\ \mathrm{m}$. Une augmentation du nombre de nœuds entraîne une réduction marquée des erreurs de localisation. La médiane passe de $2.14\ \mathrm{m}$ à $1.56\ \mathrm{m}$ (soit une baisse de $27\ \%$) et la moyenne de $2.27\ \mathrm{m}$ à $1.56\ \mathrm{m}$, traduisant une amélioration significative de la précision même sous une atténuation modérée.

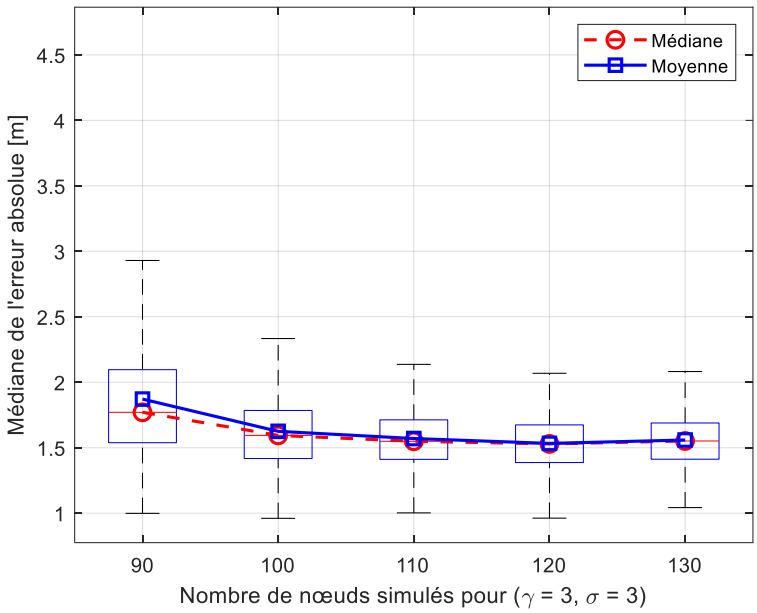


Figure 5.3 Répartition des erreurs en fonction du nombre de nœuds pour $\gamma = 3$.

Tableau 5.2 : Valeurs des médianes et des moyennes pour différents N, $\gamma = 3$

Nombre de nœuds	90	100	110	120	130
Médiane [m]	2.14	1.79	1.61	1.57	1.56
Moyenne [m]	2.27	1.87	1.65	1.58	1.56

Cas $\gamma = 3.5$

La figure 5.4 ainsi que le tableau 5.3 montrent les résultats en fonction du nombre de nœuds pour $\gamma = 3.5$ avec une portée moyenne de $14\ \mathrm{m}$. D'une façon similaire, nous observons une amélioration avec l'augmentation de N, bien que cette amélioration tende à se stabiliser au-delà de $\mathrm{N} = 110$. La médiane diminue de 1.01 à $0.84\ \mathrm{m}$, et la moyenne passe de 1.07 à $0.83\ \mathrm{m}$. Cela suggère que la précision se sature à partir d'une certaine densité, ce qui peut être lié à la structure spatiale ou à la redondance des informations.

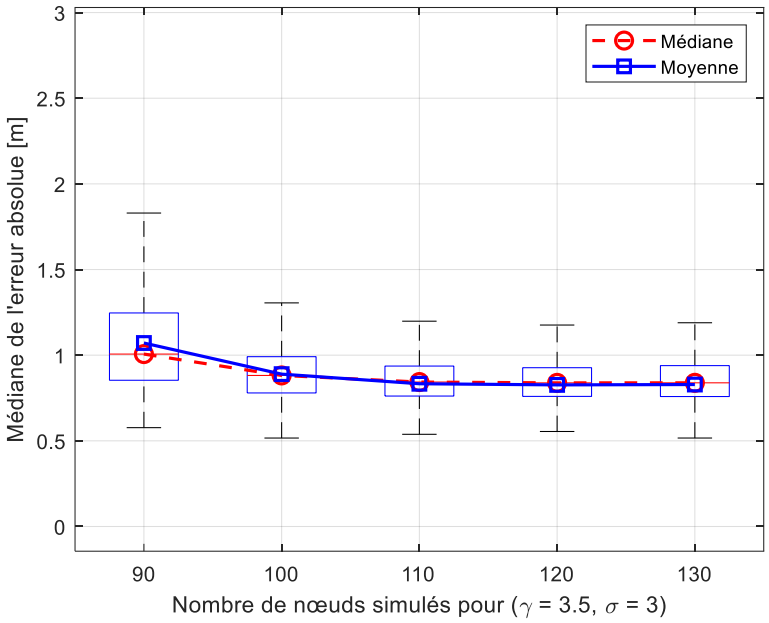


Figure 5.4 Répartition des erreurs en fonction du nombre de nœuds pour $\gamma = 3.5$.

Tableau 5.3 : Valeurs des médianes et des moyennes pour différentes N, $\gamma = 3.5$

Nombre de nœuds	90	100	110	120	130
Médiane [m]	1.01	0.88	0.84	0.84	0.84
Moyenne [m]	1.07	0.89	0.83	0.83	0.83

Cas $\gamma = 4$

Avec un γ plus élevé ($\gamma = 4$), l'effet de la densité devient encore plus manifeste. Le tableau 5.3 montre la diminution de la médiane de $0.82\,\mathrm{m}$ à $0.51\,\mathrm{m}$, pour une portée moyenne de $7\mathrm{m}$, soit une baisse de près de 38% et la moyenne suit une tendance similaire, diminuant de $0.83\,\mathrm{m}$ à $0.43\,\mathrm{m}$, soit une baisse de près de 48%. Cela indique que malgré une atténuation plus sévère, une densité de nœuds élevée permet de maintenir une bonne connectivité et la robustesse de la localisation.

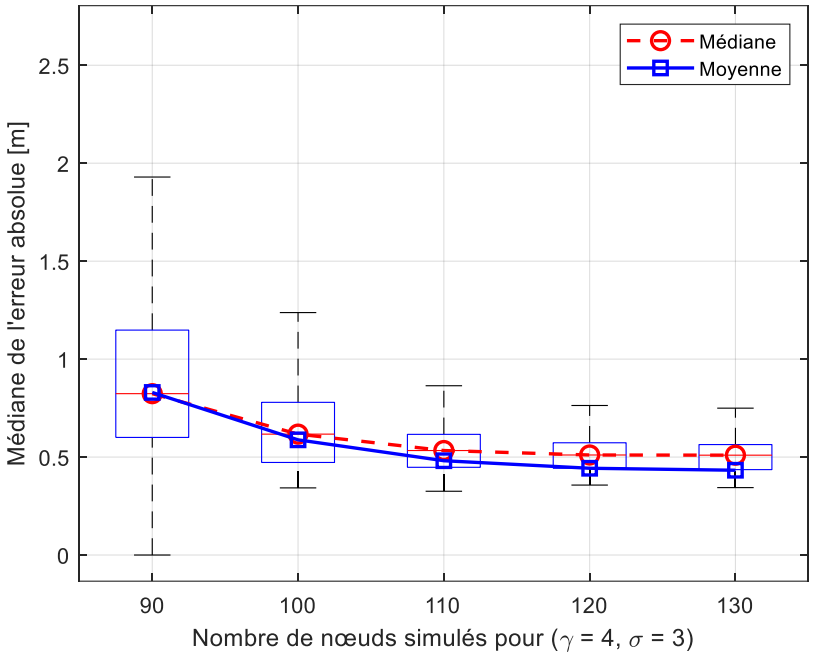


Figure 5.5 Répartition des erreurs en fonction du nombre de nœuds pour $\gamma = 4$.

Tableau 5.4 : Valeurs des médianes et des moyennes pour différentes N, $\gamma = 4$

Nombre de nœuds	**90**	**100**	**110**	**120**	**130**
Médiane [m]	0.82	0.62	0.53	0.51	0.51
Moyenne [m]	0.83	0.59	0.48	0.44	0.43

L'ensemble de ces résultats confirme l'efficacité de notre approche de localisation relative dans un espace unidimensionnel de $200\,\mathrm{m}$. Malgré la simplicité du modèle topologique, la méthode parvient à localiser les nœuds avec une erreur moyenne inférieure à $0.5\,\mathrm{m}$ dans les cas les plus

favorables, et ce même en présence de bruit lognormal ($\sigma = 3$). L'augmentation de la densité du réseau améliore systématiquement la précision, en réduisant les erreurs de localisation tant en moyenne qu'en médiane. Cela s'explique par une meilleure couverture spatiale et une redondance accrue des mesures RSS, qui renforcent la robustesse de l'estimation. La saturation observée dans certains cas (notamment pour $\gamma = 3.5$) suggère toutefois l'existence d'un seuil au-delà duquel l'ajout de nœuds n'apporte plus de gain significatif.

En résumé, ces simulations illustrent clairement la capacité de la méthode à produire des estimations précises dans un environnement 1D, tout en mettant en évidence le rôle crucial joué par la densité du réseau. L'amélioration de la précision avec l'augmentation du nombre de nœuds s'explique par la réduction de l'espacement moyen entre les nœuds adjacents, ce qui diminue la variance des erreurs d'estimation sur les sauts individuels. En 1D, où les chemins possibles sont limités par la topologie linéaire, une densification du réseau compense efficacement les incertitudes liées au bruit, renforçant ainsi la robustesse globale du système.

5.3.3 SENSIBILITE DE L'ESTIMATION DES DISTANCES A L'EXPOSANT DE PERTE EN CHEMIN (EN 1D)

Cette sous-section vise à évaluer la sensibilité de notre méthode de localisation relative à la variabilité du canal radio, modélisée par l'exposant de perte en chemin. Pour cela, le nombre de nœuds est fixé à $\mathrm{N} = 90$, le bruit lognormal est maintenu à $\sigma = 3$, et nous faisons varier γ sur l'intervalle $[3,\ 3.5,\ 4]$. Similairement, pour chaque configuration, 1000 topologies sont générées, et nous calculons la médiane des erreurs absolues pour chaque réalisation. La figure 5.6 illustre les distributions de ces valeurs médianes, et les statistiques globales extraites sont résumées dans le tableau 5.5.

Les simulations indiquent une nette amélioration de la précision lorsque γ augmente. La médiane des erreurs passe de $1.53\ \mathrm{m}$ à $\gamma = 3$ à $0.492\ \mathrm{m}$ à $\gamma = 4$, soit une réduction de plus de $67\ \%$. Cette amélioration s'explique par deux effets conjoints.

D'une part, un γ plus élevé accentue les variations du signal RSS en fonction de la distance, ce qui rend les mesures plus informatives pour l'estimation de la topologie relative. D'autre part, une atténuation plus forte réduit le rayon de communication, limitant le voisinage de chaque nœud à des connexions plus courtes. Cela diminue la présence de liaisons longues et peu fiables, et renforce la cohérence locale des mesures. On observe également que les erreurs sont moins dispersées lorsque γ augmente: elles se concentrent davantage autour de la médiane. Cela indique que la méthode fournit des résultats plus réguliers, avec moins d'écarts importants, et donc un comportement plus stable d'une topologie à l'autre.

Ces résultats confirment ainsi l'efficacité de notre méthode pour la localisation relative, en particulier dans des contextes où le canal présente une atténuation marquée. La méthode parvient à exploiter efficacement les informations disponibles dans les mesures RSS pour produire une topologie relative, sans recours à des ancres ou à des informations géométriques absolues.

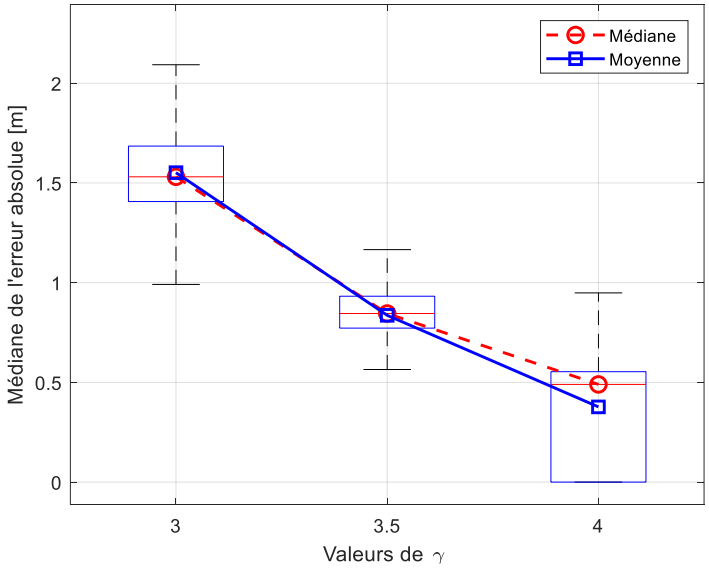


Figure 5.6 Répartition des erreurs en fonction du PLE.

Tableau 5.5 : Valeurs des médianes et des moyennes pour différentes γ

γ	**3**	**3.5**	**4**
Médiane [m]	1.53	0.84	0.49
Moyenne [m]	1.55	0.83	0.377

5.4 ANALYSE BIDIMENSIONNELLE DE L'APPROCHE PROPOSÉE

Dans le cadre du déploiement du réseau en deux dimensions, nous avons choisi d'adopter le modèle Nakagami-lognormal, qui permet une modélisation plus réaliste des conditions de propagation du signal dans des environnements complexes. Ce modèle reflète mieux les irrégularités et les variations de la propagation du signal, typiques des environnements réels. Cette orientation s'appuie sur une première étude publiée [122] dans laquelle nous avons analysé l'effet de l'évanouissement Nakagami-m sur l'approche CRSS, en comparaison avec le bruit lognormal. Cette étape préliminaire a permis de confirmer la pertinence de ce modèle mixte pour les environnements à forte variabilité. La figure 5.7 illustre la structure du réseau en 2D, avec des nœuds représentés par des points noirs et des lignes en pointillés symbolisant les connexions directes à un saut entre les nœuds voisins à un instant donné. Cette approche offre une vision plus précise de la connectivité du réseau dans un espace bidimensionnel. Ce modèle en 2D s'éloigne des représentations traditionnelles des zones de couverture en cercles parfaits, offrant une vision plus nuancée des défis environnementaux réels. Il capture mieux les variations de la propagation du signal, y compris les perturbations qui peuvent affecter la transmission des données. Il convient de souligner qu'une partie de ces simulations a été publiée dans une revue scientifique [123].

