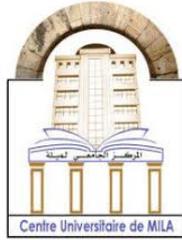


الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne Démocratique et Populaire
وزارة التعليم العالي والبحث العلمي
Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche
scientifique



N° Réf :

Centre Universitaire
Abdelhafid boussouf Mila

Institut des Mathématiques et
Informatique

Département d'Informatique

Mémoire préparé pour obtenir le diplôme de Master
en Informatique

Option : Sciences et Technologies de l'Information et de la Communication
(STIC)

Thème :

Gestion de la localisation dans les réseaux de capteurs sans fil

Réalisé par :

Zelbah Douaa

Nouioua Chames

Soutenue devant le jury :

Président : Guettiche Mourad M.C.B C.U. AbdelhafidBoussouf, Mila

Examineur : Selmane Samir M.A.A C.U. AbdelhafidBoussouf, Mila

Encadré par : Boumassata Meriem M.A.A C.U. AbdelhafidBoussouf, Mila

Année Universitaire : 2024/2025

Remerciements

*Nous remercions, en tout premier lieu, **Allah Le Tout-Puissant**, qui nous a donné la force, la volonté et le courage d'accomplir ce modeste travail.*

*Nous exprimons notre profonde gratitude à **Madame Boumassata Meriem**, notre encadrante, pour son aide précieuse, sa grande patience tout au long de la préparation de ce mémoire, ainsi que pour ses conseils, ses orientations et ses encouragements qui ont grandement contribué à la réussite de ce travail. Que Dieu la protège. Nous adressons*

*également nos sincères remerciements à tous les **enseignants, ingénieurs et membres du personnel** de notre université pour leur accompagnement tout au long de notre parcours. Nos vifs remerciements vont aussi aux **membres du jury** pour l'intérêt qu'ils*

ont porté à notre travail en acceptant de l'examiner et de l'enrichir par leurs observations et suggestions pertinentes.

Merci à Tous.

Dédicaces

Je dédie ce modeste travail

À Allah, le seul qui a toujours été avec moi, et le seul qui connaît réellement le chemin tracé pour moi.

À mon modèle, le prophète Mohammed (paix et bénédictions sur lui).

À moi-même, pour avoir cru, persévéré et avancé malgré les tempêtes.

À ma grand-mère, partie trop tôt, mais dont le souvenir reste vivant dans mon cœur.

À ma mère, qui rêvait de me voir médecin, mais le destin m'a conduite ici.

À mon père, mon pilier et mon soutien inébranlable.

À Hazem, qui a fait partie intégrante de cette réussite.

À mes sœurs, ma force et mon refuge dans cette vie.

Dédicaces

Avant tout, Merci à ALLAH le tout puissant de m' avoir donné la santé, la volonté, le courage et la patience d'entamer et de terminer ce modeste travail.

Je tiens à remercier également toutes les personnes qui ont contribuées de près ou de loin à la réalisation de ce mémoire.

Tout d'abord, Je tiens à exprimer toute ma reconnaissance à ma directrice de mémoire, Madame MERIEM BOUMASSATA . Je la remercie de m'avoir encadré, orienté, aidé et conseillé.

J'adresse mes sincères remerciements à tous les professeurs, intervenants et toutes les personnes qui par leurs paroles, leurs écrits, leurs conseils et leurs critiques ont guidé mes réflexions et ont accepté de me rencontrer et de répondre à mes questions durant mes recherches..

Je remercie mes très chers parents qui ont toujours été là pour moi. Je remercie ma sœur Dounia et mon frère Mohamed pour leurs encouragements.

À tous ces intervenants, je présente mes remerciements, mon respect et ma gratitude.

Résumé

Ce mémoire de Master s'intéresse à l'amélioration de la précision de la localisation dans les réseaux de capteurs sans fil (RCSF), un enjeu crucial pour de nombreuses applications sensibles aux contraintes énergétiques et environnementales. Nous proposons une approche hybride novatrice combinant l'algorithme DV-Hop, l'optimisation par essaim de particules (PSO) et une correction par régression. Cette méthode repose sur une combinaison progressive de techniques de localisation et d'optimisation permettant d'affiner les estimations de position des nœuds. Une évaluation systématique implémentée sous MATLAB et fondée sur la variation du nombre de nœuds, de la portée de communication et du ratio d'ancres, montre que notre approche surpasse les méthodes DV-Hop et RSSI en termes de précision, de robustesse et d'efficacité énergétique, tout en restant adaptée aux environnements contraints des RCSF.

Mots-clés : Réseaux de capteurs sans fil, localisation, précision, efficacité énergétique, DV-Hop, PSO, RSSI.

المخلص

تركز أطروحة الماجستير هذه على تحسين دقة تحديد المواقع في شبكات الاستشعار اللاسلكية (RCSF)، وهي مسألة بالغة الأهمية للعديد من التطبيقات الحساسة لقيود الطاقة والبيئة. نقترح نهجاً هجيناً جديداً يجمع بين خوارزمية DV-Hop، وتحسين سرب الجسيمات (PSO)، وتصحيح الانحدار. تعتمد هذه الطريقة على مزيج تدريجي من تقنيات تحديد المواقع والتحسين لتحسين تقديرات مواقع العقد. يُظهر تقييم منهجي مُنفذ باستخدام MATLAB، ويستند إلى الاختلافات في عدد العقد، ونطاق الاتصال، ونسبة التثبيت، أن نهجنا يتفوق على طريقتي DV-Hop وRSSI من حيث الدقة والمتانة وكفاءة الطاقة، مع الحفاظ على ملاءمته للبيئات المحدودة

الكلمات المفتاحية: شبكات الاستشعار اللاسلكية، الموقع، الدقة، كفاءة الطاقة، DV-Hop، PSO، RSSI

Abstract

This Master's thesis focuses on improving localization accuracy in Wireless Sensor Networks (WSNs), a critical challenge for many applications with strict energy and environmental constraints. We propose an innovative hybrid approach combining the DV-Hop algorithm, Particle Swarm Optimization (PSO), and regression-based correction. This method relies on a progressive integration of localization and optimization techniques to refine node position estimates. A systematic evaluation implemented in MATLAB, based on variations in the number of nodes, communication range, and anchor ratio, demonstrates that our approach outperforms DV-Hop and RSSI methods in terms of accuracy, robustness, and energy efficiency, while remaining suitable for the constrained environments of WSNs.

Keywords : Wireless Sensor Networks, Localization, Accuracy, Energy Efficiency, DV-Hop, PSO, RSSI.

Table des matières

INTRODUCTION GÉNÉRALE	1
1 Généralités sur les réseaux de capteurs sans fil	3
1.1 Introduction	3
1.2 Les réseaux sans-fils	3
1.2.1 Définition	3
1.2.2 Catégories des réseaux sans-fil	4
1.3 Les réseaux de capteurs sans fil (RSCF)	4
1.3.1 Définition	4
1.3.2 Noeud capteur	5
1.3.3 Architecture et fonctionnement d'un réseau de capteurs	8
1.3.4 La pile protocolaire du réseau de capteurs sans fil	11
1.3.5 Applications des réseaux de capteurs	13
1.3.6 Caractérisation des réseaux de capteurs	15
1.4 Conclusion	18
2 Localisation dans les réseaux de capteurs sans fil	19
2.1 Introduction	19
2.2 Problématiques et enjeux de la localisation	19
2.3 Paramètres influençant la précision de la localisation	20
2.4 Mécanisme de localisation des nœuds	20
2.4.1 Techniques de mesure	21
2.4.2 Méthodologies et algorithmes de localisation	26
2.5 Systèmes de localisation	36
2.5.1 GPS	36

2.5.2	Cricket	36
2.5.3	RADAR	37
2.6	Les Ancres(Beacons)	37
2.6.1	Ancre mobile	38
2.6.2	La mobilité des noeuds	38
2.7	les critères de localisation	38
2.8	Conclusion	39
3	Approche proposée	41
3.1	Introduction	41
3.2	Algorithme DV-HOP	41
3.3	Méthode RSSI	44
3.4	Heuristiques ou méta-heuristiques	45
3.4.1	Définition	45
3.4.2	Principe de voisinage	46
3.4.3	La relation entre le voisinage et les métaheuristiques	46
3.5	Généralités sur PSO	47
3.5.1	Intelligence d'essaim	47
3.5.2	Algorithme d'optimisation des essaims de particules	47
3.6	Travaux connexes	48
3.6.1	Optimized DV-Hop Localization Algorithm Using PSO for IoT and WSNs	48
3.6.2	PSO-based Energy Optimization Algorithm for Wireless Sensor Network	49
3.6.3	Algorithme DV-Hop Optimisé (Ouarab Hossem et Bouamrirene Imad)	49
3.6.4	DV-Hop Location Algorithm Based on RSSI Correction (Zhang et Yang)	50
3.7	Problématique	50
3.8	Algorithme proposé	51
3.8.1	Etapas principales de fonctionnement	52
3.9	Organigramme de l'algorithme proposé	61
3.10	Conclusion	62
4	Simulation et évaluation des performances	63
4.1	Introduction	63

4.2	Outil de Simulation	63
4.2.1	Présentation de MATLAB	63
4.2.2	Pourquoi le choix du langage MATLAB	64
4.3	Scénario de Simulation	64
4.4	Algorithmes simulés	68
4.5	Paramètres de performance	68
4.5.1	Erreur moyenne (m)	68
4.5.2	Écart-type (m)	68
4.5.3	Énergie (nJ)	69
4.5.4	Métrique composite	69
4.6	Résultats de simulation	70
4.6.1	Nombre moyen d'itérations PSO	70
4.6.2	Taux de multilatérations sautées	70
4.6.3	Visualisation de la précision de localisation	71
4.6.4	Métrique composite	72
4.6.5	Erreur moyenne de localisation	76
4.6.6	Taux d'amélioration	76
4.6.7	Écart-type de l'erreur	76
4.6.8	Consommation énergétique	78
	CONCLUSION GÉNÉRALE	81