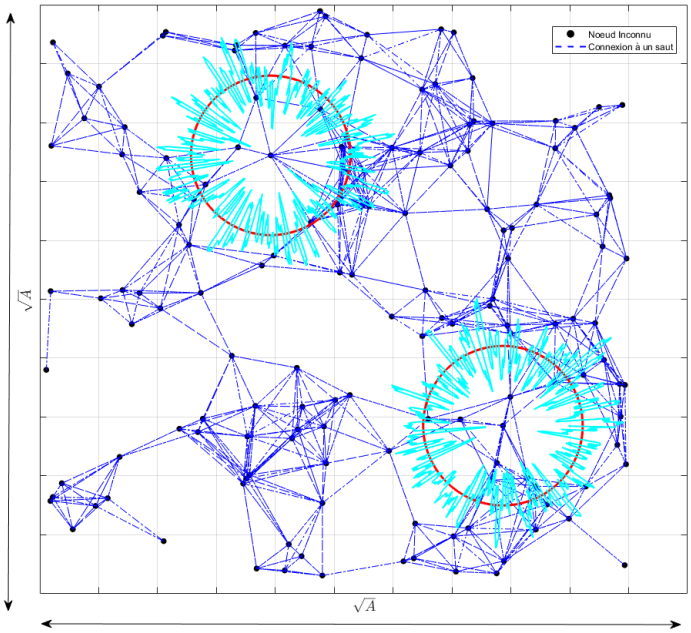


Figure 5.7 Réseau bidimensionnel avec l'effet du bruit.

Afin d'assurer une évaluation complète et cohérente de notre méthode de localisation relative, nous reprenons en 2D les mêmes étapes que celles menées précédemment en 1D. Plus précisément, nous considérons successivement trois scénarios :

- Variation du bruit lognormal (σ) avec un PLE fixe.
- Variation du nombre de nœuds N avec σ et PLE constants.
- Variation du PLE (γ) avec σ fixe.

Toutes les simulations sont réalisées en deux dimensions, dans une région carrée de $100 \times 100\,\mathrm{m}^2$. Le modèle de canal utilisé est Nakagami-lognormal, avec un facteur de forme Nakagami fixé à $\mathrm{m} = 2$, ce qui représente un environnement avec de trajets multiples et une variabilité lognormale superposée. Le choix de $\mathrm{m} = 2$ constitue un compromis largement adopté pour représenter un environnement modérément atténué, typique de scénarios avec une composante de ligne de visée partielle ou une propagation indoor. Ce choix permet ainsi de simuler un canal moins sévère que Rayleigh, mais toujours soumis à un effet de fading réaliste. Plusieurs travaux de la littérature ont adopté ou mesuré des valeurs proches de $\mathrm{m} = 2$: Kumar et Singh considèrent $\mathrm{m} = 2$ dans leur comparaison de capacité MIMO sous différents modèles de fading [124], tandis que le travail d'Oestges et al. rapporte des estimations de m comprises entre 1 et 3 lors de campagnes de mesures ; valeurs cohérentes avec $\mathrm{m} = 2$ pour un fading modéré [125].

5.4.1 INFLUENCE DU BRUIT LOGNORMAL SUR LA PRÉCISION DE L'ESTIMATION DES DISTANCES (EN 2D)

Dans cette sous-section, nous étudions l'influence l'étude de l'impact du bruit lognormal σ sur la précision de la localisation relative, en maintenant la valeur de PLE constante à $\gamma = 3$, tandis que σ varie de 1 à 10. Les simulations sont menées dans un carré de $100 \times 100\,\mathrm{m}^2$, avec 100 nœuds déployés. Le nombre de topologies testées est 1000.

Afin d'affiner l'analyse de l'impact du bruit lognormal sur la précision de la localisation relative, nous proposons de diviser l'étude en deux sous-ensembles de valeurs de σ : une première plage modérée$[1, \dots, 6]$, et une seconde couvrant des niveaux de bruit plus importants $[7, \dots, 10]$.

Deux raisons principales motivent cette séparation :

- D'une part, le comportement du système diffère significativement entre ces deux régimes. Lorsque σ est modéré (jusqu'à 6 dB), le bruit n'écrase pas totalement l'information portée par les mesures RSS, ce qui laisse une marge pour une estimation relativement fiable des distances. En revanche, au-delà de $\sigma = 6$, la composante aléatoire devient prépondérante, rendant l'estimation des distances et donc la localisation beaucoup plus incertaine.

- D'autre part, cette séparation permet une meilleure visualisation et interprétation des résultats : en isolant les cas fortement bruités, nous évitons d'aplatir les courbes et figures associées aux faibles valeurs de σ, ce qui facilite la comparaison des performances dans les régimes exploitables.

i. Plage modérée de $\sigma = [1, \dots, 6]$

Les résultats pour la première plage, présentés dans la figure 5.8, montrent une robustesse notable de la méthode. La médiane des erreurs absolues reste inférieure à $1\ \mathrm{m}$ pour $\sigma \leq 3$, et même si une légère dégradation apparaît à partir de $\sigma = 4$, les performances restent acceptables avec des médianes inférieures à $4\ \mathrm{m}$ jusqu'à $\sigma = 6$. Aussi, le tableau 5.6 illustre une concordance claire entre les médianes et les moyennes, ce qui confirme que la distribution des erreurs reste centrée sans être fortement influencée par des valeurs extrêmes. Cela renforce la fiabilité de la méthode dans les conditions de bruit modéré, $(\sigma \leq 5)$ et met en évidence une dégradation progressive lorsque le bruit devient important.

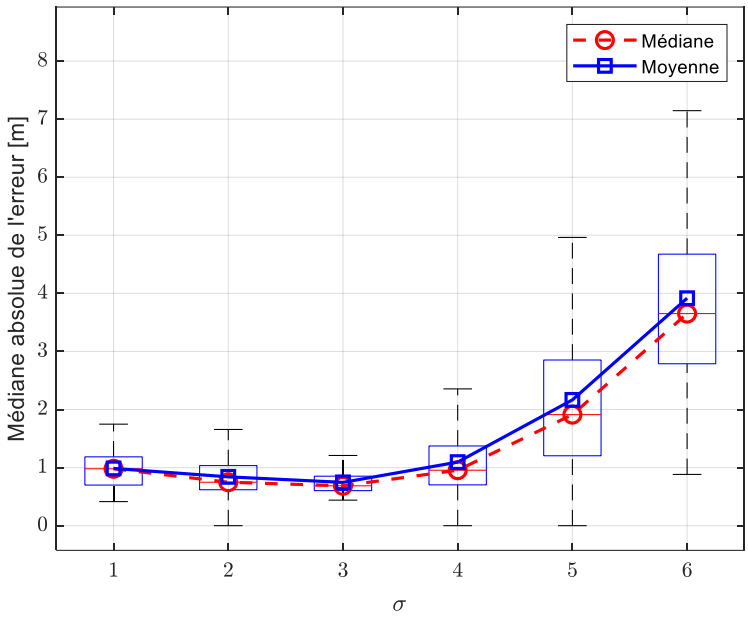


Figure 5.8 Répartition des erreurs en fonction de σ dans la plage modérée du bruit.

Tableau 5.6 : Valeurs des médianes et des moyennes - plage modérée du bruit (2D)

σ	1	2	3	4	5	6
Médiane [m]	0.852	0.708	0.703	0.911	2.120	3.869
Moyenne [m]	0.955	0.806	0.766	1.124	2.203	4.028

ii. Plage élevée de $\sigma = [7, \ldots, 10]$

Lorsque σ dépasse 6, l'influence du bruit devient prédominante et entraîne une augmentation marquée des erreurs de localisation. Le tableau 5.7 présente les valeurs des médianes et des moyennes pour cette plage de σ. À partir de $\sigma = 7$, nous observons une divergence croissante entre la médiane et la moyenne des erreurs, traduisant l'apparition de topologies où les erreurs sont particulièrement importantes. Ce phénomène est caractéristique d'une dégradation sévère de la précision sous l'effet du bruit. Malgré cela, jusqu'à $\sigma = 8$, les médianes restent relativement contenues, mais au-delà, la méthode devient nettement moins fiable pour les applications exigeant une haute précision.

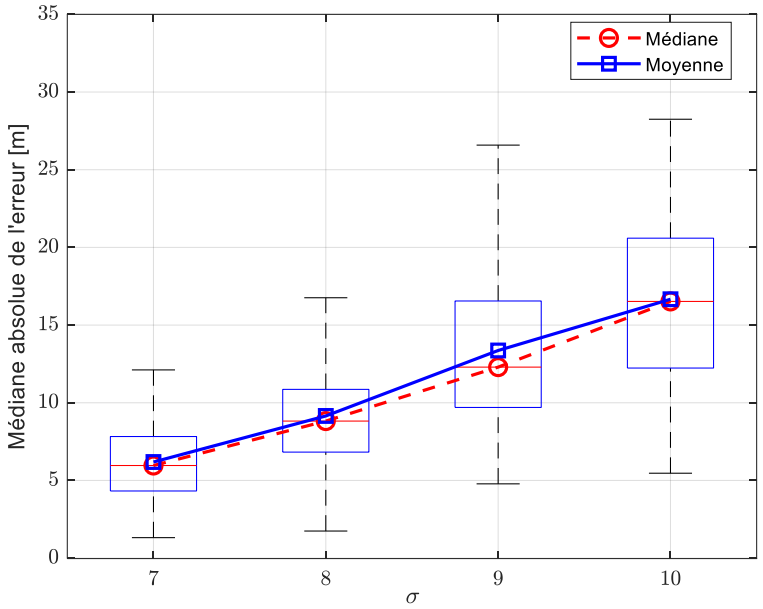


Figure 5.9 Répartition des erreurs en fonction de σ dans la plage élevée du bruit.

Tableau 5.7 : Valeurs des médianes et des moyennes - plage élevée du bruit (2D)

σ	**7**	**8**	**9**	**10**
Médiane [m]	5.96	8.82	12.2	16.5
Moyenne [m]	6.18	9.15	13.3	16.6

5.4.2 IMPACT DE LA DENSITE SPATIALE DES NŒUDS SUR LA PRECISION DE L'ESTIMATION DES DISTANCES (EN 2D)

Après avoir analysé l'effet du bruit (σ) sur la précision des estimations, nous étudions maintenant l'impact de la densité des nœuds dans un déploiement 2D. De même, la valeur de σ est fixée à 3, et l'analyse est conduite pour plusieurs valeurs de l'exposant de perte en chemin, $\gamma = [3,\ 3.5,\ 4]$, tandis que le nombre de nœuds N varie parmi les valeurs $[75, 80, 90, 100, 110]$.

Cas $\gamma = 3$

La figure 5.10 utilise les boîtes à moustaches pour présenter la distribution de la médiane des erreurs absolues obtenues sur 1000 topologies aléatoires pour chaque valeur de N choisie. Les résultats montrent une stabilité remarquable de la méthode :

- La médiane des erreurs demeure pratiquement constante autour de $0.7\mathrm{m}$.
- Les boites à moustaches indiquent une faible dispersion des erreurs autour de la médiane, traduisant une variabilité limitée au sein de la plage de simulation explorée.

Le tableau 5.8 résume les valeurs numériques des médianes et des moyennes pour chaque configuration, et montre une concordance entre les médianes et les moyennes. Sur le plan physique, l'augmentation de la densité de nœuds réduit la distance moyenne entre les voisins à un saut et augmente la connectivité du réseau, offrant ainsi davantage de chemins indépendants pour les estimations de position. Cette redondance spatiale compense efficacement les perturbations dues au bruit composite Nakagami-lognormal. Malgré la sévérité du modèle de bruit adopté, la précision atteint des valeurs remarquablement faibles (inférieures à 1 % de la taille caractéristique du réseau).

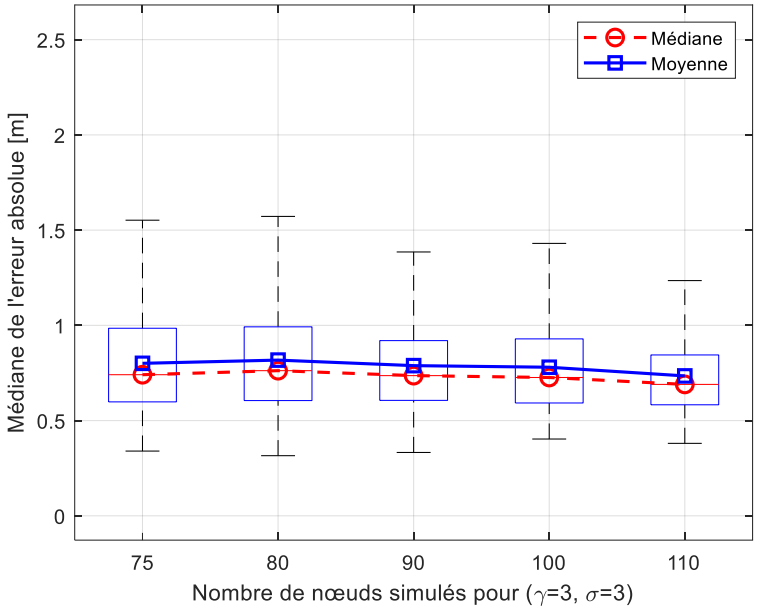


Figure 5.10 Répartition des erreurs en fonction du nombre de nœuds pour $\gamma = 3$ en 2D.

Tableau 5.8 : Valeurs des médianes et des moyennes pour différentes valeurs de nœuds (2D)

N	**75**	**80**	**90**	**100**	**110**
Médiane [m]	0.74	0.76	0.73	0.72	0.68
Moyenne [m]	0.8	0.81	0.788	0.78	0.73

Cas $\gamma = 3.5$

Afin d'assurer une interprétation fiable des résultats, seules les topologies connexes ont été prises en compte dans le calcul des erreurs de localisation. Un seuil minimal de connexité a été fixé à 30 %. Lorsque ce seuil n'est pas atteint pour une valeur de N donnée, les données correspondantes ne sont pas représentées sur la figure 5.11, et la case est laissée vide. Ce choix méthodologique vise à éviter de tirer des conclusions biaisées à partir d'un échantillon trop restreint et non représentatif, malgré la présence éventuelle de valeurs numériques (moyenne ou médiane) pour ces cas.

Dans ce scénario, les résultats obtenus montrent un comportement distinct, fortement influencé par la connectivité du réseau. En effet, pour les plus faibles densités de nœuds ($\mathrm{N} = 75,\ 80$), le pourcentage de topologies connexes reste inférieur au seuil requis, rendant les statistiques non représentatives. À partir de $\mathrm{N} = 90$, la proportion de topologies connexes devient suffisante pour permettre une évaluation fiable. La médiane des erreurs atteint alors $0.319\ \mathrm{m}$ et la moyenne $0.286\ \mathrm{m}$, reflétant à la fois une amélioration de la connectivité du réseau et une dispersion modérée des erreurs de localisation.

Cas $\gamma = 4$

Dans ce scénario plus contraignant, défini par un coefficient d'atténuation $\gamma = 4$, les résultats, présentés dans la figure 5.12, mettent en évidence une proportion très faible de topologies connexes pour les densités de nœuds élevées (pour $\mathrm{N} = 175$ et $\mathrm{N} = 180$ par exemple). En effet, le pourcentage de topologies connexes y reste inférieur au seuil de $30\ \%$, rendant les statistiques de localisation non représentatives. À partir de $\mathrm{N} = 190$, la proportion de topologies connexes devient suffisante pour permettre une évaluation fiable. Les erreurs absolues médianes se stabilisent autour de $0.27\ \mathrm{m}$, et les moyennes autour de $0.29\ \mathrm{m}$, traduisant une performance relativement stable.

L'ensemble des résultats met en évidence un lien fort entre la densité de nœuds et la faisabilité de la localisation dans des réseaux soumis à des pertes de trajet sévères. Pour un environnement modérément atténué ($\gamma = 3$), la méthode conserve une précision remarquable, quasi indépendante du nombre de nœuds. En revanche, lorsque l'atténuation augmente ($\gamma = 3.5$ puis $\gamma = 4$), une densité minimale devient indispensable pour garantir un nombre suffisant de topologies connexes et permettre une localisation exploitable.

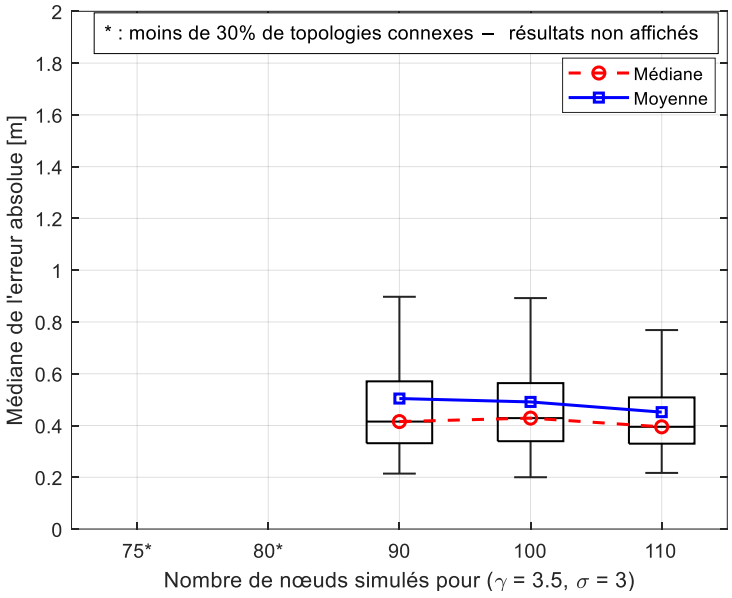


Figure 5.11 Répartition des erreurs en fonction du nombre de nœuds pour $\gamma = 3.5$ en 2D.

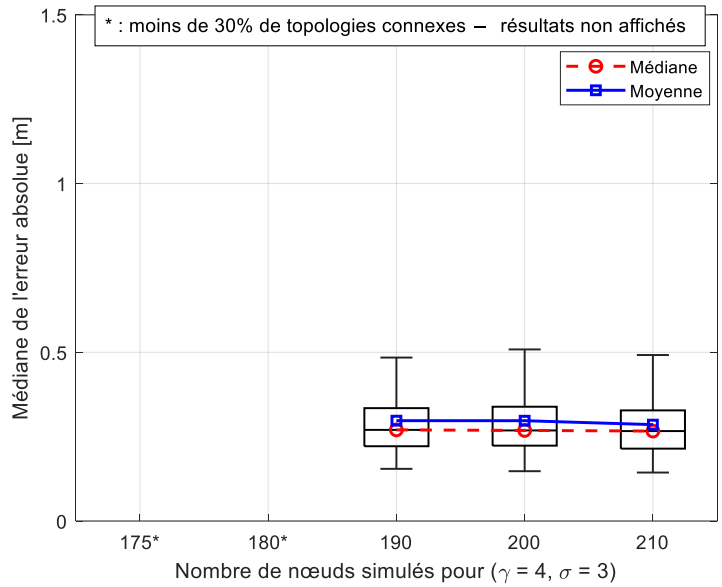


Figure 5.12 Répartition des erreurs en fonction du nombre de nœuds pour $\gamma = 4$ en 2D.

Ces observations soulignent l'importance de la conception du réseau en fonction de l'environnement, et la nécessité d'ajuster la densité de déploiement afin d'assurer à la fois la connectivité et la précision des estimations.

5.4.3 SENSIBILITÉ DE L'ESTIMATION DES DISTANCES À L'EXPOSANT DE PERTE EN CHEMIN (EN 2D)

Dans cette sous-section, nous étudions l'impact de γ sur la précision de la localisation. Pour isoler cet effet, le nombre de nœuds est fixé à $\mathrm{N} = 190$, une valeur pour laquelle plus de 30 % des topologies générées sont connexes, assurant ainsi la représentativité statistique des résultats.

Les simulations sont conduites pour trois valeurs croissantes de $\gamma = [3,\ 3.5,\ 4]$, sous un bruit composite caractérisé par $\sigma = 3$ et $\mathrm{m} = 2$. Les résultats sont présentés sous forme de boîtes à moustaches (figure 5.13), accompagnés des statistiques résumées dans le tableau 5.9. Ceci révèle une amélioration progressive de la précision de localisation à mesure que γ augmente :

- La médiane de l'erreur absolue diminue de $0.627\ \mathrm{m}$ à $0.258\ \mathrm{m}$.
- La moyenne suit une tendance similaire, passant de $0.668\ \mathrm{m}$ à $0.308\ \mathrm{m}$.

Cette amélioration s'explique par le fait qu'un γ plus élevé induit une atténuation plus marquée du signal avec la distance. Par conséquent, les différences de puissance reçue deviennent plus significatives entre les nœuds, ce qui améliore la résolution spatiale du modèle de propagation utilisé pour l'estimation des distances inter-nœuds. En d'autres termes, le lien entre l'intensité du signal et la distance devient plus discriminant, facilitant ainsi la reconstruction des positions relatives.

Cependant, cette amélioration a une limite : un γ trop élevé peut, en contrepartie, accroître les risques de non-connectivité si la densité de nœuds est insuffisante. Ce compromis souligne l'importance de calibrer conjointement la densité et le modèle de propagation en fonction des contraintes physiques de l'environnement.

Tableau 5.9 : Valeurs des médianes et des moyennes pour différentes valeurs de γ (2D)

γ	**3**	**3.5**	**4**
Médiane [m]	1.53	0.84	0.49
Moyenne [m]	0.66	0.41	0.30

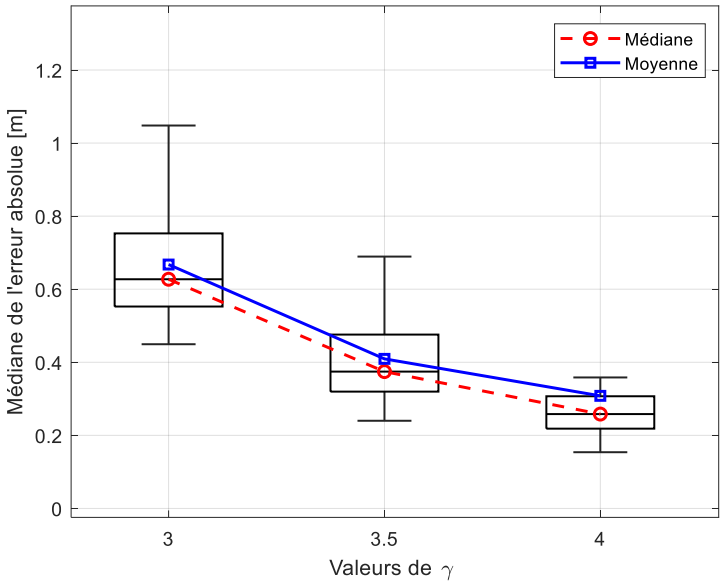


Figure 5.13 Répartition des erreurs en fonction du PLE pour le déploiement de 190 nœuds

5.5 ANALYSE COMPARATIVE DES PERFORMANCES DE CRSSA FACE AUX MÉTHODES DE LOCALISATION SANS ANCRE

Afin d'évaluer les performances de notre approche CRSSA dans le contexte des techniques de localisation sans ancre de référence, nous la comparons à trois méthodes alternatives issues de la littérature : la technique de Shah et al. [126], l'algorithme SFO [127], et la méthode EAFLA [128]. Ces trois approches ont été sélectionnées pour leur représentativité des grandes catégories de techniques de localisation sans ancre : méthode purement RSS (Shah et al.), méthode hybride avec optimisation méta-heuristique (SFO), et méthode structurée en *clustering* (EAFLA).

- Technique de Shah et al.

Shah et al. ont proposé une méthode de localisation basée sur un algorithme d'ordonnancement à accès multiple par répartition dans le temps TDMA (*Time Division Multiple Access*). Dans cette approche, chaque nœud diffuse périodiquement un message de balise contenant son identifiant unique, permettant ainsi aux nœuds voisins de mesurer l'intensité du signal reçu (RSS). Les valeurs de RSS sont ensuite converties en distances à l'aide d'un modèle de propagation du signal.

Bien que simple à mettre en œuvre, cette méthode reste sensible aux variations du RSS dues aux phénomènes d'atténuation, de bruit, et de multi-trajets, ce qui peut altérer la précision des estimations, notamment dans des environnements complexes.

- Algorithme SFO

L'algorithme SFO (*Sunflower Optimization*) repose sur une combinaison de l'algorithme DV-Hop et d'une optimisation méta-heuristique inspirée de la dispersion des graines de tournesol. Contrairement à la méthode de Shah et al., SFO n'utilise pas directement les valeurs de RSS, mais s'appuie sur les distances exprimées en nombre de sauts de DV-Hop pour estimer les positions des nœuds. Une fonction objectif guide alors la recherche des positions optimales.

Cette stratégie permet d'améliorer la précision, mais la qualité des résultats dépend fortement du réglage des paramètres d'optimisation et de la densité du réseau, ce qui peut limiter la robustesse dans des conditions variables.

- Méthode EAFLA

L'EAFLA (*Efficient Anchor-Free Localization Algorithm*) est une approche de localisation sans ancre qui s'appuie sur le protocole de clustering LEACH (*Low-Energy Adaptive Clustering Hierarchy*) [129], qui vise à prolonger la durée de vie du réseau en organisant les nœuds en clusters dirigés par des têtes de cluster élues de manière probabiliste. Chaque tête de cluster sert de référence locale pour estimer la position relative des nœuds de son groupe. L'estimation des distances inter-nœuds repose sur les mesures RSSI lorsque la communication directe est possible ; dans le cas contraire, elle est complétée par le modèle géométrique de Kleinrock et Silvester [71]. L'algorithme applique ensuite le théorème d'Al-Kashi pour calculer les positions relatives.

Bien que cette approche permette une estimation relativement robuste avec une consommation énergétique réduite, elle repose sur une structure de clustering pouvant ne pas être adaptée à tous les types de topologies de réseaux.

- Positionnement de CRSSA par rapport à ces trois approches existantes

Notre approche CRSSA diffère des trois méthodes précédentes par sa capacité à exploiter conjointement les paramètres de propagation du canal et l'information de connectivité pour améliorer l'estimation des distances inter-nœuds. Contrairement aux approches de Shah et al. et d'EAFLA,

fondées uniquement sur le RSS, CRSSA utilise à la fois le RSS et la structure de connectivité du réseau, ce qui lui confère une meilleure robustesse face aux fluctuations du canal. De plus, à l'inverse de SFO, notre approche ne repose pas sur une optimisation méta-heuristique, réduisant ainsi la dépendance aux conditions initiales et assurant une convergence plus stable. CRSSA se positionne ainsi comme une solution équilibrée, combinant précision et robustesse.

- Analyse comparative des performances

L'analyse porte sur un ensemble de 1000 topologies, avec un modèle de propagation Nakagami-lognormal paramétré par $\sigma = 3, \mathrm{m} = 2$ et $\gamma = 3$. La médiane de l'erreur absolue est calculée sur l'ensemble des topologies, conformément aux analyses précédentes La figure 5.14 illustre ces performances à l'aide de boîtes à moustaches, qui permettent une comparaison visuelle claire entre les différentes approches. De même, le tableau 5.10 récapitule les valeurs des médianes et des moyennes obtenues de ces distributions.

Tableau 5.10 : Valeurs des médianes et des moyennes pour les différentes approches

Approche	**SFO**	**SHAH et al.**	**EAFLA**	**CRSSA**
Médiane [m]	0.9251	1.5519	1.3840	**0.3149**
Moyenne [m]	0.9234	1.5582	1.3419	**0.3201**

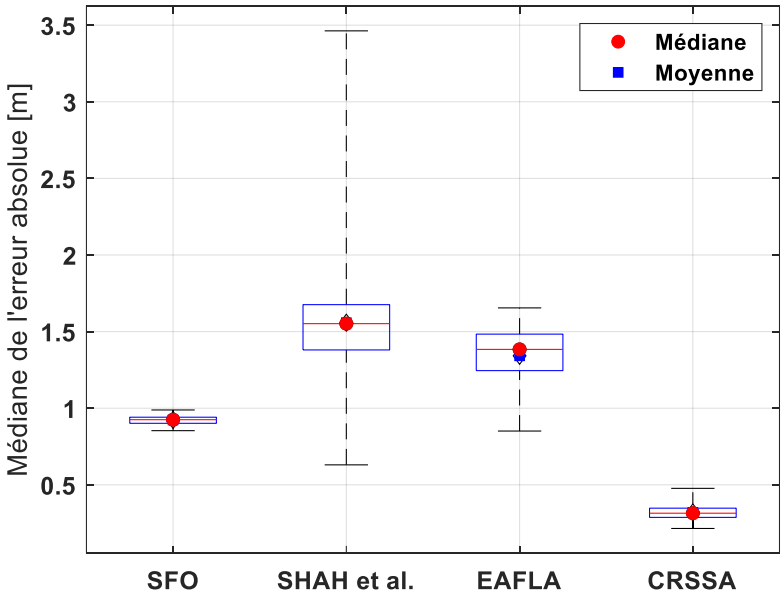


Figure 5.14 Distribution des erreurs de localisation : CRSSA vs. autres méthodes.