Table des figures

1.1	Anatomie générale d'un nœud de capteur	7
1.2	Réseaux de capteurs sans fil vs Réseaux Ad-hoc [1]	9
1.3	Architecture de la communication d'un réseau RCSF	9
1.4	Acheminement d'un événement [2].	10
1.5	Acheminement d'une demande [2].	10
1.6	La pile protocolaire du réseau de capteur.	11
1.7	Quelques applications des RCSFs	15
1.8	Clustérisation d'un RCSF [3]	17
2.1	Mécanisme de localisation des nœuds.	20
2.2	Techniques de mesure pour la localisation [4].	21
2.3	Méthodologies et algorithmes de localisation	26
2.4	La méthode de trilatération	28
2.5	La méthode de multilatération	28
2.6	La méthode de triangulation	29
2.7	La technique basé sur la zone	32
2.8	La technique APIT	32
2.9	La technique Roc	33
3.1	Méthodes d'optimisation méta-heuristiques [5].	46
4.1	Déploiement des nœuds capteurs dans le réseau.	66
4.2	Comparaison des méthodes de localisation	71
4.3	Compromis Précision-Énergie avec Métrique Composite.	73
4.4	Carte de chaleur des erreurs(Hybride)	75
4.5	Distribution des erreurs de localisation	77

Liste des tableaux

1	Liste consolidée des abréviations du mémoire	xiv
1.1	Types de Capteurs Sans Fil pour Réseaux de Capteurs	8
1.2	Protocoles visant la réduction de la consommation énergétique dans la couche réseau	12
4.1	Les Paramètres du Réseau	67
4.2	Les Paramètres du RSSI	67
4.3	Les Paramètres du DV-HOP	67
4.4	Paramètres énergétiques utilisés (en nanojoules)	68
4.5	Le tableau d'analyse de sensibilité	74

LISTE DES ABRÉVIATIONS

Abréviation	Signification
RCSF	Réseaux de Capteurs Sans Fil
WSN	Wireless Sensor Network (Réseau de Capteurs Sans Fil)
MATLAB	Matrix Laboratory (langage et environnement de calcul scientifique)
TinyOS	Tiny Operating System (Système d'exploitation pour capteurs)
Contiki OS	Contiki Operating System
Mantis OS	Mantis Operating System
NesC	Network Embedded Systems C (Langage de programmation)
Wi-Fi	Wireless Fidelity
IPv6	Internet Protocol version 6
6LoWPAN	IPv6 over Low-Power Wireless Personal Area Networks
UDP	User Datagram Protocol
DV-Hop	Distance Vector-Hop (localisation par sauts)
PSO	Particle Swarm Optimization (Optimisation par essaim de particules)
RSSI	Received Signal Strength Indicator (Indicateur de puissance du signal reçu)
ToA	Time of Arrival (Temps d'Arrivée)
TDoA	Time Difference of Arrival (Temps de Différence d'Arrivée)
AoA	Angle of Arrival (Angle d'Arrivée)
LQI	Link Quality Indicator (Indicateur de Qualité de Lien)
NFER	Near Field Electromagnetic Ranging

Abréviation	Signification
RIPS	Radio Interferometric Positioning System
RIM	Radio Interferometric Measurements
APIT	Approximate Point-In-Triangulation Test
ROC	Ring Overlapping based on Comparison
CL	Centroid Localization
WCL	Weighted Centroid Localization
AWCL	Adaptive Weighted Centroid Localization
ASWCL	Selective Adaptive Weighted Centroid Localization
MSE	Mean Squared Error (Erreur quadratique moyenne)
SDP	Semi-Definite Programming (Programmation Semi-Définie)
MDS	Multi-Dimensional Scaling (Mise à l'Échelle Multi-Dimensionnelle)
k-NN	k-Nearest Neighbors (k plus proches voisins)
SVR	Support Vector Regression
ML	Maximum Likelihood (Maximum de vraisemblance)
LLS	Linear Least Squares (Moindres Carrés Linéaires)
HEAP	Hierarchical Exploratory Agglomerative Partitioning
RADAR	Radio Detection and Ranging (Microsoft)
Cricket	Système de localisation développé par le MIT
dBm	Décibel-milliwatt

TAB. 1 : Liste consolidée des abréviations du mémoire

INTRODUCTION GÉNÉRALE

Ces dernières années, grâce aux avancées récentes dans le domaine de la microélectronique et des technologies de communication sans fil, nous avons assisté à l'émergence d'un nouveau type de réseaux connus sous le nom de Réseaux de Capteurs Sans Fil (RCSF). Un RCSF, également appelé Wireless Sensor Network en anglais, se caractérise par la présence d'un ensemble de capteurs intelligents, souvent en grand nombre. Chacun de ces capteurs, également désignés sous le terme de nœuds, est capable d'accomplir une tâche spécifique au sein d'une application donnée. Chaque capteur est en mesure de collecter et de traiter des données relatives à des grandeurs physiques (position, pression, température, niveau, déplacement, etc.). De plus, ces capteurs sont équipés d'une fonction de communication sans fil, ainsi que d'un microcontrôleur permettant de traiter les informations collectées. En outre, ils peuvent éventuellement stocker ces informations dans une unité de mémoire dédiée.

Parmi les défis majeurs posés par les RCSF, la localisation des nœuds occupe une place centrale. Il s'agit de déterminer avec précision ou estimation la position physique de chaque nœud dans le réseau. Bien que le système GPS soit le système de localisation le plus répandu au monde, il s'avère souvent coûteux à intégrer dans les capteurs. En conséquence, d'autres solutions telles que les algorithmes de localisation (auto-localisation) ont été proposées pour relever ce défi [6].

Dans ce mémoire, nous avons développé un algorithme hybride pour la localisation dans les réseaux de capteurs sans fil (RCSF), visant à améliorer la précision tout en optimisant l'efficacité énergétique. Notre approche combine l'algorithme de localisation DV-Hop, qui estime les positions initiales des nœuds inconnus en calculant une taille moyenne de saut à partir des distances et des sauts entre ancres (nœuds de référence), suivie d'une multilatération pour obtenir des coordonnées robustes, ajustées par une correction simulée pour réduire les erreurs. Ces estimations sont ensuite affinées en utilisant la méthode d'optimisation par essaim de particules (PSO), qui explore un espace local en évaluant une combinaison des

erreurs basées sur les distances DV-Hop et des mesures effectués en utilisant la technique RSSI, avec un arrêt adaptatif pour limiter la consommation énergétique.

Notre proposition a été mise en œuvre en utilisant le simulateur MATLAB pour démontrer l'efficacité de notre algorithme par rapport aux approches existantes.

Ce mémoire de master est organisé en quatre chapitres distincts :

Le premier chapitre a pour objectif de présenter le concept des Réseaux de Capteurs Sans Fil (RCSF) en mettant en avant leurs caractéristiques fondamentales.

Le deuxième chapitre se consacre à la localisation au sein des réseaux RCSF. Nous présentons une classification des approches de localisation, les principales techniques de mesure, ainsi que les algorithmes de localisation les plus utilisés.

Le troisième chapitre présente notre approche hybride pour la localisation dans les RCSF, combinant l'algorithme DV-Hop, qui estime les positions initiales des nœuds via les sauts et la multilatération avec une correction simulée, et l'optimisation PSO, qui affine ces estimations en intégrant les mesures RSSI, optimisant ainsi précision et efficacité énergétique.

Le quatrième chapitre décrit la simulation sous MATLAB de notre approche hybride pour la localisation dans les RCSF, évaluant sa précision et son efficacité énergétique par rapport à DV-Hop et à DV-Hop + PSO, à travers des visualisations et une analyse de robustesse dans des conditions réalistes.

Chapitre 1

Généralités sur les réseaux de capteurs sans fil

1.1 Introduction

Les nouvelles avancées en matière de technologie des capteurs en micromètres et de communications sans fil ont créé l'émergence de réseaux de capteurs sans fil. Les RCSF (Réseaux de Capteurs Sans Fil) sont composés de plusieurs nœuds capteurs, des périphériques très petits et peu coûteux qui peuvent détecter, traiter et transmettre des informations exploitables. Ces nœuds communiquent entre eux selon une topologie (fixe ou mobile) du réseau afin d'acheminer les informations à une unité de commande en dehors de la zone de mesure [7]. Dans ce chapitre, nous présenterons, les réseaux sans fil et leurs catégories, les composants logiciels et matériels d'un nœud capteur, ainsi que des généralités sur les réseaux de capteurs sans fil, leur architecture, leurs domaines d'application, et leurs caractérisations.

1.2 Les réseaux sans-fils

1.2.1 Définition

Un réseau sans fil (Wireless network) est comme son nom l'indique, est un réseau à travers lequel différentes stations ou systèmes peuvent communiquer entre eux au moyen d'ondes radio. Grâce aux réseaux sans fil, l'utilisateur a la possibilité de rester connecté lors de ses déplacements dans un environnement géographique assez étendu, c'est la raison pour laquelle on entend parfois parler de "mobilité" [8] .

1.2.2 Catégories des réseaux sans-fil

Les réseaux sans-fil se divisent en deux catégories principales selon leur mode d'organisation et de fonctionnement : les réseaux avec infrastructure et les réseaux sans infrastructure (Ad hoc).

A) Réseaux avec infrastructure

Dans un réseau avec infrastructure, la communication entre les différents dispositifs sans fil (appelés nœuds ou stations) passe par un point d'accès central, généralement un routeur sans fil ou une station de base. Ce point d'accès joue le rôle d'intermédiaire, assurant la gestion du trafic et facilitant la communication entre les périphériques, ainsi qu'avec d'autres réseaux (par exemple Internet). Ce type de réseau est typiquement utilisé dans les environnements domestiques, les bureaux ou les espaces publics (Wi-Fi dans les cafés, les aéroports, etc.). Il offre une meilleure gestion des ressources et une connectivité plus stable, mais dépend fortement de la disponibilité de l'infrastructure.

B) Réseaux sans infrastructure (Ad hoc)

Un réseau ad hoc est un ensemble de nœuds sans fils qui forment, d'une façon dynamique, un réseau sans avoir à utiliser une infrastructure ou bien une administration centralisée. Dans ce type de réseau, les routeurs peuvent se déplacer de manière aléatoire et s'organiser sans contrainte prédéfinie.

Un réseau sans fil ad hoc est un réseau radioélectrique dépourvu de toute infrastructure préexistante. Il peut se former et s'organiser de manière dynamique lorsque plusieurs équipements se trouvent à portée radio les uns des autres. Sa structure évolue en fonction de l'apparition et des déplacements des nœuds [9]. .

1.3 Les réseaux de capteurs sans fil (RSCF)

1.3.1 Définition

Un réseau de capteurs est un système composé de nœuds capteurs qui incorporent des capteurs, un ou plusieurs dans chaque nœud.

Ces gadgets sont programmés pour enregistrer un certain aspect de leur environnement, et si nécessaire, communiquer ce qu’elles détectent à un ou plusieurs noeuds de collecte. Les noeuds ont une structure pour établir une interaction, qui peut être une topologie fixe ou mobile, qui transmettent les données enregistrées sur une unité de contrôle externe de l’objet de mesure.

1.3.2 Noeud capteur

Un capteur est un dispositif conçu pour convertir une grandeur physique mesurée en un signal, généralement électrique, qui est ensuite transformé en donnée binaire exploitable par un système d’information . Les capteurs peuvent enregistrer divers types de mesures, telles que la température, l’humidité, la luminosité, l’accélération, la distance, les mouvements, la pression, la détection de gaz, la capture d’images (vision), le son, etc. Par ailleurs, les noeuds de capteurs sont constitués de composants à la fois matériels et logiciels [3].

A) Composant logiciels

Les contraintes énergétiques des capteurs exigent l’emploi de systèmes d’exploitation légers tels que open source TinyOS [3] et son langage de programmation, le NesC, et Contiki et MantisOS [3]. Cependant, parmi la plupart des RCSF, TinyOS est le plus étendu et le plus fréquemment utilisé. C’est aussi un système gratuit, avec une large adoption à la communauté scientifique comme un outil pour la simulation, le développement et l’implémentation et la vérification des algorithmes et protocoles de réseau [3].

- Systèmes d’exploitation et langage associés aux réseaux de capteurs sans fil

- Tiny OS : Un système d’exploitation open-source conçu pour les réseaux de capteurs sans fil, basé sur un modèle événementiel. Il est optimisé pour la faible consommation d’énergie et les ressources limitées des capteurs [10].
- Contiki OS : Un système d’exploitation léger pour l’Internet des objets, supportant le multitâche coopératif et les protocoles de communication comme IPv6 et 6LoWPAN. Il est souvent utilisé avec le simulateur Cooja [11].
- Mantis OS : Un système d’exploitation temps réel pour les capteurs sans fil, offrant un modèle de multithreading préemptif. Il facilite la programmation multitâche tout en restant léger [12].

- NesC : Un langage de programmation structuré en composants, spécialement conçu pour développer des applications sous TinyOS. Il est basé sur le langage C, mais adapté aux contraintes des systèmes embarqués [13].

B) Composants matériels

Un capteur est généralement composé de quatre unités principales : captage, traitement, Communication, il comprend également une source d'énergie comme l'illustre la Figure 1.1.

- Unité de captage :

composée d'un moyen de captage appelé capteur qui obtient des mesures sur les paramètres environnementaux et d'un convertisseur Analogique/Numérique qui convertit l'information relevée et la transmet à l'unité de traitement.

- Unité de traitement :

composée d'un processeur et d'une mémoire intégrant un système d'exploitation spécifique. Cette unité possède deux interfaces, une interface pour l'unité de captage et une interface pour l'unité de communication. Elle acquiert les informations en provenance de l'unité de captage et les envoie à l'unité de communication. Cette unité est chargée aussi d'exécuter les protocoles de communications qui permettent de faire collaborer le capteur avec d'autres capteurs. Elle peut aussi analyser les données captées.

- Unité puissance (d'énergie) :

un capteur est muni d'une batterie pour alimenter tous ses composants. Cependant, à cause de sa taille réduite, la batterie dont il dispose est limitée et généralement irremplaçable. Pour cela, l'énergie est la ressource la plus précieuse puisqu'elle influe directement sur la durée de vie des capteurs.

- Unités additionnelles :

Il existe des capteurs qui sont dotés d'autres unités additionnelles comme le système de positionnement GPS (Global Positioning System) et un mobilisateur lui permettant le déplacement [1].

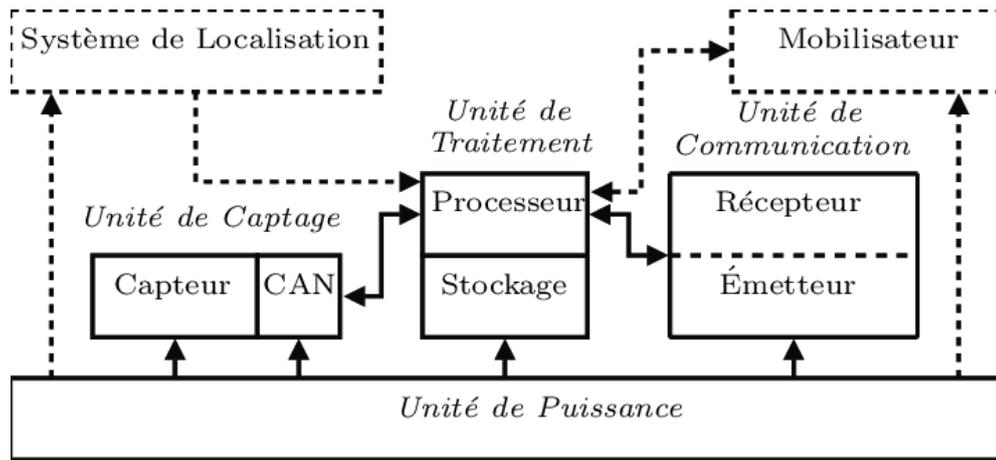


FIG. 1.1 : Anatomie générale d'un nœud de capteur

C) Types de Capteurs Sans Fil pour Réseaux de Capteurs [14]

Le tableau suivant compare différents capteurs sans fil utilisés dans les réseaux de capteurs. Il présente leurs caractéristiques clés telles que le fabricant, le processeur, le système d'exploitation, la communication sans fil et leurs principales applications.

Nom du Capteur Processeur Communication	Fabricant / Projet OS Supporté Usage Principal
iMote / iMote2 XScale PXA271 IEEE 802.15.4 (ZigBee)	Intel / Crossbow TinyOS Recherche, calcul avancé, capteurs intégrés
Telos / TelosB MSP430 (TI) IEEE 802.15.4	UC Berkeley / Crossbow TinyOS Recherche, capteurs environnementaux
Mica / MicaZ / Mica2 ATmega128L 433 MHz / 868 MHz / 2.4 GHz	Crossbow TinyOS Recherche, anciens projets WSN
Wasp mote ATmega1281 / autres ZigBee, Wi-Fi, LoRa, 4G, etc.	Libelium Libelium SDK Applications réelles (smart city, agriculture)
Sun SPOT ARM920T IEEE 802.15.4	Sun Microsystems Java ME Programmation Java, recherche
SHIMMER MSP430 Bluetooth	Shimmer Research TinyOS / Firmware dédié Santé, biomédical, wearable sensors
Tyndall Mote Atmel / MSP430 IEEE 802.15.4 / custom	Tyndall National Institute TinyOS Applications miniatures, médicales
Zolertia Z1 MSP430 IEEE 802.15.4	Zolertia Contiki OS IoT, faible consommation, recherche
Zolertia RE-Mote ARM Cortex-M3 (CC2538) IEEE 802.15.4, 6LoWPAN	Zolertia Contiki OS IoT, Edge computing, smart environment

TAB. 1.1 : Types de Capteurs Sans Fil pour Réseaux de Capteurs

1.3.3 Architecture et fonctionnement d'un réseau de capteurs

Les réseaux de capteurs sans fil (WSNs) forment un sous-ensemble des réseaux ad hoc, comme illustré dans la Figure 1.2 Les réseaux de capteurs sans fil présentent de nombreuses limitations par rapport aux réseaux ad hoc en termes de capacité de stockage de mémoire, de traitement et de source d'énergie disponible des nœuds capteurs. Les réseaux de capteurs sans fil sont généralement considérés comme étant limités en énergie car les nœuds capteurs fonctionnent avec une source d'énergie continue de faible capacité ou peuvent être placés de telle manière que le remplacement de leur source d'énergie n'est pas possible.

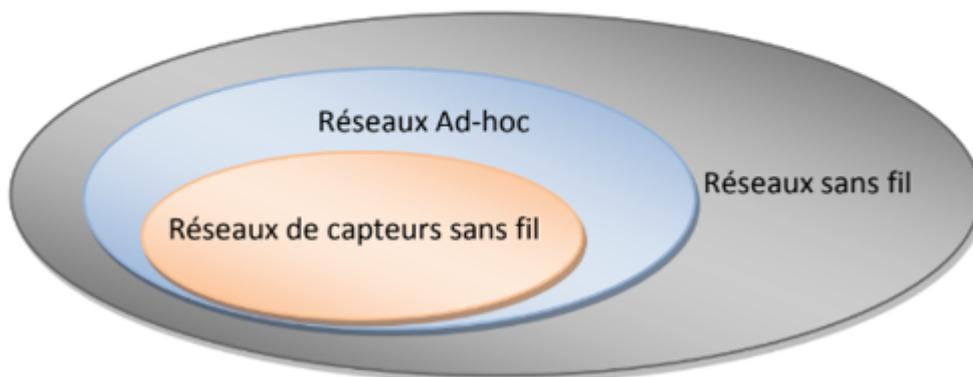


FIG. 1.2 : Réseaux de capteurs sans fil vs Réseaux Ad-hoc [1]

Un réseau de capteurs sans fil permettant de capter et collecter des événements, d'analyser les traitements et de transmettre les informations recueillies dans différents environnements .Les données récoltées sont acheminées grâce à des communications sans fil en multi-saut (c.-à-d. de proche en proche) à une station de base (ou puits sink), Ces nœuds puits sont des bases de contrôle qui possèdent plus de ressources matérielles et dont le rôle est d'agréger/exploiter les données récoltées issues des capteurs. Elle représente en quelque sorte le point d'entrée du réseau de capteurs. (Figure 1.3)

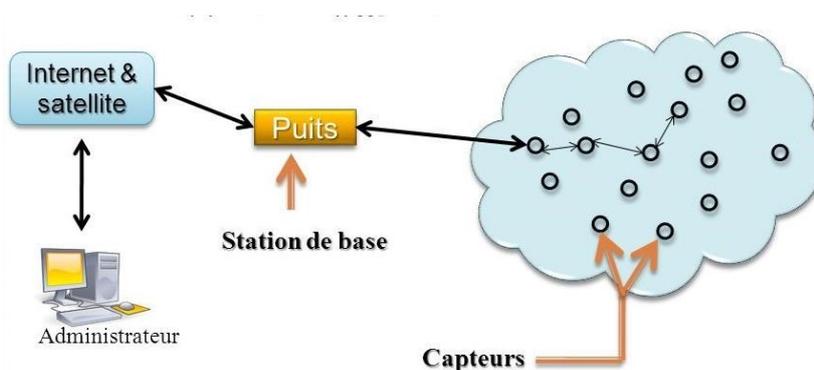


FIG. 1.3 : Architecture de la communication d'un réseau RCSF

En d'autres termes le fonctionnement d'un réseau de capteurs se déroule de la manière suivante :

- les noeuds sont déployés dans une zone de captage pour la surveiller.