Ces résultats mettent en évidence la supériorité claire de CRSSA en termes de précision de localisation. Notre méthode atteint la plus faible médiane d'erreur absolue, surpassant nettement les trois autres approches. Plus précisément, CRSSA permet une amélioration de 66 % par rapport à la méthode SFO, qui représentait jusque-là la plus performante parmi les références sélectionnées.

L'ensemble des résultats comparatifs démontre que l'approche CRSSA constitue une solution robuste, précise et adaptée à la localisation relative dans les réseaux de capteurs sans ancre. Contrairement aux approches fondées uniquement sur le RSS ou sur des heuristiques globales, CRSSA tire parti des structures locales du réseau pour améliorer l'inférence des distances, sans recourir à des mécanismes d'ancrage ou à des processus d'optimisation sensibles aux conditions initiales Elle surpasse les autres méthodes pour nos hypothèses de travail.

5.6 MISE À L'ÉPREUVE POUR DES DONNÉES RÉELLES ISSUES DE LA LITTÉRATURE

Afin d'évaluer les performances de notre approche proposée dans un contexte réaliste, une mise à l'épreuve a été réalisée à partir de données réelles issues de la littérature.

5.6.1 COLLECTE DES DONNÉES

L'ensemble de données utilisé dans cette étude provient du dépôt « *Additional TAU datasets for Wi-Fi fingerprinting-based positioning* », disponible sur Zenodo [130] (*E.S. Lohan et al., "Additional TAU datasets for Wi-Fi fingerprinting-based positioning", 10.5281/zenodo.3819917*). Ces données ont été collectées dans un bâtiment universitaire situé à Tampere, en Finlande, où la propagation est considérée dans un environnement confiné. La collecte a été réalisée à l'aide d'une application Android développée en Java sous Android Studio 2.2.3, connectée à un serveur basé sur Google Cloud.

5.6.2 ENVIRONNEMENT ET CONDITIONS DE MESURE

Les mesures ont été réalisées dans un bâtiment universitaire de cinq étages situés à Tampere, en Finlande (23,85580° N, 61,44585° E), d'une superficie d'environ 22 570 m² (208 m de longueur pour 108 m de largeur). L'immeuble abrite plusieurs grandes salles de cours, des salles plus petites réparties sur les deux premiers étages, ainsi que de nombreux bureaux et salles de réunion sur l'ensemble des niveaux. Les plans d'étage et des exemples de l'environnement intérieur sont présentés aux figures 5.15 et 5.16 respectivement.

Ces données ont été collectées par des volontiers à l'aide de différents appareils Android, en se déplaçant de manière aléatoire dans différentes zones du bâtiment. Les mesures ont été effectuées uniquement à quatre des cinq étages, le sous-sol n'étant pas accessible. Les mesures de signal Wi-Fi ont été enregistrées dans les bandes de fréquence 2.4 GHz et 5 GHz. Chaque appareil utilisateur a enregistré tous les niveaux RSS détectés dans son environnement.

La configuration architecturale du bâtiment influence de manière significative la propagation des signaux Wi-Fi. Les murs porteurs en béton armé, les cloisons en plâtre ou en verre, les planchers en béton et les fenêtres à double vitrage contribuent à l'atténuation, à la réflexion et à la diffusion des ondes radio. Ces effets doivent être pris en compte dans l'analyse des mesures RSS, notamment pour l'estimation des distances inter-nœuds. En particulier :

- Murs en béton armé : Obstacles majeurs générant des pertes de signal importantes.
- Cloisons en plâtre ou en verre : Induisent une atténuation modérée et des réflexions variables.
- Fenêtres à double vitrage isolant : Réduisent la transmission des signaux entre les espaces.
- Planchers en béton armé : Limitent la propagation verticale, affectant les communications inter-étages.

5.6.3 CONTENU DES FICHIERS DE DONNÉES

Le jeu de données utilisé, nommé *Database_Building01*, se compose de deux sous-ensembles : les mesures de la carte radio (*Radio Map*) et les données d'évaluation (*Evaluation*), chacune étant constituée de fichiers distincts.

Radio Map (rm)

Les fichiers de type Radio Map fournissent des mesures prises sur une grille de points de référence bien définis dans le bâtiment. Ils sont essentiels pour l'estimation des distances entre nœuds, car ils offrent les valeurs de RSS en dBm mesurées à des positions fixes.

- rm_rss.csv (3116 lignes, 652 colonnes) : Ce fichier contient les valeurs de RSS mesurées à différents emplacements du bâtiment. Chaque ligne correspond à une mesure à un emplacement spécifique, tandis que chaque colonne représente un point d'accès Wi-Fi (AP). Les valeurs indiquent la puissance du signal reçu pour chaque AP. Une valeur de 100 indique l'absence de détection du signal pour un AP particulier.
- rm_crd.csv (3116 lignes, 3 colonnes) : Ce fichier contient les coordonnées spatiales des emplacements des mesures RSS, avec des colonnes pour les coordonnées x (m), y (m), et l'étage où la mesure a été effectuée.

Évaluation (eval)

Les fichiers de type Évaluation contiennent des mesures prises de manière aléatoire dans le bâtiment, en dehors de la grille de référence.

- eval_rss.csv (7269 lignes, 652 colonnes) : Ce fichier présente les valeurs de RSS mesurées à des emplacements aléatoires dans le bâtiment. Comme dans le fichier rm_rss.csv, une valeur de 100 indique l'absence de détection du signal pour un AP particulier.
- eval_crd.csv (7269 lignes, 3 colonnes) : Ce fichier contient les coordonnées spatiales des emplacements des mesures RSS, avec les colonnes pour x (m), y (m), et l'étage de chaque mesure.

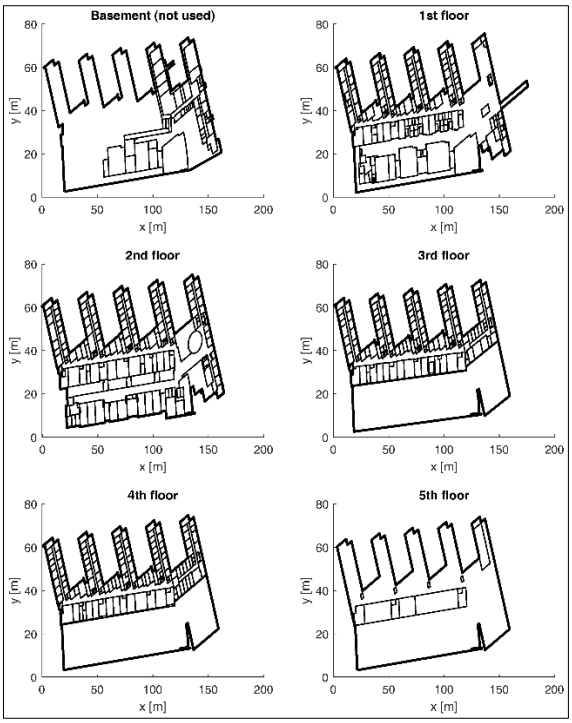


Figure 5.15 Plans des étages du bâtiment universitaire [131].



Figure 5.16 Environnement des mesures [131].

(a) Couloir principal vu du deuxième étage ; (b) couloir cloisonné par des vitres au 4e étage ; (c) espace restaurant au premier étage ; (d) couloir reliant différents espaces de bureaux au 3e étage.

5.6.4 ADAPTATION DES MESURES RSS POUR L'EVALUATION DE L'APPROCHE

Afin d'adapter les mesures RSS aux besoins de notre étude, nous avons mis en place un processus de sélection et d'estimation visant à reconstruire une topologie approximative des nœuds à partir de données en libre accès. À partir des fichiers de coordonnées, nous savons que les mesures ont été réalisées à différents étages. Pour garantir la cohérence spatiale dans notre analyse, nous avons restreint notre étude à un seul niveau : un étage spécifique est sélectionné, et seules les positions associées à cet étage sont conservées. Cela nous permet d'extraire une sous-matrice de RSS correspondant uniquement aux mesures effectuées à ce niveau.

Dans cette sous-matrice, chaque colonne représente un AP, et chaque ligne correspond à une position de mesure. Afin d'estimer la position spatiale de chaque AP, nous avons identifié, pour chaque colonne, la position où le RSS est maximal. Cette valeur maximale est interprétée comme un indicateur fort de proximité, et la position correspondante est considérée comme une estimation de la localisation de l'AP. Pour assurer la fiabilité de l'analyse, seuls les AP dont le RSS maximal se situe entre −45 dBm et −30 dBm sont retenus, ce qui garantit une qualité de lien suffisante tout en excluant les mesures peu significatives [132], [133].

Une fois les positions des AP identifiées, nous avons, pour chaque AP, examiné les RSS enregistrés à la position où son propre RSS est maximal. À cette position spécifique, nous avons relevé les puissances reçues des autres AP visibles, ce qui nous a permis d'extraire de la matrice RSS les valeurs correspondant uniquement aux liens entre les AP sélectionnés. En répétant cette procédure pour l'ensemble des AP retenus, nous avons ainsi reconstruit une carte approximative des connexions entre ces nœuds, qui constitue la base de l'estimation des distances inter-nœuds dans notre étude de localisation sans ancre.

Dans les mesures collectées par les auteurs, certains AP ont été détectés avec un RSS maximal inférieur à $-85\,\mathrm{dBm}$ et n'apparaissent que sur très peu de points de mesure. Ces AP sont donc peu représentatifs du réseau pour la localisation. Pour se concentrer sur les AP les plus régulièrement détectés, un seuil de $-75\,\mathrm{dBm}$ a été utilisé, ne retenant que les AP présents sur plusieurs points.

5.6.5 VISUALISATION ET ANALYSE DES DISTANCES ESTIMÉES

À l'issue du processus de sélection décrit précédemment, nous avons identifié un nombre de AP répondant à nos critères. Ces AP ont été considérés comme les nœuds d'un réseau de capteurs, et la matrice de RSS associée a été extraite pour représenter les liens entre eux. Chaque valeur de cette matrice correspond à une puissance reçue entre deux AP, mesurée à la position où l'un d'eux présente un maximum de signal.

Pour illustrer l'application de notre approche dans différents contextes topologiques, nous avons mené une analyse comparative des distances inter-nœuds estimées pour trois étages du bâtiment. Pour chaque étage, deux jeux de données ont été exploités : les mesures sur grille (*Radio Map*) et les mesures d'évaluation (*Evaluation Data*). Chaque étage est traité séparément de manière à préserver l'homogénéité des conditions de propagation qui lui sont propres. Cette stratégie permet d'observer comment la précision de l'estimation évolue selon les variations structurelles internes au bâtiment.

Étant donné le nombre limité de nœuds, et donc de paires inter-nœuds, il a été possible de comparer directement les distances estimées, obtenues à partir de l'approche CRSS, aux distances réelles calculées à partir des coordonnées estimées des nœuds. Pour chaque étage, nous présentons une figure sous forme d'histogramme, où chaque paire est représentée par deux barres juxtaposées : l'une indique la distance réelle, l'autre la distance estimée dans les figures 5.17 et 5.18. Cette représentation permet une comparaison visuelle explicite entre les deux mesures, mettant en évidence les écarts éventuels. Bien que certaines estimations présentent des divergences plus marquées, les ordres de grandeur sont globalement respectés, ce qui renforce la crédibilité de l'approche adoptée pour la reconstruction des distances inter-nœuds. En complément, une boite à moustaches de l'erreur absolue a été tracée afin d'évaluer la précision de l'estimation et la variabilité des erreurs absolues.

Des indicateurs statistiques (médiane, moyenne et 75^{e} percentile de l'erreur absolue) sont regroupés dans le tableau 5.11, et montrés dans la figure 5.19. Le tableau mentionne également le nombre de points d'accès (AP) retenus dans chaque cas, ce qui permet de contextualiser la densité

et la richesse des données disponibles pour chaque étage. L'ensemble de ces résultats offre une vue d'ensemble claire de la précision de l'approche CRSS dans différents contextes topologiques, tant sur les mesures sur grille que sur les mesures d'évaluation.

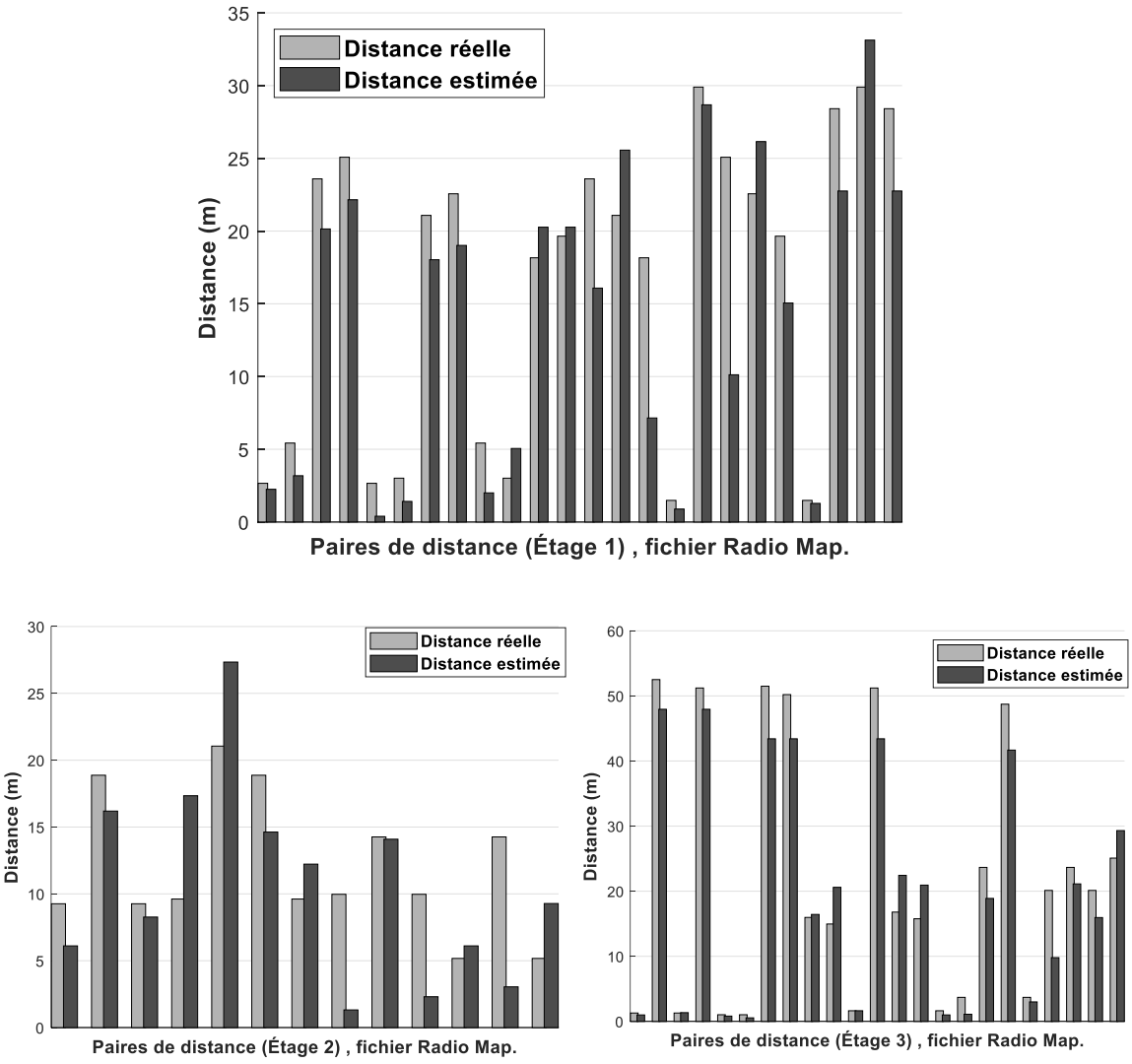


Figure 5.17 Comparaison des distances réelles et estimées entre les nœuds (fichier Radio Map).

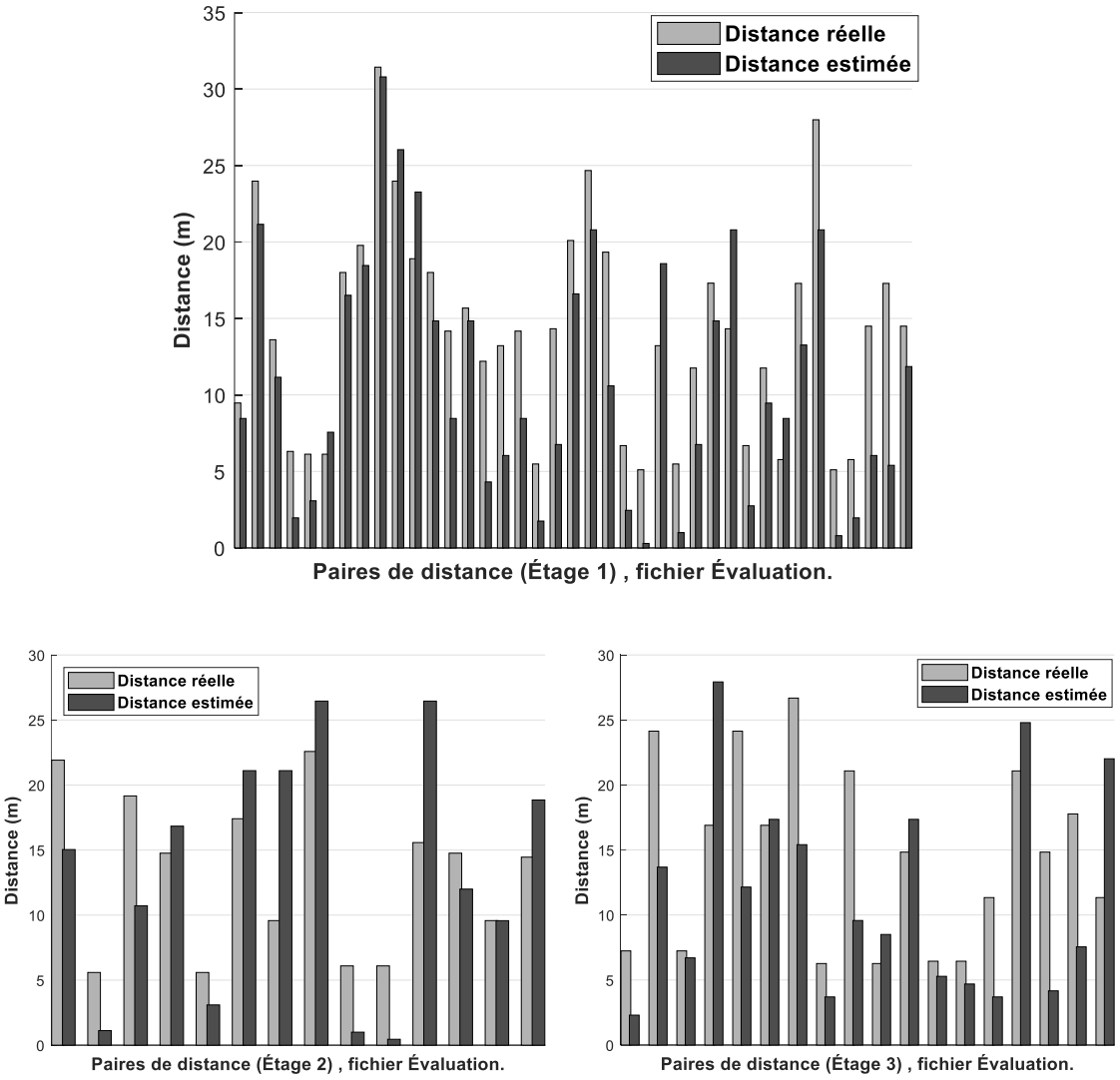


Figure 5.18 Comparaison des distances réelles et estimées entre les nœuds (fichier Évaluation).

Les résultats confirment une performance stable de l'approche, avec une majorité d'estimations présentant des erreurs absolues plutôt modérées. Pour l'étage 1, la médiane d'erreur est de $4.33\,\mathrm{m}$ dans le cas des mesures sur grille, et s'améliore à $3.77\,\mathrm{m}$ pour les données d'évaluation, suggérant une bonne capacité d'adaptation de la méthode même lorsque les points ne sont pas alignés sur une grille régulière. Des tendances similaires sont observées aux étages 2 et 3, avec des médianes allant de $2.3\,\mathrm{m}$ à $4.9\,\mathrm{m}$.

.

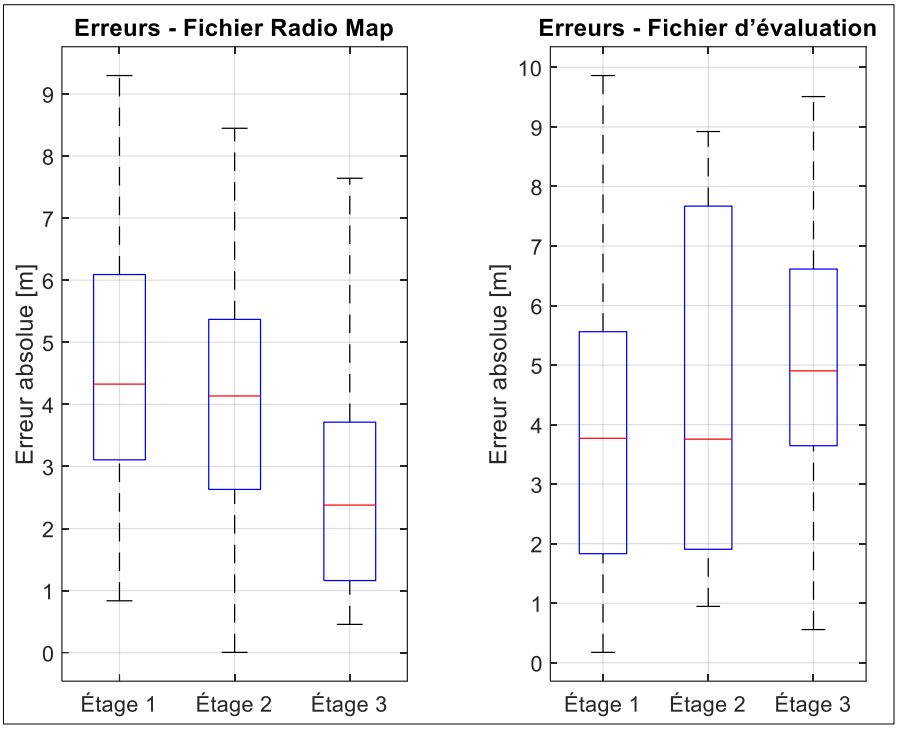


Figure 5.19 Distribution des erreurs par étage.

Tableau 5.11 : Valeurs des médianes et des moyennes pour les différents étages

Étage	Type de données	Nombre d'AP	Médiane (m)	Moyenne (m)	75e perc. (m)
1	Mesures sur grille	20	4.33	4.68	6.09
1	Évaluation	31	3.77	4	5.5
2	Mesures sur grille	21	4.13	4.15	5.36
2	Évaluation	25	3.7	4.33	7.6
3	Mesures sur grille	17	2.3	2.75	3.7
3	Évaluation	20	4.9	5.16	6.61

La moyenne des erreurs reste généralement proche de la médiane, indiquant une distribution relativement symétrique. Néanmoins, certains cas, comme les données d'évaluation à l'étage 2, révèlent une dispersion plus marquée (moyenne de $4.33\,\mathrm{m}$ contre une médiane de $3.7\,\mathrm{m}$). Cette variabilité reste néanmoins contenue, comme le montrent les 75^{e} percentiles, qui ne dépassent pas $7.6\,\mathrm{m}$, même dans les cas les plus extrêmes.

Ces résultats traduisent l'efficacité et la généricité de l'approche CRSS, malgré l'absence de positions d'ancrage explicites et la nature indirecte des données utilisées. Le bon alignement entre les métriques centrales (médiane et moyenne) dans plusieurs cas vient appuyer la fiabilité de l'estimation des distances inter-nœuds sur l'ensemble des étages analysés.

5.7 CONDITIONS D'APPLICABILITÉ DE LA MÉTHODE

Malgré les performances de l'approche CRSS dans la majorité des cas étudiés, certaines configurations topologiques révèlent des limites. Ces dernières ne proviennent ni d'erreurs de mesure ni de défauts inhérents au modèle de propagation, mais découlent plutôt de la structure du réseau lui-même. Cette sous-section présente deux principales limitations, étudiées en simulations.

i. Réseau trop densément connecté

Une première situation critique survient lorsque les nœuds du réseau sont fortement connectés entre eux, c'est-à-dire que chaque nœud possède un lien RSS valide avec la quasi-totalité des autres. Ce cas se traduit par une matrice de connectivité presque complète. Par exemple, en simulant un réseau avec un $\gamma = 2.1$, on observe des erreurs importantes, dépassant parfois 18 mètres (figure 5.20), malgré une topologie qui pourrait sembler favorable. Cette contre-performance est directement liée au taux de connectivité du réseau, défini comme le rapport entre le nombre de connexions actives et le nombre total de connexions possibles. Lorsque ce taux dépasse 85 à 90 %, les valeurs de RSS deviennent peu discriminantes, car les distances réelles entre les nœuds sont trop semblables. L'algorithme CRSS peine alors à reconstruire des gradients de distance fiables, compromettant la géométrie relative estimée du réseau.

ii. Nombre de nœuds insuffisant

Une seconde situation se manifeste lorsque le réseau est constitué d'un nombre trop faible de nœuds. Dans ces conditions, la structure du graphe manque de complexité, ce qui fragilise l'inférence des distances. Lors de tests menés avec des sous-ensembles restreints (par exemple, moins de six nœuds), les erreurs d'estimation deviennent significatives (figure 5.21), indépendamment du modèle de propagation utilisé. Ce résultat met en évidence l'importance d'un

certain seuil de redondance dans les connexions pour assurer la stabilité du processus d'optimisation. Ces cas soulignent qu'une estimation fiable des distances inter-nœuds nécessite une diversité topologique suffisante, un nombre minimal de nœuds, et une infrastructure de communication adéquate.

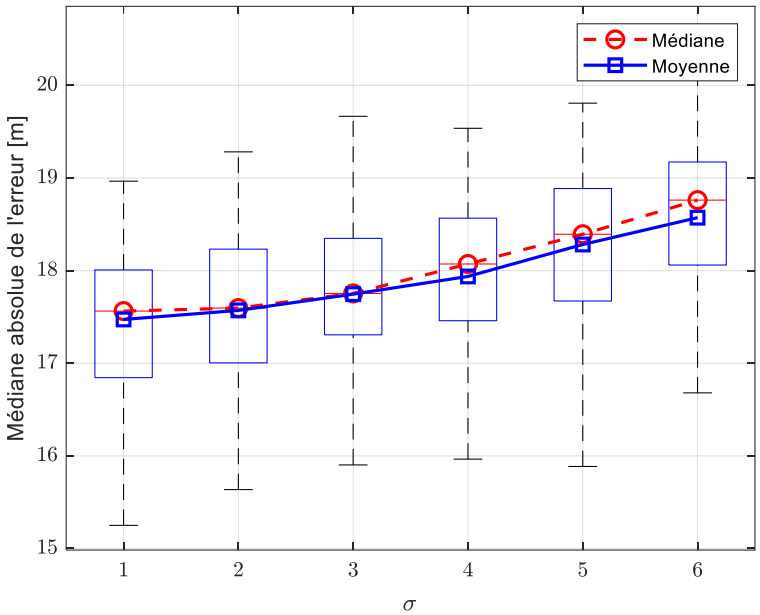


Figure 5.20 Performance dégradée avec $\gamma = 2.1$ et $N = 100$.

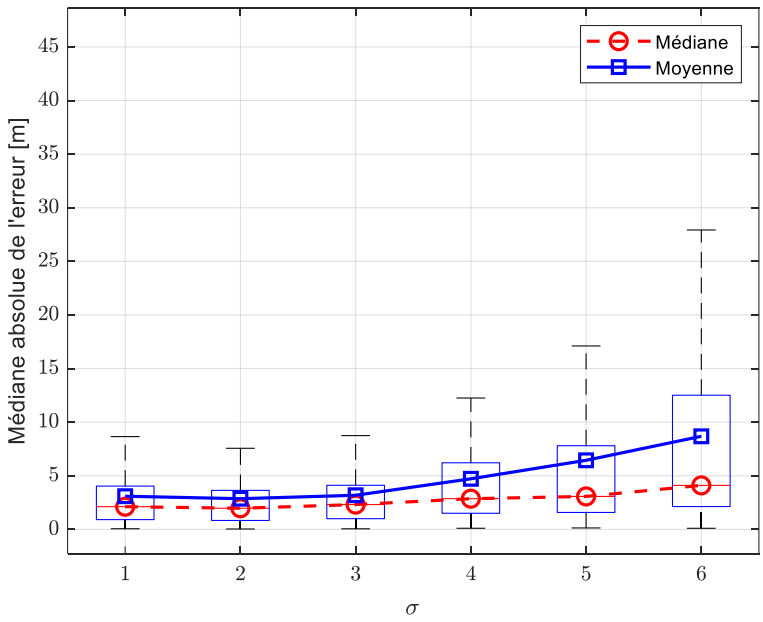


Figure 5.21 Performance dégradée avec $\gamma = 3$ et $N = 6$

5.8 CONCLUSION

Les résultats présentés dans ce chapitre ont permis d'évaluer la méthode CRSSA tant en simulation que sur des données expérimentales. Les simulations ont été réalisées en supposant un modèle de propagation de type Nakagami-lognormal, ce qui a permis de tester l'approche dans un cadre contrôlé, avec une analyse systématique de l'impact de différents paramètres. En parallèle, des expérimentations sur des données réelles, collectées dans un environnement intérieur multi-étages, ont permis de valider la méthode dans un contexte non idéal, où les conditions de propagation sont inconnues et potentiellement hétérogènes.