- En cas d'un événement Lorsqu'un noeud détecte un événement (changement brusque de température, mouvement...), il le traite localement et l'achemine vers la station de base via une communication multi-saut comme le montre la figure 1.4.

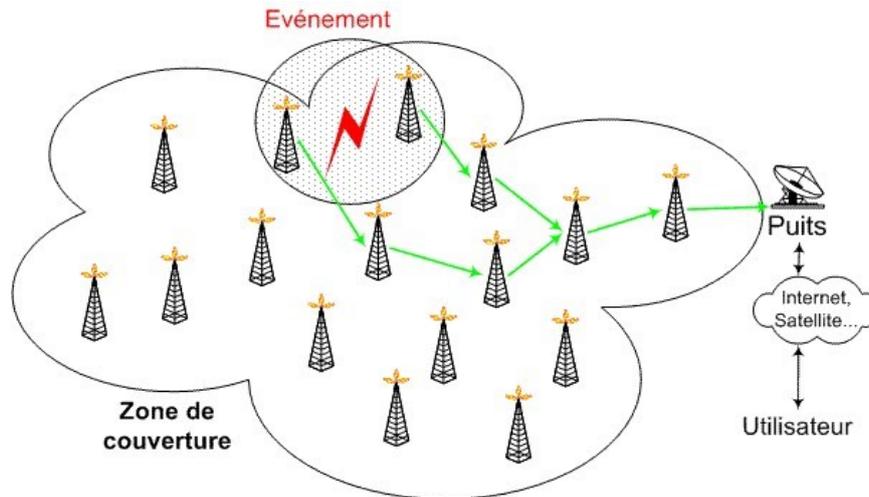


FIG. 1.4 : Acheminement d'un événement [2].

En cas d'une demande Lorsque l'on souhaite avoir l'état de la zone de couverture à un moment T , le puits émet des broadcasts vers toute la zone pour que les capteurs remontent leur dernier relevé vers le puits. Les informations sont alors acheminées par une communication multi-sauts comme le montre dans la figure 1.5 .

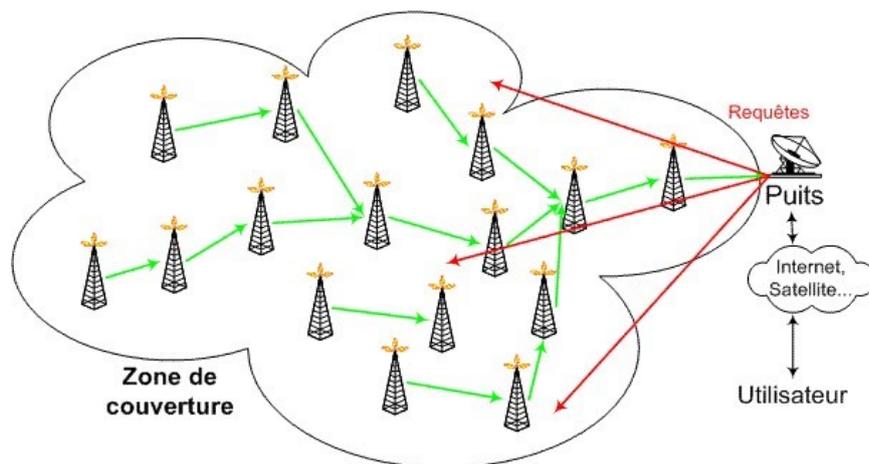


FIG. 1.5 : Acheminement d'une demande [2].

- Dans les deux cas, le puits récupère les informations remontées par les différents capteurs et les transmet au centre de traitement (utilisateur final) à travers un réseau de communication, éventuellement l'Internet.

1.3.4 La pile protocolaire du réseau de capteurs sans fil

La figure 1.6 illustre la pile protocolaire du réseau de capteurs sans fil, elle contient cinq couches qui sont : application, transport, réseaux, liaison de données et physique, et elle contient aussi trois niveau de gestion de tâche, de mobilité et d'énergie.

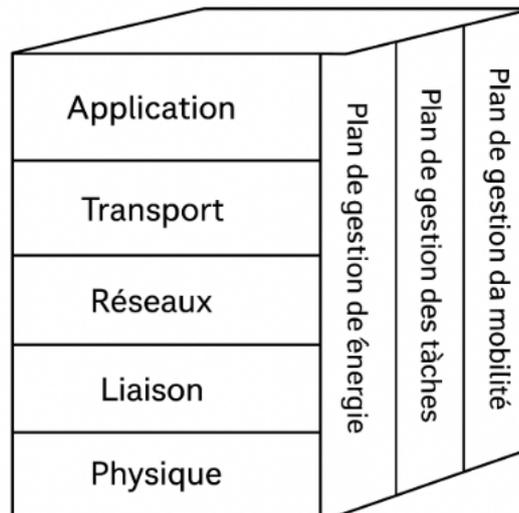


FIG. 1.6 : La pile protocolaire du réseau de capteur.

A) Les couches du RCSF

1. La couche application Elle permet de rendre transparent les mécanismes de communication dans les couches inférieures, en offrant des interfaces pour la création et la diffusion de requêtes. Selon les activités surveillées, différents types d'applications peuvent être construites et utilisées dans la couche application. Elle contient les protocoles suivants :

- Le Protocole de gestion des capteurs (SMP : Sensor Management Protocol)
- Le protocole d'affectation des tâches et d'avertissement des données (TADAP : Task Assignment and Data Advertisement Protocol)
- Le protocole de dissémination des données (SQDDP : Sensor Query and Data Dissemination Protocol)

2. La couche Transport

- transporter le flux de données à la couche application
- gérer le flux de données si le réseau de capteurs l'exige

- segmenter les données issues de la couche application
- réordonne et rassemble les segments venus de la couche réseau
- On utilise le protocole UDP dans la communication entre le nœud collecteur appelé nœud puits (ou sink) et les nœuds de capteurs,

3. La couche Réseau

- l'acheminement des données fournies par la couche transport
- la possibilité de communiquer avec d'autres réseaux de capteurs

Protocole de couche réseau	Description
SMECN (Small Minimum Energy Communication Network)	Crée un sous-graphe du réseau de capteurs contenant le chemin qui minimise la consommation d'énergie.
SPIN (Sensor Protocols for Information via Negotiation)	N'envoie les données aux nœuds que lorsqu'ils sont intéressés.
LEACH (Low-Energy Adaptive Clustering Hierarchy)	Forme des groupements afin de minimiser la dissipation d'énergie.
Diffusion directe	Initialise des gradients pour le flux de données de la source vers le puits lors d'une phase de dissémination.

TAB. 1.2 : Protocoles visant la réduction de la consommation énergétique dans la couche réseau

4. Couche liaison

- responsable du multiplexage des flux des données
- du contrôle d'accès au media
- Du contrôle des erreurs
- Le protocole Machiavel permet au nœud mobile d'envoyer ses données en étant assuré que ses voisins ont été correctement synchronisés avec réduisant les délais d'accès au médium, et aussi permet également au nœud de ne pas saturer sa file d'attente.

5. Couche Physique

- responsable du support acheminant les données envoyées entre les nœuds
- il existe deux types de médias pouvant être utilisés pour les réseaux de capteurs : les ondes infrarouges et les ondes radiofréquences [15, 1].

B) Les niveaux de gestion du RCSF

1. Le niveau de gestion des tâches

- L'équilibrage et la distribution des tâches
- Assurer un travail coopératif et efficace

2. Le niveau de gestion de mobilité

- détecte et enregistre tout les mouvements des nœuds capteurs
- garder continuellement une route vers l'utilisateur final
- maintenir une image récente sur les nœuds voisins

3. Le niveau de gestion d'énergie

- gérer l'énergie consommée par les capteurs [16, 1].

1.3.5 Applications des réseaux de capteurs

Les avantages des réseaux de capteurs leur permettent de s'adapter à divers domaines d'applications. Ces réseaux se montrent particulièrement utiles et peuvent apporter des contributions significatives dans plusieurs secteurs, notamment :

A) Militaire

Les RCSFs, conçus pour des applications militaires, permettent de déployer des capteurs dans des zones complexes pour surveiller les mouvements ennemis, évaluer le terrain et optimiser les opérations. Ils sont essentiels pour la reconnaissance, la surveillance et l'évaluation des dégâts post-conflit, ainsi que pour détecter les attaques nucléaires, biologiques ou chimiques, offrant un avantage stratégique [17].

B) Environnemental

On retrouve ces réseaux de capteurs pour la surveillance de l'occurrence des phénomènes naturels et des modifications de l'environnement [18]. Ils permettent notamment de :

- Détection des feux de brousse

- Vérifier les risques d'inondations et d'épidémie.
- Surveiller les milieux marins intelligemment, par exemple en détectant les changements anormaux de température ou de salinité.
- Détecter les pollutions atmosphériques ou surveiller des conditions géophysiques telles que les tremblements de terre ou les glissements de terrain.
- Mieux comprendre l'agriculture de précision, tel que la détecter de la présence de pesticides dans l'eau potable, l'érosion des sols et la qualité de l'air.

C) Santé

Les RCSF trouvent des applications médicales prometteuses, comme la surveillance des signes vitaux des patients, le suivi de la glycémie et le diagnostic précoce du cancer. Cependant, leur intégration dans le corps humain pose des défis liés à la sécurité, la stabilité et la maintenance. Les progrès de la recherche pourraient réduire les coûts des soins et améliorer la qualité de vie des patients [17].

D) Secteur commercial et industriel

Les RCSF améliorent la flexibilité dans le stockage et la logistique, permettant un suivi en temps réel des marchandises (position, état, direction) et une meilleure communication avec les clients. Dans l'industrie manufacturière, ils optimisent la surveillance des chaînes de production et le suivi des réapprovisionnements, de la matière première au produit final [17, 19].

E) Autres applications

Les RCSF sont utilisés dans divers domaines comme la surveillance des infrastructures, la lutte anti-terroriste, la gestion du trafic, les alarmes d'intrusion, l'urbanisme et l'ingénierie civile (ponts, détection de matières dangereuses). Ils servent aussi aux secours en cas de catastrophes, comme la recherche de survivants après un séisme, rendant notre environnement plus sûr et intelligent [17].

La Figure 1.7 résume quelques applications des RCSF dont nous parlions.

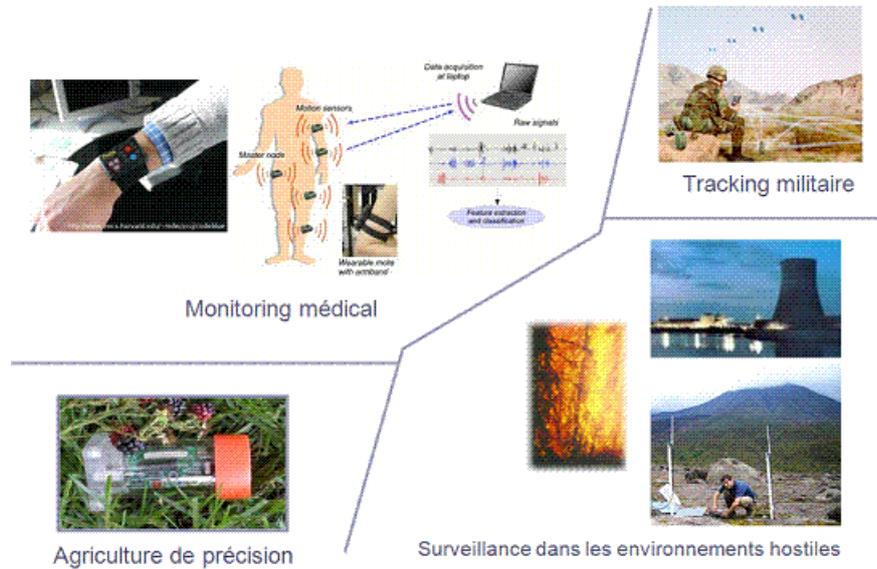


FIG. 1.7 : Quelques applications des RCSFs

1.3.6 Caractérisation des réseaux de capteurs

A) Déploiement

Le déploiement des capteurs est la première phase du cycle de vie d'un RCSF. Il peut être aléatoire (par largage aérien) ou déterministe (placement manuel ou robotisé). Bien que le déploiement aléatoire soit privilégié pour des raisons de coût et de temps, il entraîne des défis tels que la localisation, la couverture de la zone et la sécurité [20].

B) Localisation

Chaque capteur, largué aléatoirement, doit déterminer sa position pour fournir des informations exploitables. La localisation permet d'identifier l'origine des événements, essentielle pour de nombreuses applications. La technique la plus courante est l'utilisation du GPS, mais elle est coûteuse en énergie et en finances. Pour réduire ce coût, une approche hybride équipe seulement certains capteurs de GPS, qui servent ensuite de repères aux autres. Une autre solution consiste à utiliser un seul nœud mobile équipé de GPS pour diffuser des informations de localisation aux autres capteurs [7].

C) Couverture

la couverture est une question clé dans un RCSF, Elle mesure le degré de surveillance de la zone d'intérêt et peut être de trois types :

clairsemée (partiellement couverte), dense (quasi totalement couverte) et redondante (zones couvertes plusieurs fois). Une mauvaise répartition des capteurs peut entraîner l'isolement de certains nœuds, compromettant le réseau [3].

D) Sécurité

La sécurité des données est essentielle dans un RCSF, car les nœuds sont dispersés dans une zone ouverte. Des protocoles de sécurité doivent être conçus pour protéger les communications, malgré les contraintes du déploiement aléatoire et l'absence de connaissance préalable du voisinage [3].

E) Énergie et durée de vie

La durée de vie d'un RCSF dépend principalement de l'énergie des nœuds, alimentés par des batteries limitées. Leur remplacement étant souvent impossible, l'optimisation énergétique est cruciale. Des solutions matérielles, comme les piles à combustible, et logicielles, comme des algorithmes et protocoles à faible consommation, ont été développées pour prolonger la durée de vie du réseau [3].

F) Topologie dynamique

La topologie d'un RCSF est dynamique, surtout en réseau mobile. Une défaillance énergétique ou des perturbations peuvent modifier la structure du réseau et nécessiter une réorganisation coûteuse. Le redéploiement ou l'ajout de nœuds peuvent compenser certaines pertes. Pour garantir une adaptation efficace avec un faible coût énergétique, de nouveaux protocoles de communication et de routage doivent être développés [3].

G) Groupement

Dans un RCSF, les nœuds sont regroupés en clusters pour réduire la complexité du routage, faciliter l'agrégation des données et optimiser l'énergie. Un chef de cluster est élu pour gérer les communications, le filtrage et l'agrégation des informations, servant d'intermédiaire pour les autres nœuds. La Figure 1.8 [3] représente un exemple de réseau clustérisé où les nœuds A, B et C ont été respectivement élus cluster-head des clusters 1,2 et 3.

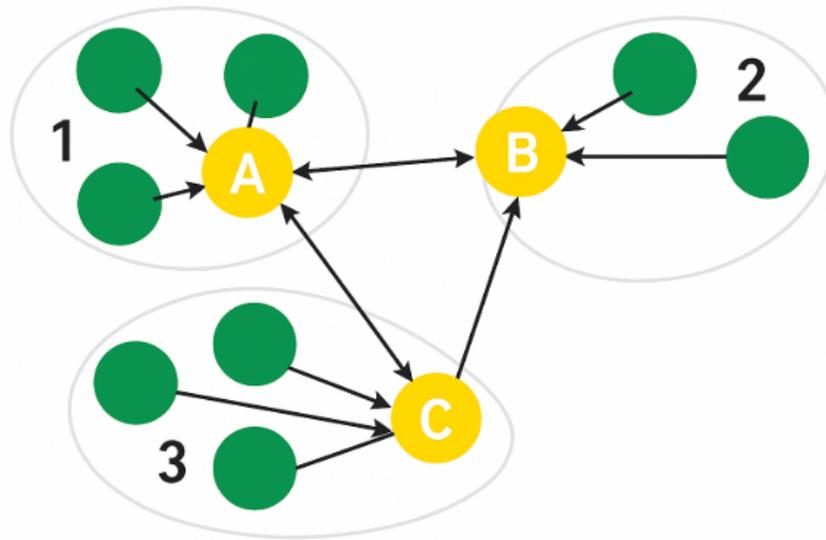


FIG. 1.8 : Clustérisation d'un RCSF [3]

H) Communication multi-saut

Un réseau de capteurs est constitué d'un grand nombre de nœuds déployés dans une zone locale, ayant une courte portée (rayon communication), un faible débit et aucune existence d'infrastructure. Un nœud capteur peut communiquer directement avec ses voisins, c'est-à-dire ceux qui sont à sa portée de communication, et fait office de routeur pour les autres nœuds. Dans ce cas, les nœuds capteurs communiquent en acheminant les messages par routage multi-saut.

I) Mobilité

Un réseau de capteurs statique fonctionne sans mobilité des nœuds, de l'observateur ou de la zone d'intérêt, comme dans le cas de la mesure de la température dans une région fixe. En revanche, dans un réseau mobile, les nœuds, l'observateur ou la zone d'intérêt peuvent se déplacer (par exemple, lorsqu'ils sont attachés à un robot, un humain ou un véhicule), ce qui rend la localisation plus complexe. Actuellement, la plupart des recherches se concentrent encore sur les réseaux statiques, car ils sont plus simples à modéliser et à gérer. [20].

J) Identification

Les nœuds dans un réseau de capteurs sont souvent nommés par leurs attributs. Avec le grand nombre de nœuds, il peut être impossible de faire attention à chaque nœud à part.

Par exemple, un utilisateur est plus intéressé par la zone ayant une température supérieure à 30°C, ou par la température moyenne dans le quadrant sud-est, plutôt que par la température du capteur dont son identifiant est 101 [7].

1.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons exploré en détail les réseaux de capteurs sans fil (RCSF), en mettant en lumière leur architecture, leurs composants matériels et logiciels, ainsi que leurs principaux domaines d'application et leurs caractéristiques. Dans le chapitre prochain, nous allons détailler le principe de la localisation dans les RCSF.

Chapitre 2

Localisation dans les réseaux de capteurs sans fil

2.1 Introduction

Dans les réseaux de capteurs sans fil (RCSF), le déploiement aléatoire des nœuds, souvent imposé par l'étendue ou l'inaccessibilité du terrain, rend indispensable la localisation automatique des capteurs. Celle-ci permet d'associer à chaque nœud une position géographique, essentielle à la cohérence des données collectées et à la mise en œuvre de nombreuses fonctions réseau. Ce chapitre traite des fondements de la localisation dans les RCSF. Il présente une classification des approches de localisation, les principales techniques de mesure, ainsi que les algorithmes de localisation les plus utilisés.

2.2 Problématiques et enjeux de la localisation

La localisation est un élément clé des réseaux de capteurs sans fil (RCSF), influençant le routage, la surveillance et l'analyse des données. L'utilisation du GPS, bien qu'offrant une bonne précision, est trop coûteuse et énergivore pour équiper chaque nœud, surtout dans les réseaux de grande échelle. De plus, il est inefficace en environnements contraints (bâtiments, forêts). Pour pallier ces limites, des méthodes algorithmiques ont été développées, mais elles doivent faire face à plusieurs défis : incertitude des mesures, compromis entre précision et consommation énergétique, et propagation des erreurs dans les grands réseaux.