La méthode a montré une capacité encourageante à estimer des distances inter-nœuds sans ancrage, avec des erreurs globalement modérées et des ordres de grandeur respectés dans la majorité des cas. Cette robustesse, observée malgré l'absence de calibration ou d'information topologique explicite, illustre la pertinence de l'approche pour des scénarios de localisation distribuée.

Enfin, les limites identifiées, notamment dans les cas de réseaux excessivement connectés ou de faible densité, soulignent l'importance du couplage entre la structure du réseau et le modèle de propagation utilisé. Ces observations serviront de base à des pistes d'amélioration.

Ces résultats constituent une base solide pour la réflexion finale. Le chapitre suivant synthétise l'ensemble des contributions de cette thèse, en mettant en perspective les apports, les limites identifiées et les perspectives de recherche futures.

CONCLUSION ET PERSPECTIVES

Cette thèse a développé une approche hybride de localisation relative sans ancre afin d'estimer les distances inter-nœuds sans recourir à des équipements externes ni à des nœuds de référence. Les contributions s'articulent autour de trois axes :

i. Exploitation efficace des mesures de signal

Les valeurs de RSS bruitées sont interprétées de manière plus fiable grâce à l'intégration d'informations contextuelles issues de la connectivité du réseau. Cela permet une estimation des distances mieux adaptée aux contraintes matérielles et environnementales des WSN.

ii. Localisation relative sans ancre

La méthode de localisation développée, permet d'estimer les distances inter-nœuds à partir des mesures RSS et de la structure du graphe de connectivité. Cette approche ne dépend d'aucune information externe (GPS, ancres) et repose uniquement sur les échanges internes au sein du réseau.

iii. Validation par simulations et données expérimentales

L'approche a été évaluée dans divers scénarios simulés (densités variables, conditions de propagation) et confrontée à des mesures expérimentales en libre accès.

Les résultats obtenus au cours de cette thèse mettent en évidence l'efficacité de l'approche :

i. Supériorité en précision

Les résultats mettent en évidence la nette supériorité de la méthode CRSSA en termes de précision de localisation, dans le cadre des hypothèses de travail définies dans cette thèse.

Notre méthode atteint la plus faible médiane d'erreur absolue, surpassant nettement les autres approches de référence, en permettant une amélioration de 66 % par rapport à la méthode SFO, qui représentait jusque-là la plus performante parmi les méthodes comparées.

ii. Robustesse et adaptabilité

L'approche s'est révélée stable et performante dans des topologies diverses et sous différents niveaux de densité et de bruit. Cette robustesse témoigne de la capacité de l'approche à s'adapter à différents environnements.

iii. Mise à l'épreuve expérimentale

L'approche a été mise à l'épreuve en utilisant des jeux de données expérimentaux en libre accès. Les résultats confirment la pertinence de CRSSA pour une localisation relative fiable en conditions réelles.

L'estimation des distances inter-nœuds permet non seulement de modéliser la topologie effective du réseau, mais aussi de déduire des informations sur l'environnement physique dans lequel les nœuds sont déployés, ce qui est particulièrement précieux pour des réseaux évoluant dans des milieux complexes et dynamiques.

Conditions d'efficacité et considérations pratiques

Bien que l'approche CRSSA ait démontré des performances prometteuses en localisation sans ancre, son efficacité demeure étroitement liée à certaines conditions topologiques et contextuelles. Plus précisément, dans un réseau fortement connecté, caractérisé par une communication directe entre tous les nœuds sans relais intermédiaires, la faible variabilité des niveaux RSS peut limiter la capacité à reconstruire de manière fiable les distances relatives. À l'inverse, une topologie trop clairsemée, dans laquelle le nombre de nœuds est insuffisant pour former un réseau de capteurs fonctionnel, tend à affecter négativement la stabilité des estimations.

Néanmoins, de telles configurations restent marginales par rapport aux déploiements standards de WSN, où l'on observe généralement une densité modérée de nœuds et une structure multi-sauts garantissant à la fois diversité des mesures et robustesse du graphe de connectivité.

En outre, la constitution de la matrice de connectivité repose sur des échanges locaux entre les nœuds, ce qui implique que le processus de découverte de voisinage a été préalablement réalisé.

Dans ce cadre, CRSSA s'insère comme une couche complémentaire, exploitant l'infrastructure de communication existante pour fournir des capacités de localisation, sans introduire de surcharge significative en termes de coordination ou de consommation énergétique.

Perspectives

i. Extension aux environnements tridimensionnels

L'approche CRSSA a été conçue et validée principalement dans un cadre bidimensionnel. Donc, une perspective serait son extension à des environnements 3D, comme les bâtiments à plusieurs étages ou les infrastructures souterraines complexes. Cette généralisation impliquerait l'adaptation de l'analyse et des modèles géométriques utilisés pour l'estimation des différents paramètres et des positions. Elle permettrait d'élargir le champ d'application de la méthode à des contextes plus réalistes, notamment en milieu industriel ou minier.

ii. Optimisation des conditions de déploiement

Les performances de la méthode CRSSA dépendent fortement de la topologie du réseau. Une piste de recherche consisterait à étudier les configurations optimales en termes de densité de nœuds et leur déploiement, qui garantissent la meilleure précision possible. Cela pourrait aboutir à un cadre de déploiement guidé, adapté aux contraintes à l'environnement d'application.

iii. Adaptation face aux conditions variables

Une autre piste de développement serait de rendre l'approche CRSSA plus robuste aux variations (bruit, interférences, obstacles), en intégrant des mécanismes d'adaptation locale afin de limiter l'impact des mesures peu fiables. Cela pourrait inclure des techniques de filtrage, d'apprentissage sur la qualité des liens, ou d'ajustement progressif des paramètres selon le contexte. En parallèle, une version de CRSSA capable de s'adapter à des changements dans la topologie du réseau (ajout ou perte de nœuds) permettrait une utilisation continue dans des scénarios dynamiques.

LISTE DE RÉFÉRENCES

[1] J. Yick, B. Mukherjee, and D. Ghosal, “Wireless sensor network survey,” *Computer Networks*, vol. 52, no. 12, pp. 2292–2330, 2008.

[2] I. F. Akyildiz and M. C. Vuran, *Wireless sensor networks*. in Wireless sensor networks. Wiley, 2010.

[3] D. Kandris, C. Nakas, D. Vomvas, and G. Koulouras, “Applications of Wireless Sensor Networks: An Up-to-Date Survey,” *Applied System Innovation*, vol. 3, no. 1, Art. no. 1, Mar. 2020.

[4] W. Dargie and C. Poellabauer, *Fundamentals of Wireless Sensor Networks: Theory and Practice*, 1st ed. Wiley, 2010.

[5] A. Ali, Y. K. Jadoon, S. A. Changazi, and M. Qasim, “Military Operations: Wireless Sensor Networks based Applications to Reinforce Future Battlefield Command System,” in *2020 IEEE 23rd International Multitopic Conference (INMIC)*, Nov. 2020, pp. 1–6.

[6] R. S. Dilmaghani, H. Bobarshad, M. Ghavami, S. Choobkar, and C. Wolfe, “Wireless sensor networks for monitoring physiological signals of multiple patients,” *IEEE Trans Biomed Circuits Syst*, vol. 5, no. 4, pp. 347–356, Aug. 2011.

[7] N. N. Malik, W. Alosaimi, M. I. Uddin, B. Alouffi, and H. Alyami, “Wireless Sensor Network Applications in Healthcare and Precision Agriculture,” *Journal of Healthcare Engineering*, vol. 2020, no. 1, p. 8836613, 2020.

[8] J. K. Hart and K. Martinez, “Environmental Sensor Networks: A revolution in the earth system science?,” *Earth-Science Reviews*, vol. 78, no. 3, pp. 177–191, Oct. 2006.

[9] G. A. López-Ramírez and A. Aragón-Zavala, “Wireless Sensor Networks for Water Quality Monitoring: A Comprehensive Review,” *IEEE Access*, vol. 11, pp. 95120–95142, 2023.

[10] L. Ruiz-Garcia, L. Lunadei, P. Barreiro, and J. I. Robla, “A Review of Wireless Sensor Technologies and Applications in Agriculture and Food Industry: State of the Art and Current Trends,” *Sensors (Basel, Switzerland)*, vol. 9, no. 6, p. 4728, Jun. 2009.

[11] S. Sadeghi, N. Soltanmohammadlou, and F. Nasirzadeh, “Applications of wireless sensor networks to improve occupational safety and health in underground mines,” *Journal of Safety Research*, vol. 83, pp. 8–25, Dec. 2022.

[12] W. Chen and X. Wang, “Coal Mine Safety Intelligent Monitoring Based on Wireless Sensor Network,” *IEEE Sensors Journal*, vol. 21, no. 22, pp. 25465–25471, Nov. 2021.

[13] S. Lande, P. Chabukswar, and V. Bhope, “An Efficient Implementation of Wireless Sensor Network for Performing Rescue & Safety Operation in Underground Coal Mines,” in *2020 International Conference for Emerging Technology (INCET)*, Jun. 2020, pp. 1–6.

[14] S. Molina, I. Soto, and R. Carrasco, “Detection of gases and collapses in underground mines using WSN,” in *2011 IEEE International Conference on Industrial Technology*, Mar. 2011, pp. 219–225.

[15] A. Bensky, *Wireless positioning technologies and applications*, 2nd ed. in GNSS technology and applications series. Boston: Artech House, 2016.

[16] F. Dovis, D. Margaria, P. Mulassano, and F. Dominici, “Overview of Global Positioning Systems,” in *Handbook of Position Location*, S. A. R. Zekavat and R. M. Buehrer, Eds., Wiley, 2019, pp. 655–705.

[17] R. Peng and M. L. Sichitiu, “Angle of Arrival Localization for Wireless Sensor Networks,” in *2006 3rd Annual IEEE Communications Society on Sensor and Ad Hoc Communications and Networks*, Sep. 2006, pp. 374–382.

[18] R. Feng, C. Li, Q. Ran, Y. Wu, and N. Yu, “A Novel TOA-Based Source Localization Algorithm in Wireless Sensor Networks,” in *2018 Eighth International Conference on Information Science and Technology (ICIST)*, Cordoba: IEEE, Jun. 2018, pp. 429–436.

[19] K. M. Akhil, K. Seethalakshmi, and S. Sinha, “RSSI Based Positioning System for WSN with improved Accuracy,” in *2021 3rd International Conference on Signal Processing and Communication (ICPSC)*, May 2021, pp. 325–329.

[20] Jaya and A. Payal, “Analysis and Implementation of APIT Localization Algorithm for Wireless Sensor Network,” in *2018 3rd International Conference on Computer and Communication Systems (ICCCS)*, Apr. 2018, pp. 310–313.

[21] T. Kluge, C. Groba, and T. Springer, “Trilateration, Fingerprinting, and Centroid: Taking Indoor Positioning with Bluetooth LE to the Wild,” in *2020 IEEE 21st International Symposium on “A World of Wireless, Mobile and Multimedia Networks” (WoWMoM)*, Aug. 2020, pp. 264–272.
[22] X. Tong, Y. Wan, Q. Li, X. Tian, and X. Wang, “CSI Fingerprinting Localization with Low Human Efforts,” *IEEE/ACM Trans. Netw.*, vol. 29, no. 1, pp. 372–385, Feb 2021.
[23] W. Liu, Y. Zhang, Z. Deng, and H. Zhou, “Low-Cost Indoor Wireless Fingerprint Location Database Construction Methods: A Review,” *IEEE Access*, vol. 11, pp. 37535–37545, 2023.
[24] W. Liu, X. Luo, G. Wei, and H. Liu, “Node localization algorithm for wireless sensor networks based on static anchor node location selection strategy,” *Computer Communications*, vol. 192, pp. 289–298, Aug. 2022.
[25] Z. Hussin and Y. Nakamoto, “Assuring Location Estimation Accuracy of Anchor-Free Mobile Localization in Wireless Sensor Networks,” in *2013 IEEE 33rd International Conference on Distributed Computing Systems Workshops*, Philadelphia, PA, USA: IEEE, Jul. 2013, pp. 351–356.
[26] T. Du, S. Qu, Q. Guo, and L. Zhu, “A simple efficient anchor-free node localization algorithm for wireless sensor networks,” *International Journal of Distributed Sensor Networks*, vol. 13, no. 4, p. 155014771770578, Apr. 2017.
[27] W. He, R. Cheng, K. Mao, K. Yan, J. Wei, and Y. Xu, “A Novel Anchorless Node Positioning Method for Wireless Sensor Network,” *Journal of Sensors*, vol. 2022, pp. 1–10, Apr. 2022.
[28] L. Chelouah, F. Semchedine, and L. Bouallouche-Medjkoune, “Localization protocols for mobile wireless sensor networks: A survey,” *Computers & Electrical Engineering*, vol. 71, pp. 733–751, Oct. 2018.
[29] M. A. Alanezi, H. R. E. H. Bouchekara, and M. S. Javaid, “Range-Based Localization of a Wireless Sensor Network for Internet of Things Using Received Signal Strength Indicator and the Most Valuable Player Algorithm,” *Technologies*, vol. 9, no. 2, Art. no. 2, Jun. 2021.
[30] I. Nemer, T. Sheltami, E. Shakshuki, A. A. Elkhail, and M. Adam, “Performance evaluation of range-free localization algorithms for wireless sensor networks,” *Pers Ubiquit Comput*, vol. 25, no. 1, pp. 177–203, Feb. 2021.
[31] S. Kang, T. Kim, and W. Chung, “Target Localization with Unknown Transmit Power and Path-Loss Exponent Using a Kalman Filter in WSNs,” *Sensors*, vol. 20, no. 22, Art. no. 22, Jan. 2020.
[32] K. N. R. S. V. Prasad and V. K. Bhargava, “RSS Localization Under Gaussian Distributed Path Loss Exponent Model,” *IEEE Wireless Commun. Lett.*, vol. 10, no. 1, pp. 111–115, Jan. 2021.
[33] B. El Boudani *et al.*, “Implementing Deep Learning Techniques in 5G IoT Networks for 3D Indoor Positioning: DELTA (DeEp Learning-Based Co-operaTive Architecture),” *Sensors*, vol. 20, no. 19, p. 5495, Sep. 2020.
[34] Y. Li, B. He, and Y. Wang, “Optimal Sensor Placement for Underground Tunnel Monitoring via Wireless Sensor Networks,” *Wireless Communications and Mobile Computing*, vol. 2021, pp. 1–8, Jan. 2021.
[35] T. L. N. Nguyen and Y. Shin, “An Efficient RSS Localization for Underwater Wireless Sensor Networks,” *Sensors*, vol. 19, no. 14, p. 3105, Jul. 2019.
[36] S. J. Bhat and K. V. Santhosh, “Is Localization of Wireless Sensor Networks in Irregular Fields a Challenge?,” *Wireless Pers Commun*, vol. 114, no. 3, pp. 2017–2042, Oct. 2020.
[37] N. Zaarour, N. Hakem, N. Kandil, N. Zaarour, N. Hakem, and N. Kandil, “Localization Context-Aware Models for Wireless Sensor Network,” in *Emerging Trends in Wireless Sensor Networks*, IntechOpen, 2022.
[38] V. Krishna Parimala, Ed., *Emerging Trends in Wireless Sensor Networks*. IntechOpen, 2022. [Online]. Available: https://www.intechopen.com/books/10962.
[39] K. Pahlavan, P. Krishnamurthy, and A. Beneat, “Wideband radio propagation modeling for indoor geolocation applications,” *Comm. Mag.*, vol. 36, no. 4, pp. 60–65, avril 1998.
[40] F. Hu and X. Cao, *Wireless Sensor Networks*. Auerbach Publications, 2010.
[41] T. He, C. Huang, B. M. Blum, J. A. Stankovic, and T. Abdelzaher, “Range-free localization schemes for large scale sensor networks,” in *Proceedings of the 9th annual international conference on Mobile computing and networking*, San Diego CA USA: ACM, Sep. 2003, pp. 81–95.

[42] N. Bulusu, J. Heidemann, D. Estrin, and T. Tran, “Self-configuring localization systems: Design and Experimental Evaluation,” *ACM Trans. Embed. Comput. Syst.*, vol. 3, no. 1, pp. 24–60, Feb. 2004.
[43] A. M. Abba, J. Sanusi, O. Oshiga, and S. A. Mikail, “A Review of Localization Techniques in Wireless Sensor Networks,” in *2023 2nd International Conference on Multidisciplinary Engineering and Applied Science (ICMEAS)*, Nov. 2023, pp. 1–5.
[44] S. Sivasakthiselvan and V. Nagarajan, “Localization Techniques of Wireless Sensor Networks: A Review,” in *2020 International Conference on Communication and Signal Processing (ICCSP)*, Jul. 2020, pp. 1643–1648.
[45] H. Kwasme and S. Ekin, “RSSI-Based Localization Using LoRaWAN Technology,” *IEEE Access*, vol. 7, pp. 99856–99866, 2019.
[46] S. Sadowski and P. Spachos, “RSSI-Based Indoor Localization With the Internet of Things,” *IEEE Access*, vol. 6, pp. 30149–30161, 2018.
[47] M. A. G. Al-Sadoon, R. Asif, Y. I. A. Al-Yasir, R. A. Abd-Alhameed, and P. S. Excell, “AOA Localization for Vehicle-Tracking Systems Using a Dual-Band Sensor Array,” *IEEE Trans. Antennas Propagat.*, vol. 68, no. 8, pp. 6330–6345, Aug. 2020.
[48] Y. Zheng, M. Sheng, J. Liu, and J. Li, “Exploiting AoA Estimation Accuracy for Indoor Localization: A Weighted AoA-Based Approach,” *IEEE Wireless Commun. Lett.*, vol. 8, no. 1, pp. 65–68, Feb. 2019.
[49] Y.-Y. Li, G.-Q. Qi, and A.-D. Sheng, “Performance Metric on the Best Achievable Accuracy for Hybrid TOA/AOA Target Localization,” *IEEE Commun. Lett.*, vol. 22, no. 7, pp. 1474–1477, Jul. 2018.
[50] M. Von Tschirschnitz, M. Wagner, M.-O. Pahl, and G. Carle, “A Generalized TDoA/ToA Model for ToF Positioning,” presented at the 2019 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN), Pisa, Italy: IEEE, Sep. 2019, pp. 1–8.
[51] X. Huang, D. Han, M. Cui, G. Lin, and X. Yin, “Three-Dimensional Localization Algorithm Based on Improved A* and DV-Hop Algorithms in Wireless Sensor Network,” *Sensors (Basel)*, vol. 21, no. 2, p. 448, Jan. 2021.
[52] Y. Cao and Z. Wang, “Improved DV-Hop Localization Algorithm Based on Dynamic Anchor Node Set for Wireless Sensor Networks,” *IEEE Access*, vol. 7, pp. 124876–124890, 2019.
[53] A. Savvides, C.-C. Han, and M. B. Strivastava, “Dynamic fine-grained localization in Ad-Hoc networks of sensors,” in *Proceedings of the 7th annual international conference on Mobile computing and networking*, Rome Italy: ACM, Jul. 2001, pp. 166–179.
[54] L. Doherty, K. S. J. Pister, and L. El Ghaoui, “Convex position estimation in wireless sensor networks,” presented at the IEEE INFOCOM 2001. Conference on Computer Communications. Twentieth Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Society, Anchorage, AK, USA: IEEE, 2001, pp. 1655–1663.
[55] P. Aiping, G. Xiaosong, C. Wei, and L. Haibin, “A distributed localization scheme for wireless sensor networks based on bounding box algorithm,” in *2009 9th International Conference on Electronic Measurement & Instruments*, Beijing, China: IEEE, Aug. 2009, pp. 2-984-2–988.
[56] M. Phunthawornwong, E. Pengwang, and R. Silapunt, “Indoor Location Estimation of Wireless Devices Using the Log-Distance Path Loss Model,” in *TENCON 2018 - 2018 IEEE Region 10 Conference*, Oct. 2018, pp. 0499–0502.
[57] C.-Y. Han, M. Kieffer, and A. Lambert, “Guaranteed confidence region characterization for source localization using RSS measurements,” *Signal Processing*, vol. 152, pp. 104–117, Nov. 2018.
[58] Y. Li, B. Mukhopadhyay, and M.-S. Alouini, “RSS-Based Cooperative Localization and Transmit Power(s) Estimation Using Mixed SDP-SOCP,” *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 72, no. 12, pp. 16936–16941, Dec. 2023.
[59] Y. Zou and H. Liu, “RSS-Based Target Localization with Unknown Model Parameters and Sensor Position Errors,” *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 70, no. 7, pp. 6969–6982, Jul. 2021.
[60] X. Mei, Y. Chen, X. Xu, and H. Wu, “RSS Localization Using Multistep Linearization in the Presence of Unknown Path Loss Exponent,” *IEEE Sensors Letters*, vol. 6, no. 8, pp. 1–4, Aug. 2022.

[61] P. Zuo, T. Peng, K. You, W. Guo, and W. Wang, “RSS-Based Localization of Multiple Directional Sources with Unknown Transmit Powers and Orientations,” *IEEE Access*, vol. 7, pp. 88756–88767, 2019.
[62] J. Thongkam, P. Supanakoon, and S. Promwong, “Indoor Wireless Sensor Network Localization Using RSSI Based Weighting Algorithm Method for Short Range Wireless Communication,” in *2018 International Electrical Engineering Congress (iEECON)*, Mar. 2018, pp. 1–4.
[63] Y. Sun, S. Yang, G. Wang, and H. Chen, “Robust RSS-Based Source Localization with Unknown Model Parameters in Mixed LOS/NLOS Environments,” *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 70, no. 4, pp. 3926–3931, Apr. 2021.
[64] N. Chuku and A. Nasipuri, “RSSI-Based Localization Schemes for Wireless Sensor Networks Using Outlier Detection,” *JSAN*, vol. 10, no. 1, p. 10, Jan. 2021.
[65] B. Sau and K. Mukhopadhyaya, “Length-based anchor-free localization in a fully covered sensor network,” in *2009 First International Communication Systems and Networks and Workshops*, Bangalore, India: IEEE, Jan. 2009, pp. 1–10.
[66] A. Youssef, A. Agrawala, and M. Younis, “Accurate anchor-free node localization in wireless sensor networks,” in *PCCC 2005. 24th IEEE International Performance, Computing, and Communications Conference, 2005.*, Phoenix, AZ, USA: IEEE, 2005, pp. 465–470.
[67] D. Arbula, “Distributed algorithm for anchor-free network localization using angle of arrival,” in *2008 IEEE International Symposium on Industrial Electronics*, Cambridge, UK: IEEE, Jun. 2008, pp. 792–797.
[68] Z. Qu *et al.*, “An Energy Efficient Anchor-Free Localization Algorithm for No-Identity Wireless Sensor Networks,” *International Journal of Distributed Sensor Networks*, vol. 11, no. 12, p. 595246, Dec. 2015.
[69] W. Ming, “Distributed node location algorithm using non-anchor node clustering,” in *2016 11th International Conference on Computer Science & Education (ICCSE)*, Nagoya, Japan: IEEE, Aug. 2016, pp. 505–511.
[70] A. C. Aka, A. F. Atta, S. G. A. Keupondjo, and S. Oumtanaga, “An Efficient Anchor-Free Localization Algorithm for all Cluster Topologies in a Wireless Sensor Network,” *INT J COMPUT COMMUN, Int. J. Comput. Commun. Control*, vol. 18, no. 3, May 2023.
[71] L. Kleinrock and J. Silvester, “Optimum transmission radii for packet radio networks or why six is a magic number,” vol. 1, p. 4.3.1-4.3.5, Jan. 1978.
[72] D. K. Yadav, P. Mishra, and S. Behera, “Optimization of anchor nodes in wireless sensor network,” in *2017 International Conference on Algorithms, Methodology, Models and Applications in Emerging Technologies (ICAMMAET)*, Feb. 2017, pp. 1–5.
[73] I. T. Selezov, Y. G. Kryvonos, and I. S. Gandzha, *Wave Propagation and Diffraction: Mathematical Methods and Applications*. in Foundations of Engineering Mechanics. Singapore: Springer Singapore, 2018.
[74] A. Ishimaru, *Electromagnetic wave propagation, radiation, and scattering*, Second edition. in IEEE Press series on electromagnetic wave theory. Hoboken, New Jersey: Wiley, 2017.
[75] P. Pagani, “Caractérisation et modélisation du canal de propagation radio en contexte Ultra Large Bande,” phdthesis, INSA de Rennes, 2005. [Online]. Available: https://theses.hal.science/tel-00011220.
[76] Y. Okumura, E. Ohmori, T. Kawano, and K. Fukuda, “Field Strength and Its Variability in VHF and UHF Land-Mobile Radio Service,” *Review of the Electrical Communication Laboratory*, vol. 16, no. 9/10, pp. 825–873, Oct. 1968.
[77] COST Action 231, “Urban transmission loss models for mobile radio in the 900 and 1800 MHz bands,” European Communities, Brussels, Final Report, Chapter 4, 1999.
[78] M. Hata, “Empirical formula for propagation loss in land mobile radio services,” *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 29, no. 3, pp. 317–325, Aug. 1980.
[79] S. Tilak, N. B. Abu-Ghazaleh, and W. Heinzelman, “A taxonomy of wireless micro-sensor network models,” *SIGMOBILE Mob. Comput. Commun. Rev.*, vol. 6, no. 2, pp. 28–36, Apr. 2002.
[80] J. N. Al-Karaki and A. E. Kamal, “Routing techniques in wireless sensor networks: a survey,” *IEEE Wireless Communications*, vol. 11, no. 6, pp. 6–28, Dec. 2004.