2.3 Paramètres influençant la précision de la localisation

La précision de la localisation dans les réseaux de capteurs sans fil dépend de plusieurs facteurs :

- **L'environnement** : Les obstacles physiques (bâtiments, forêts denses) peuvent atténuer ou réfléchir les signaux, entraînant des erreurs dans l'estimation de la position.
- **Les interférences** : Les signaux des capteurs peuvent être perturbés par d'autres sources électromagnétiques, affectant la qualité des mesures.
- **Les erreurs de mesure** : Les techniques de localisation (RSSI, TDoA, AoA) sont sujettes à des imprécisions dues aux variations du signal en fonction des conditions climatiques ou des interférences.
- **Le déplacement des nœuds** : Dans les réseaux où les capteurs sont mobiles, la précision diminue en raison des variations de position et des délais de mise à jour.
- **Le nombre et la distribution des ancres** : Une faible densité d'ancres (nœuds de référence) peut rendre l'estimation de position moins fiable [21, 22, 23]

2.4 Mécanisme de localisation des nœuds

D'une manière générale, presque tous les algorithmes de localisation de réseaux de capteurs partagent deux phases principales comme illustre dans la Figure 2.1 :

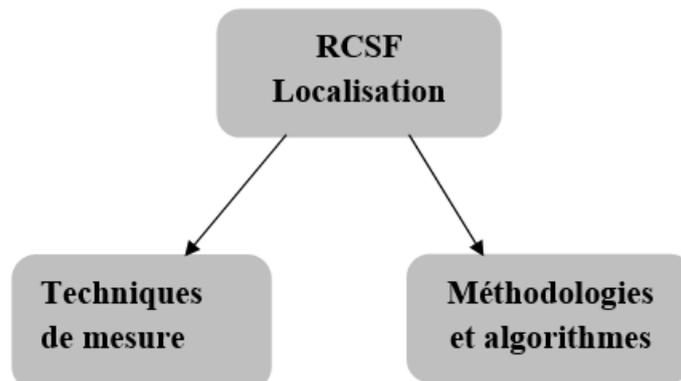


FIG. 2.1 : Mécanisme de localisation des nœuds.

- **Techniques de mesure** Cette phase consiste à mesurer la distance relative entre les nœuds à l'aide de différentes techniques (RSSI, ToA, TDoA, AoA, etc.). La précision de cette estimation dépend fortement des conditions environnementales et des interférences.
- **Algorithmes de localisation** : Une fois les distances estimées, les algorithmes de localisation exploitent ces informations pour calculer la position finale des nœuds. Ce calcul repose sur les coordonnées de certains nœuds de référence, appelés ancres ou beacons, ainsi que sur les relations spatiales entre les autres nœuds du réseau [7].

2.4.1 Techniques de mesure

La première étape de la localisation dans les réseaux de capteurs sans fil consiste à estimer les paramètres liés à la position. Cette estimation repose souvent sur des mesures physiques, en fonction des capacités matérielles disponibles. D'un autre côté, des mesures liées au réseau, telles que le nombre de sauts ou les informations de voisinage, peuvent permettre une localisation approximative, qui peut être suffisante dans des réseaux denses. La figure 2.2 donne un aperçu de ces techniques de mesure.

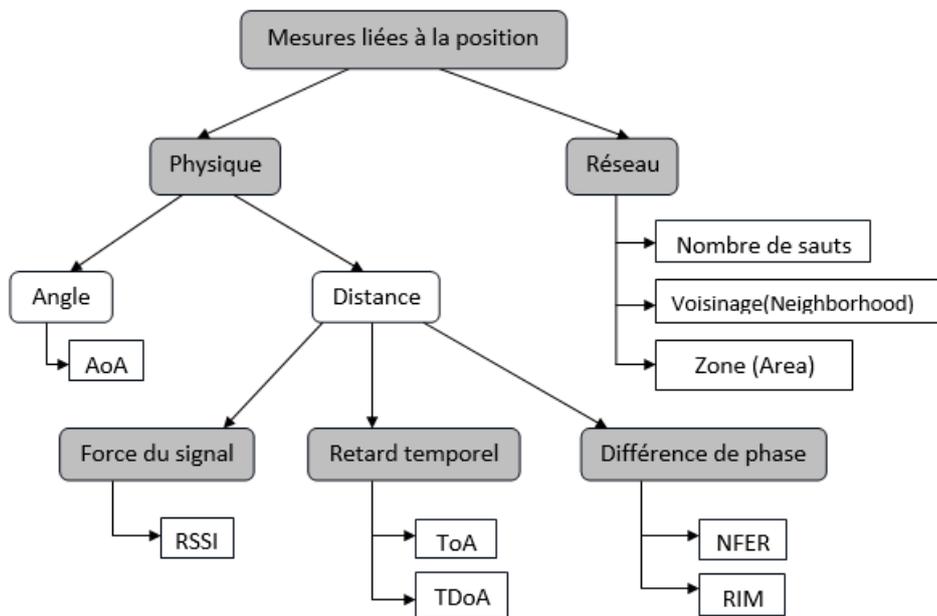


FIG. 2.2 : Techniques de mesure pour la localisation [4].

2.4.1.1 Mesures physiques

Les mesures physiques peuvent être classées en deux catégories : les mesures d'angle et les mesures liées à la distance.

A) Mesures d'angles (**Angle of Arrival (AoA)**)

L'angle d'arrivée est une technique de localisation qui consiste à estimer l'angle sous lequel un signal radio est reçu par un capteur doté de plusieurs antennes directionnelles ou d'un réseau d'antennes. En mesurant l'angle d'arrivée du signal provenant d'un émetteur, il est possible de déduire la direction relative de cet émetteur par rapport au récepteur. Cette technique repose sur l'analyse de la différence de phase ou du retard temporel entre les signaux reçus par les différentes antennes. Lorsque plusieurs capteurs utilisent l'AoA simultanément, il est possible d'appliquer une triangulation pour estimer avec précision la position de l'émetteur. Dans certains cas, l'utilisation d'un **magnétomètre (boussole électronique)** permet de référencer les angles mesurés par rapport aux axes cardinaux (Nord, Sud, Est, Ouest), améliorant ainsi l'alignement des données de localisation avec un système de coordonnées global. L'AoA est souvent utilisée dans des applications comme la localisation en intérieur, la navigation robotique, les réseaux de capteurs sans fil et les systèmes de suivi d'objets en mouvement [21].

B) Mesures de distance

En utilisant la distance entre le nœud suivi et plusieurs nœuds de référence, la position du nœud suivi peut être calculée en appliquant la méthode de **multilatération**. Afin d'estimer cette distance, plusieurs techniques de mesure ont été développées. Parmi elles, les méthodes basées sur la **puissance du signal reçu (RSSI)** et celles basées sur le **temps** sont les plus populaires. Une technique moins répandue est le **Near Field Electromagnetic Ranging (NFER)**, qui exploite certaines propriétés du champ proche des ondes radio à des fins de mesure de distance. Une autre technique encore moins adoptée est le **Radio Interferometric Positioning (RIPS)**, qui applique l'interférométrie aux ondes radio dans les réseaux de capteurs sans fil (RCSF)

- **Indicateur de force du signal reçu RSSI(Received Signal Strength Indicator)**

Le RSSI est un indicateur de la puissance du signal au moment de la réception d'un message. Cette technologie évalue la perte de puissance du signal entre son émission et sa réception, appelée *pathloss*. Cette atténuation varie en fonction de la distance entre les capteurs : plus ils sont éloignés, plus la perte est importante. Cette perte est ensuite convertie en une estimation de distance[24].

Le RSSI est une valeur numérique sur 8 bits stockée dans un registre matériel de la radio. Un modèle largement utilisé pour exprimer le RSSI en fonction de la distance est donné par l'équation :

$$\text{RSSI}(d) = P_T - PL(d_0) - 10\eta \log_{10} \left(\frac{d}{d_0} \right) + X_\delta$$

Où :

- $\text{RSSI}(d)$: puissance du signal reçue à une distance d (en dBm). C'est cette valeur que le capteur mesure et stocke.
- P_T : puissance de transmission (en dBm) de l'émetteur. Le dBm est une unité logarithmique mesurant la puissance par rapport à 1 mW.
- $PL(d_0)$: perte de signal à une distance de référence d_0 (souvent 1 mètre), mesurée expérimentalement.
- η : exposant de perte de signal, dépendant de l'environnement :
 - * $\eta = 2$ en espace libre ;
 - * $\eta = 2.7$ à 4 en intérieur ;
 - * $\eta > 4$ en milieu très obstrué.
- $\log_{10}(d/d_0)$: logarithme de la distance relative à la référence.
- $X_\delta \sim \mathcal{N}(0, \delta^2)$: variable aléatoire gaussienne représentant les perturbations (interférences radio, réflexions multi-trajet, obstacles).

Il existe d'autres modèles plus sophistiqués adaptés à des environnements spécifiques. L'avantage principal de cette méthode est son faible coût, car les capteurs possèdent déjà un module de communication. Son principal inconvénient réside dans sa grande sensibilité aux interférences et au bruit [24].

- **Retard temporel (Temps de propagation)**

La distance entre des noeuds voisins peut être estimée en mesurant le temps que met le signal à se propager. Deux techniques principales sont utilisées :

- **Le temps d’arrivée — ToA (Time of Arrival)**

La distance entre des nœuds voisins peut être estimée en mesurant le temps de propagation du signal. Pour cela, deux techniques sont généralement utilisées : **ToA (Time of Arrival)** lorsque les nœuds de référence et les nœuds suivis sont synchronisés, ou **TDoA (Time Difference of Arrival)** lorsqu’une synchronisation uniquement entre les nœuds de référence est nécessaire.

$$\text{Distance} = \text{Temps} \times \text{Vitesse}$$

Bien qu’elle offre une précision élevée, son efficacité dépend d’une synchronisation rigoureuse entre les nœuds, une exigence difficile à satisfaire dans les réseaux de capteurs sans fil aux ressources limitées. Utilisée notamment dans les systèmes GPS, elle requiert des horloges de haute résolution et demeure sensible aux moindres erreurs de synchronisation [25].

- **Le temps de différence d’arrivée — TDoA (Time Difference of Arrival)**

Le TDOA est une méthode de localisation qui mesure la différence de temps d’arrivée d’un signal entre plusieurs récepteurs, sans nécessiter de synchronisation entre l’émetteur et les récepteurs. Ces différences sont utilisées pour calculer la position de l’émetteur par trilatération. Cette technique est plus simple à mettre en œuvre que le ToA et plus robuste face aux erreurs de synchronisation. Elle est utilisée dans la géolocalisation sans fil, le suivi mobile et certains systèmes de navigation [26].

- **Différence de phase**

La position d’un nœud peut être estimée à partir de la différence de phase entre les signaux reçus, une technique reposant sur les principes fondamentaux de la propagation électromagnétique. Les techniques présentées ci-dessous exploitent les lois fondamentales de la physique pour déterminer les informations de portée.