[81] A. Thakur, D. Prasad, and A. Verma, “Deployment Scheme in Wireless Sensor Network: A Review,” *IJCA*, vol. 163, no. 5, pp. 12–15, Apr. 2017.
[82] Y. Wang, W. Fu, and D. P. Agrawal, “Gaussian versus Uniform Distribution for Intrusion Detection in Wireless Sensor Networks,” *IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems*, vol. 24, no. 2, pp. 342–355, Feb. 2013.
[83] R. Priyadarshi, B. Gupta, and A. Anurag, “Deployment techniques in wireless sensor networks: a survey, classification, challenges, and future research issues,” *J Supercomput*, vol. 76, no. 9, pp. 7333–7373, Sep. 2020.
[84] M. R. Senouci, A. Mellouk, and A. Aissani, “Random deployment of wireless sensor networks: a survey and approach,” *IJAHUC*, vol. 15, no. 1/2/3, p. 133, 2014.
[85] C. Bettstetter, “On the minimum node degree and connectivity of a wireless multihop network,” in *Proceedings of the 3rd ACM international symposium on Mobile ad hoc networking & computing*, in MobiHoc ’02. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery, Jun. 2002, pp. 80–91.
[86] I. M. Reza Permana, M. Abdurohman, and A. G. Putrada, “Comparative Analysis of Mesh and Star Topologies in Improving Smart Fire Alarms,” in *2019 Fourth International Conference on Informatics and Computing (ICIC)*, Oct. 2019, pp. 1–5.
[87] Z. Nurlan, T. Zhukabayeva, M. Othman, A. Adamova, and N. Zhakiyev, “Wireless Sensor Network as a Mesh: Vision and Challenges,” *IEEE Access*, vol. 10, pp. 46–67, 2022.
[88] K. A. Fajrin, B. Erfianto, and H. H. Nuha, “Analysis of Clock Synchronization with Different Topology in Wireless Sensor Network (WSN),” in *2023 11th International Conference on Information and Communication Technology (ICoICT)*, Aug. 2023, pp. 557–562.
[89] K. Gao, R. Peng, L. Qu, L. Xing, S. Wang, and D. Wu, “Linear system design with application in wireless sensor networks,” *Journal of Industrial Information Integration*, vol. 27, p. 100279, May 2022.
[90] T. S. Rappaport, *Wireless communications: principles and practice*, 2nd ed. in Prentice Hall communications engineering and emerging technologies series. Upper Saddle River, N.J: Prentice Hall PTR, 2002.
[91] A. Goldsmith, *Wireless Communications*, 1st ed. Cambridge University Press, 2005.
[92] M. Nakagami, “The m-Distribution—A General Formula of Intensity Distribution of Rapid Fading,” in *Statistical Methods in Radio Wave Propagation*, Elsevier, 1960, pp. 3–36.
[93] D. L. Leite, P. J. Alsina, M. M. de Medeiros Campos, V. A. de Sousa, and A. A. M. de Medeiros, “Unmanned Aerial Vehicle Propagation Channel over Vegetation and Lake Areas: First- and Second-Order Statistical Analysis,” *Sensors*, vol. 22, no. 1, Art. no. 1, Jan. 2022.
[94] M. Stusek *et al.*, “Accuracy Assessment and Cross-Validation of LPWAN Propagation Models in Urban Scenarios,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 154625–154636, 2020.
[95] H. Suzuki, “A Statistical Model for Urban Radio Propogation,” *IEEE Trans. Commun.*, vol. 25, no. 7, pp. 673–680, Jul. 1977.
[96] F. Hansen and F. I. Meno, “Mobile fading—Rayleigh and lognormal superimposed,” *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 26, no. 4, pp. 332–335, Nov. 1977.
[97] A. N. Cressie, *Statistics for Spatial Data, Revised Edition* |. John Wiley & Sons, Inc., 2015.
[98] P. M. Shankar, *Fading and Shadowing in Wireless Systems*. Cham: Springer International Publishing, 2017.
[99] T. de Sales Bezerra, J. A. Rodrigues de Sousa, S. A. da Silva Eleutério, and J. S. Rocha, “Accuracy of propagation models to power prediction in WSN ZigBee applied in outdoor environment,” in *2015 Sixth Argentine Conference on Embedded Systems (CASE)*, Aug. 2015, pp. 19–24.
[100] A. Barrios-Ulloa, P. P. Ariza-Colpas, H. Sánchez-Moreno, A. P. Quintero-Linero, and E. De la Hoz-Franco, “Modeling Radio Wave Propagation for Wireless Sensor Networks in Vegetated Environments: A Systematic Literature Review,” *Sensors*, vol. 22, no. 14, Art. no. 14, Jan. 2022.
[101] J. Li, L. L. H. Andrew, C. H. Foh, M. Zukerman, and H.-H. Chen, “Connectivity, Coverage and Placement in Wireless Sensor Networks,” *Sensors*, vol. 9, no. 10, pp. 7664–7693, Sep. 2009.
[102] S. Savazzi, U. Spagnolini, L. Goratti, D. Molteni, M. Latva-aho, and M. Nicoli, “Ultra-wide band sensor networks in oil and gas explorations,” *IEEE Commun. Mag.*, vol. 51, no. 4, pp. 150–160, Apr. 2013.

[103] P. Santi, “Topology control in wireless ad hoc and sensor networks,” *ACM Comput. Surv.*, vol. 37, no. 2, pp. 164–194, Jun. 2005.
[104] P. Gupta and P. R. Kumar, “The capacity of wireless networks,” *IEEE Trans. Inform. Theory*, vol. 46, no. 2, pp. 388–404, Mar. 2000.
[105] D. P. Dallas and L. W. Hanlen, “Optimal transmission range and node degree for multi-hop routing in wireless sensor networks,” in *Proceedings of the 4th ACM workshop on Performance monitoring and measurement of heterogeneous wireless and wired networks*, Tenerife, Canary Islands Spain: ACM, Oct. 2009, pp. 167–174.
[106] Y.-T. Chen, M.-F. Horng, C.-C. Lo, S.-C. Chu, J.-S. Pan, and B.-Y. Liao, “A Transmission Power Optimization with a Minimum Node Degree for Energy-Efficient Wireless Sensor Networks with Full-Reachability,” *Sensors*, vol. 13, no. 3, pp. 3951–3974, Mar. 2013.
[107] D. Stoyan, G. Upton, and B. Fingleton, “Spatial Data Analysis bei Example. Volume 1: Point Pattern and Quantitative Data,” *Biometrical J*, vol. 28, no. 6, pp. 664–664, 1986.
[108] M. Penrose, *Random Geometric Graphs*. Oxford University Press, 2003.
[109] R. Albert and A.-L. Barabási, “Statistical mechanics of complex networks,” *Rev. Mod. Phys.*, vol. 74, no. 1, pp. 47–97, Jan. 2002.
[110] J. Coon, C. P. Dettmann, and O. Georgiou, “Full Connectivity: Corners, Edges and Faces,” *J Stat Phys*, vol. 147, no. 4, pp. 758–778, Jun. 2012.
[111] C. Bettstetter and C. Hartmann, “Connectivity of wireless multihop networks in a shadow fading environment,” in *Proceedings of the 6th international workshop on Modeling analysis and simulation of wireless and mobile systems- MSWIM ’03*, San Diego, CA, USA: ACM Press, 2003, p. 28.
[112] X. Zhou, S. Durrani, and H. M. Jones, “Connectivity of ad hoc networks: Is fading good or bad?,” in *2008 2nd International Conference on Signal Processing and Communication Systems*, Gold Coast, Australia: IEEE, Dec. 2008, pp. 1–5.
[113] J. F. C. Kingman, *Poisson Processes: Oxford Studies In Probability. 3*. Oxford University PressOxford, 1992.
[114] J. Moller and R. P. Waagepetersen, *Statistical Inference and Simulation for Spatial Point Processes*, 0 ed. Chapman and Hall/CRC, 2003.
[115] N. A. C. Cressie, *Statistics for Spatial Data*, 1st ed. in Wiley Series in Probability and Statistics. Wiley, 1993.
[116] J.-F. Delmas, *Introduction au calcul des probabilités et à la statistique, Exercices, problèmes et corrections - Jean-François Delmas - ENSTA*, ENSTA.
[117] A. Tsun, *Probability & Statistics with Applications to Computing*.
[118] N. Zaarour, N. Kandil, and N. Hakem, “Analyzing Connectivity Outcomes in WSNs with Gaussian Deployment Patterns,” in *2024 IEEE INC-USNC-URSI Radio Science Meeting (Joint with AP-S Symposium)*, Florence, Italy: IEEE, Jul. 2024, pp. 359–360.
[119] S. Nematzadeh, M. Torkamanian-Afshar, A. Seyyedabbasi, and F. Kiani, “Maximizing coverage and maintaining connectivity in WSN and decentralized IoT: an efficient metaheuristic-based method for environment-aware node deployment,” *Neural Comput & Applic*, vol. 35, no. 1, pp. 611–641, Jan. 2023.
[120] K. Shah and D. C. Jinwala, “A secure expansive aggregation in Wireless Sensor Networks for linear infrasturcture,” in *2016 IEEE Region 10 Symposium (TENSYMP)*, Bali, Indonesia: IEEE, May 2016, pp. 207–212.
[121] N. Zaarour, S. Affes, N. Kandil, and N. Hakem, “Connectivity-Based Joint Parameter Estimation in One-Dimensional Wireless Sensor Networks,” in *2020 International Wireless Communications and Mobile Computing (IWCMC)*, Limassol, Cyprus, Jun. 2020, pp. 358–364.
[122] N. Zaarour, N. Kandil, and N. Hakem, “Connectivity-Received Signal Strength Based Wireless Sensor Network Localization in a Nakagami-m Fading Channel,” in *2022 IEEE International Symposium on Antennas and Propagation and USNC-URSI Radio Science Meeting (AP-S/URSI)*, Denver, CO, USA: IEEE, Jul. 2022, pp. 303–304.
[123] N. Zaarour, N. Hakem, and N. Kandil, “An Accurate Anchor-Free Contextual Received Signal Strength Approach Localization in a Wireless Sensor Network,” *Sensors*, vol. 24, no. 4, p. 1210, Feb. 2024.

[124] M. Kumar and A. Singh, “Channel Capacity Comparison of MIMO Systems with Rician Distributions, Rayleigh Distributions and Nakagami-m,” *International Journal of Engineering Research & Technology*, vol. 2, no. 6, Jun. 2013.
[125] C. Oestges, N. Czink, B. Bandemer, P. Castiglione, F. Kaltenberger, and A. J. Paulraj, “Experimental Characterization and Modeling of Outdoor-to-Indoor and Indoor-to-Indoor Distributed Channels,” *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 59, no. 5, pp. 2253–2265, Jun. 2010.
[126] I. Shah, Y. Dohare, and D. Yadav, “A Modified Anchor Free Localization Technique for Wireless Sensor Network,” *EAI Endorsed Transactions on Cloud Systems*, vol. 6, no. 19, p. 166553, Dec. 2020.
[127] V. C. S. R. Rayavarapu and A. Mahapatro, “A Novel Range-Free Anchor-Free Localization In WSN Using SunFlower Optimization Algorithm,” in *2021 Advanced Communication Technologies and Signal Processing (ACTS)*, Rourkela, India: IEEE, Dec. 2021, pp. 1–6.
[128] A. C. Aka, A. F. Atta, S. G. A. Keupondjo, and S. Oumtanaga, “An Efficient Anchor-Free Localization Algorithm for all Cluster Topologies in a Wireless Sensor Network,” *INT J COMPUT COMMUN, Int. J. Comput. Commun. Control*, vol. 18, no. 3, May 2023.
[129] S. Bharany *et al.*, “Energy-Efficient Clustering Scheme for Flying Ad-Hoc Networks Using an Optimized LEACH Protocol,” *Energies*, vol. 14, no. 19, p. 6016, Sep. 2021.
[130] Lohan, “Additional TAU datasets for Wi-Fi fingerprinting-based positioning.” Zenodo, May 11, 2020. [Online]. Available: https://zenodo.org/records/3819917
[131] E. Lohan, J. Torres-Sospedra, H. Leppäkoski, P. Richter, Z. Peng, and J. Huerta, “Wi-Fi Crowdsourced Fingerprinting Dataset for Indoor Positioning,” *Data*, vol. 2, no. 4, p. 32, Oct. 2017.
[132] H. K. Rath, S. Timmadasari, B. Panigrahi, and A. Simha, “Realistic indoor path loss modeling for regular WiFi operations in India,” in *2017 Twenty-third National Conference on Communications (NCC)*, Mar. 2017, pp. 1–6.
[133] R. Gulia, “Path Loss Model for 2.4GHZ Indoor Wireless Networks With Application to Drones,” Rochester Institute of Technology, NY, 2020.
[134] MATLAB R2023b, The MathWorks, Inc., 2023.

PUBLICATIONS ET CONTRIBUTIONS

Articles de conférences

1. **Nour Zaarour**, Nadir Hakem, and Nahi Kandil, "Addressing Distance Estimation Challenges in Underground Wireless Sensor Networks with Gamma Entropy, " 2025 IEEE International Symposium on Antennas & Propagation and North American Radio Science Meeting, 13 - 18 July 2025, Ottawa, Canada

2. **Nour Zaarour**, Nahi Kandil, and Nadir Hakem, " Enhanced Distance Estimation in Wireless Sensor Networks Using an Extended Path Loss Model for Underground Environments, " 2025 IEEE International Symposium on Antennas & Propagation and North American Radio Science Meeting, 13 - 18 July 2025, Ottawa, Canada

3. **N. Zaarour**, N. Kandil and N. Hakem, "Analyzing Connectivity Outcomes in WSNs with Gaussian Deployment Patterns," 2024 IEEE INC-USNC-URSI Radio Science Meeting (Joint with AP-S Symposium), Florence, Italy, 2024, pp. 359-360

4. **Nour Zaarour**, Nahi Kandil, Nadir Hakem, "On the Partial RSS-Connectivity Based Localization in Wireless Sensor Networks," 2023 IEEE USNC-URSI Radio Science Meeting (Joint with AP-S Symposium), Portland, OR, USA, 2023, pp. 57-58.

5. **Nour Zaarour**, Nadir Hakem, Nahi Kandil, "Received Signal Strength Based Localization of Wireless Sensors in a Complex Environment: a Comparative Study," 2023 Fifth International Conference on Advances in Computational Tools for Engineering Applications (ACTEA), Zouk Mosbeh, Lebanon, 2023, pp. 48-53.

6. **Nour Zaarour**, Nahi Kandil, Nadir Hakem, "Connectivity-Received Signal Strength Based Wireless Sensor Network Localization in a Nakagami-m Fading Channel," 2022 IEEE International Symposium on Antennas and Propagation and USNC-URSI Radio Science Meeting (AP-S/URSI), Denver, CO, USA, 2022, pp. 303-304.

7. **Nour Zaarour**, Nadir Hakem, Nahi Kandil, "Anchor Density Minimization for Localization in Wireless Sensor Network (WSN) ". 1-11. 10.5121/csit. 2021.112201.

8. **Nour Zaarour**, Sofiene Affes, Nahi Kandil, Nadir Hakem, "Connectivity-Based Joint Parameter Estimation in One-Dimensional Wireless Sensor Networks," 2020 International Wireless Communications and Mobile Computing (IWCMC), Limassol, Cyprus, 2020, pp. 358-364.

Chapitre de livre

9. **Nour Zaarour**, Nadir Hakem, Nahi Kandil, "Localization Context-Aware Models for Wireless Sensor Network", Emerging Trends in Wireless Sensor Networks. IntechOpen, Oct. 12, 2022. doi: 10.5772/intechopen.103893.

Article de journal

10. **Nour Zaarour**, Nadir Hakem, Nahi Kandil, "An Accurate Anchor-Free Contextual Received Signal Strength Approach Localization in a Wireless Sensor Network". Sensors. 24. 1210. 10.3390/s24041210.

Autres contributions

11. **N. Zaarour**, N. Hakem, N. Kandil and M. Madi, "An Accurate Underground Autonomous Vehicle Localization System Using RSSI and IMU Data," *2024 IEEE INC-USNC-URSI Radio Science Meeting (Joint with AP-S Symposium)*, Florence, Italy, 2024, pp. 88-89.

12. Hussein Hijazi, Nahi Kandil, **Nour Zaarour**, Nadir Hakem, "Gradient Descent Localization Algorithm Based on Received Signal Strength Technique in a Noisy Wireless Sensor Network," 2019 Fourth International Conference on Advances in Computational Tools for Engineering Applications (ACTEA), Beirut, Lebanon, 2019, pp. 1-5.

13. Hussein Hijazi, Nahi Kandil, **Nour Zaarour**, Nadir Hakem, "A new Gradient Descent Positioning Method in Wireless Sensor Network Based on Received Signal Strength," 2019 IEEE International Symposium on Antennas and Propagation and USNC-URSI Radio Science Meeting, Atlanta, GA, USA, 2019, pp. 1809-1810.