En effet, la mesure de portée électromagnétique en champ proche (NFER) exploite le comportement de phase en champ proche découvert par Heinrich Hertz, et les mesures radio-interférométriques (RIM) sont inspirées du positionnement interférométrique dans le régime optique développé trente ans plus tôt.

– **Mesure de portée électromagnétique en champ proche (Near Field Electromagnetic Ranging (NFER))**

La méthode NFER (Near Field Electromagnetic Ranging) permet d'estimer la distance entre un émetteur et un récepteur en analysant les variations de phase des ondes électromagnétiques dans le champ proche. Contrairement aux techniques en champ lointain, elle se concentre sur les phénomènes électromagnétiques à proximité de la source, offrant une précision élevée, notamment dans les environnements perturbés par des obstacles ou des interférences [27].

– **Mesures radio-interférométriques (Radio Interferometric Measurements (RIM))**

Les mesures radio-interférométriques (RIM) constituent une méthode de localisation reposant sur l'analyse des différences de phase entre signaux radio reçus par plusieurs récepteurs espacés. Inspirée de l'interférométrie optique, cette approche permet d'estimer avec précision la position d'un émetteur, même dans des environnements complexes, en tirant parti des propriétés de propagation des ondes radio [28].

2.4.1.2 Mesures de connectivité

Les mesures de connectivité réseau sont probablement les mesures les plus simples. La position du nœud suivi peut être déduite en analysant ses nœuds de référence voisins en termes de connectivité, de zone de couverture radio et de proximité du voisinage. Ce type de mesure est très rentable et direct dans les réseaux à grande échelle.

Dans les mesures de connectivité, un nœud mesure le nombre de nœuds dans sa plage de transmission. Cette mesure définit une contrainte de proximité entre ces deux nœuds, qui peut être exploitée pour la localisation. Par exemple, lorsqu'un nœud suivi détecte trois nœuds de référence voisins, il peut supposer être proche de ces nœuds et estimer sa position comme le centroïde des trois nœuds de référence [4].

2.4.2 Méthodologies et algorithmes de localisation

Dans cette section, nous présentons brièvement quelques théories fondamentales en matière de localisation dans les réseaux de capteurs, et nous discutons d'un ensemble d'algorithmes majeurs de localisation pour ces réseaux. La Figure 2.3 montre un diagramme qui inclut toutes les méthodologies et algorithmes de localisation.

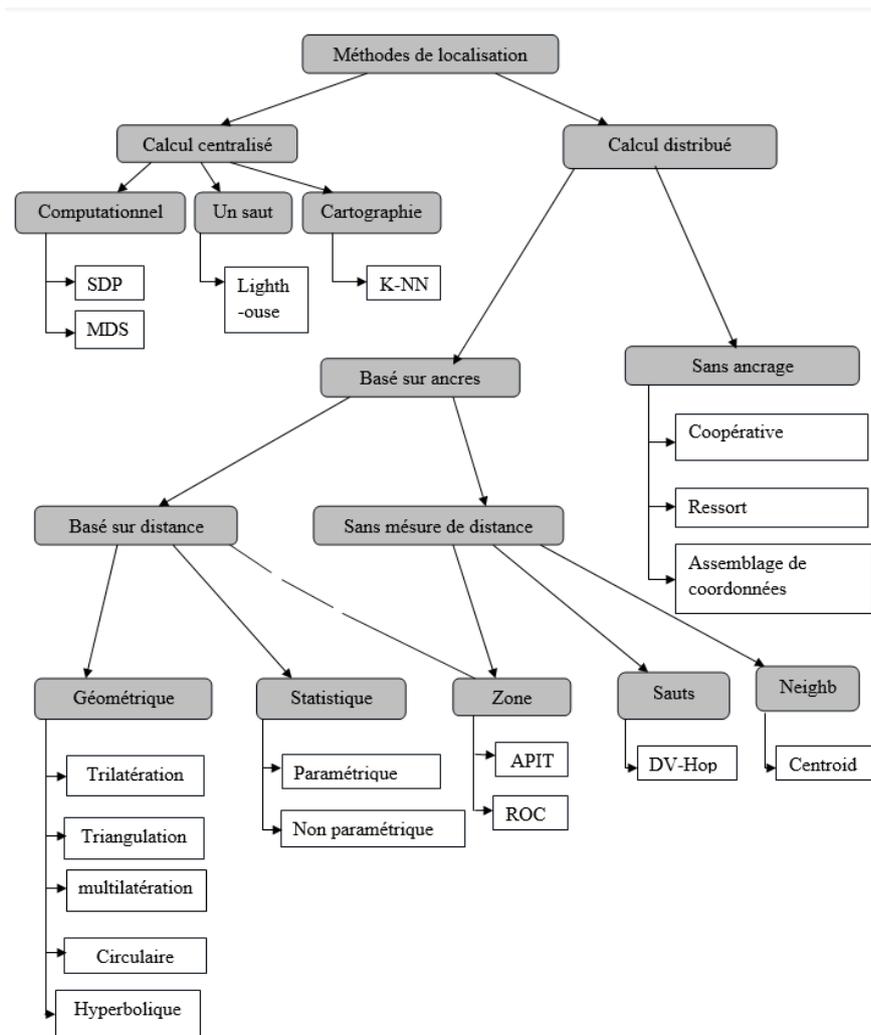


FIG. 2.3 : Méthodologies et algorithmes de localisation

2.4.2.1 Calcul centralisé

Les algorithmes centralisés sont conçus pour fonctionner sur une machine centrale très puissante. Les nœuds capteurs recueillent des informations (signal, voisins, distances, etc.) et les transmettent à une station de base qui les analyse pour calculer les positions.

Cette centralisation permet l'utilisation de techniques complexes comme le SDP (Semi-Definite Programming) ou le MDS (Multi-Dimensional Scaling) [29].

Parmi les approches utilisées :

- **Un saut lighthouse** : certains nœuds (lighthouses) envoient leur position aux nœuds à un seul saut.
- **Cartographie k-NN** : création de cartes de positions basées sur les mesures et une base de données préexistante.

2.4.2.2 Calcul distribué

A) Basé sur des ancrs

Les algorithmes basés sur des ancrs supposent que certains nœuds du réseau sont connus de leur propre position grâce à une configuration manuelle ou à un système de positionnement de l'extérieur comme wireless GPS. La position des autres nœuds est ensuite inférée en référence à ces positions de référence et à l'aide de mesures inter-capteurs. En fonction des méthodes de mesure utilisées, les algorithmes basés sur des ancrs peuvent être évalués en termes d'un niveau d'apparence allant du plus fin au plus grossier. selon la raison, ils sont divisés en : position, distance, angle, zone, nombre de sauts (hop-count), vecteur.

Cette classification conduit à la distinction de deux classes d'algorithmes de localisation : de type mesures de distances (range-based) et de type indépendant de mesures de distances (range-free) [30].

- Les approches Basé sur distance (range based) fonctionnent sur des matériaux du signal tels que la puissance du signal reçu, le temps de vol ou angle d'arrivée pour des estimations de distance ou angles relatifs entre les nœuds.
- En revanche, ces méthodes n'ont pas pour but de déterminer directement la distance entre les nœuds, en utilisant les informations du signal received. Elles se fondent dans la réalité sur des données topologiques comme la connexion ou la correspondance des signaux pour estimer la position des nœuds.

- **Les techniques basées sur la distance**

- **Géométriques**

- * **Trilatération** : Elle est la méthode la plus simple. Elle est fondée sur le même principe qu'un système GPS : chaque nœud connaissant les positions de trois de ses voisins peut se localiser par l'intersection de trois cercles (utilisant la distance entre le nœud et leur voisin), comme le montre la figure 2.4.

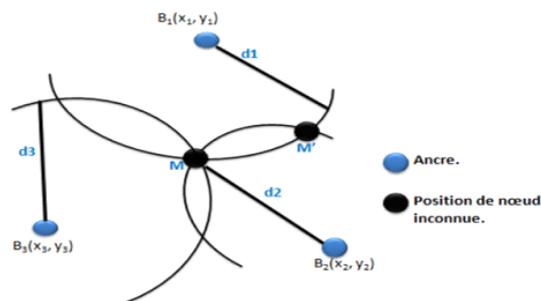


FIG. 2.4 : La méthode de trilatération

- * **Multilatération** : La position d'un nœud inconnu peut également être estimée avec multilatération avec plus de trois distances (plus de trois points de références (ancres)), en résolvant le système d'équations. Voir Figure 2.5.

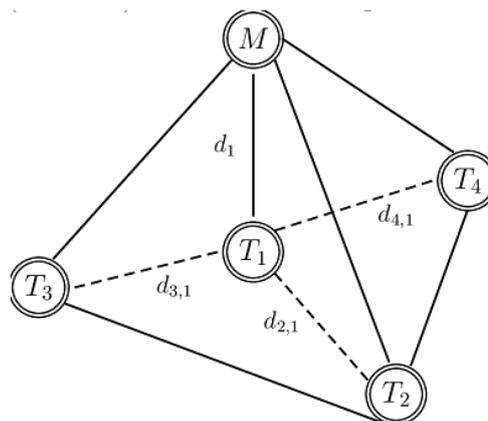


FIG. 2.5 : La méthode de multilatération

- * **Triangulation** : La triangulation est une technique permettant de déterminer la position d'un point en mesurant les angles entre ce point et d'autres points de référence dont la position est connue, et ceci plutôt que de mesurer directement la distance entre les points.

Ce point peut être considéré comme étant le troisième sommet d'un triangle dont on connaît deux angles et la longueur d'un côté, comme le montre la figure 2.6.

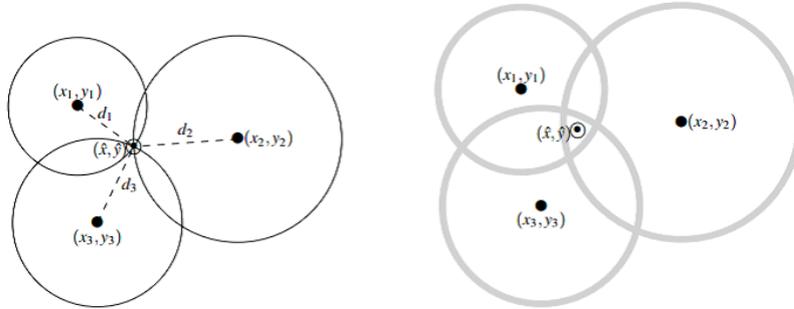


FIG. 2.6 : La méthode de triangulation

- * **Circularisation** : L'algorithme de positionnement circulaire [31] adopte le critère de minimisation de l'erreur quadratique totale . Cette erreur peut être exprimée comme suit :

$$\varepsilon = \sum_{i=1}^n \left(\sqrt{(x_i - x)^2 + (y_i - y)^2} - d_i \right)^2 ,$$

où (x_i, y_i) est la position de chaque nœud de référence. La position (x, y) du nœud qui minimise cette erreur peut être calculée à l'aide de la méthode du gradient à pas (steepest descent) définie par :

$$\begin{bmatrix} \hat{x} \\ \hat{y} \end{bmatrix}_{k+1} = \begin{bmatrix} \hat{x} \\ \hat{y} \end{bmatrix}_k - \alpha \begin{bmatrix} \frac{\partial \varepsilon}{\partial x} \\ \frac{\partial \varepsilon}{\partial y} \end{bmatrix}_{x=\hat{x}_k, y=\hat{y}_k}$$

Cette méthode nécessite une localisation initiale pour commencer l'itération, qui peut être le point médian des positions de référence considérées.

- * **Hyperbolique** : L'algorithme de positionnement hyperbolique [31], également appelé moindres carrés linéaires (LLS) [32], ne minimise pas directement la somme des erreurs quadratiques des estimations de distances erronées par rapport aux positions de référence, comme dans le cas précédent. Au lieu de cela, il minimise une fonction linéaire de celle-ci en soustrayant deux estimations de distance, c'est-à-dire qu'il minimise la somme des distances aux hyperboles résultant de la soustraction.

En considérant n positions de référence, nous pouvons écrire les estimations de distances ($i=1\dots n$) vers le nœud cible comme suit :

$$d_i^2 = (x - x_i)^2 + (y - y_i)^2.$$

Pour résoudre ce système d'équations, une linéarisation est effectuée en soustrayant la position de la première référence de toutes les autres équations [33]. Le système d'équations résultant peut être exprimé sous la forme $Ax = b$ comme suit :

$$\begin{bmatrix} 2x_1 - 2x_2 & 2y_1 - 2y_2 \\ 2x_1 - 2x_3 & 2y_1 - 2y_3 \\ \vdots & \vdots \\ 2x_1 - 2x_n & 2y_1 - 2y_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} d_2^2 - d_1^2 + x_1^2 - x_2^2 + y_1^2 - y_2^2 \\ d_3^2 - d_1^2 + x_1^2 - x_3^2 + y_1^2 - y_3^2 \\ \vdots \\ d_n^2 - d_1^2 + x_1^2 - x_n^2 + y_1^2 - y_n^2 \end{bmatrix}$$

Par conséquent, la position estimée du nœud cible peut être calculée comme la solution des moindres carrés de cette équation, donnée par :

$$\begin{bmatrix} \hat{x} \\ \hat{y} \end{bmatrix} = (A^T A)^{-1} (A^T b).$$

Les algorithmes circulaires et hyperboliques attribuent le même poids aux différentes estimations de distance. Néanmoins, des mesures telles que la force du signal reçu (RSS) ne dépendent pas linéairement de la distance entre les nœuds. À partir de l'Éq. on peut déduire que la même erreur dans la mesure du RSS produira des erreurs plus grandes dans l'estimation de la distance si la distance entre les nœuds est plus grande. C'est-à-dire que la précision des estimations de distance dépend de la distance elle-même. L'utilisation de techniques pondérées pour améliorer la précision des algorithmes de positionnement hyperbolique et circulaire a été proposée [34]. Elles attribuent plus de poids aux mesures correspondant à de courtes distances, pour lesquelles la précision est censée être plus grande.

– **Statistiques (Techniques de localisation statistiques)**

Contrairement aux techniques géométriques, l'approche statistique présente un cadre théorique pour l'estimation de position en utilisant plusieurs paramètres de mesure, avec ou sans présence de bruit. Afin de formuler ce cadre générique, considérons le modèle suivant pour chacun des N paramètres estimés : $z_i = f_i(x, y) + i$, où i est le bruit associé à l'estimation correspondante et $f_i(x, y)$ est la valeur réelle du paramètre du signal à la position (x, y) . Comme nous l'avons vu dans la section 4.1.1 pour ToA/RSS, AoA et TDoA, (x, y) peut être exprimé comme suit :

$$f_i(x, y) = \begin{cases} \sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2} & \text{ToA/RSS} \\ \tan^{-1} \left(\frac{y - y_i}{x - x_i} \right) & \text{AoA} \\ \sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2} - \sqrt{(x - x_0)^2 + (y - y_0)^2} & \text{TDoA} \end{cases}$$

Dans le cas où la fonction de densité de probabilité du bruit est connue pour un ensemble de paramètres, des approches paramétriques telles que Bayésienne et Maximum Likelihood (ML) peuvent être utilisées. Ces techniques sont étudiées en détail dans [35]. En l'absence de ces informations, des méthodes non paramétriques doivent être utilisées. En fait, des techniques de profilage, telles que k-NN, SVR et les approches basées sur les réseaux neuronaux, car elles ne font aucune hypothèse concernant la fonction de densité de probabilité du bruit.

• **Les techniques sans mesure de distance**

- **Area (Basé sur la zone)** Les signaux provenant des nœuds ancrés peuvent définir des zones de couverture décrites par des formes géométriques. La méthode d'estimation de la localisation basée sur la zone va calculer l'intersection de ces zones de couverture et donnera le centre de cette région comme estimation de la localisation pour le nœud suivi.

Par exemple, si un nœud suivi reçoit un signal d'un autre nœud d'ancrage, une région circulaire, centrée sur ce nœud d'ancrage et de rayon correspondant à sa distance de couverture maximale, est délimitée.

Lorsque plusieurs nœuds de référence peuvent être écoutés, la zone chevauchée de ces cercles déterminera la localisation estimée pour le nœud suivi (voir Figure 2.7(a)). Cela peut être étendu à d'autres scénarios.

Par exemple, lorsque des secteurs angulaires peuvent être déterminés pour le signal entrant des nœuds balises ou lorsque des limites de couverture inférieures sont également disponibles pour décrire différentes figures géométriques (voir Figure 2.7 (b)) [36].

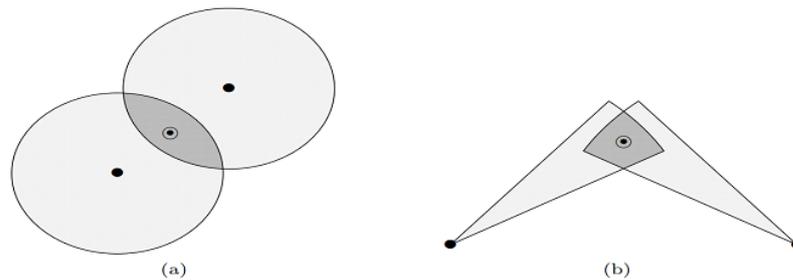


FIG. 2.7 : La technique basé sur la zone

- * **APIT** :[37] L'algorithme APIT (Admck.Based Positioning and Iterative Trilateration) fractionne l'environnement en triangles (voir Figure 2.8).Les sommet de ces régions triangulaires sont des errements d'ancrage que le nœud après entendre. La présence sur ces régions triangulaires à l'intérieur ou à l'extérieur permet de limiter l'espace dans lequel se trouveraient ce nœud suivi. La position repérée correspond au centre de la zone définie par l'intersection de triangles de référence dans lesquels le nœud suivis se trouve.

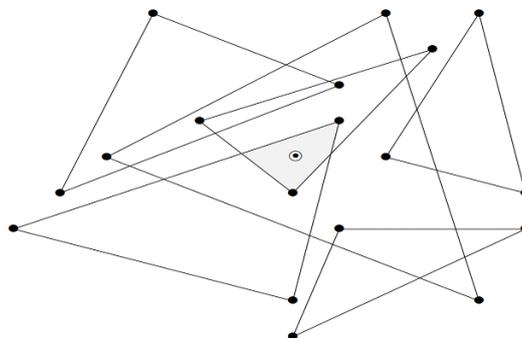


FIG. 2.8 : La technique APIT

- * **ROC** : Chaque balise diffuse des messages de balise qui seront detectés aussi bien par des balises autour de vous, que par le nœud suivi. Il est possie

de faire la distinction de la zone dans laquelle se trouve le nœud suivi en comparant la puissance du signal reçu par ces balises de celle enregistrée par le nœud suivie (en gris clair de la Figure 2.9). Cette zone annulaire est définie comme un espace délimité par un rayon centré sur le nœud de balise, dont la borne supérieure correspond au cercle de rayon égal à la plus grande distance du nœud de balise dont le signal reçu est immédiatement inférieur à celui reçu par un nœud voisin plus proche. La borne inférieure du cercle est limitée par un cercle dont le rayon vaut la distance jusqu’au nœud de balise dont la puissance du signal reçu est immédiatement supérieure. Le cycle est reproduit par chaque nœud de balise pour décrire un nombre d’anneaux qui s’empalent les unes sur les autres. Par ailleurs, le centre de gravité de la zone chevauchée (en gris foncé de la figure 2.9) est indiqué comme la position estimée [31].

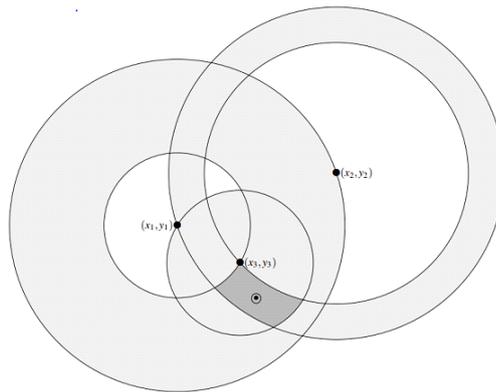


FIG. 2.9 : La technique Roc

Deux postulats importants sont entendus par l’algorithme ROC. Tout d’abord, la puissance du signal reçu est en déclin linéaire avec la distance de telle sorte que on peut dire qu’un nœud qui reçoit une plus grande puissance du signal se trouverait plus proche. Ensuite, les antennes sont prises de posséder des pouvoirs isotropes. En revanche, on déclare qu’il est résistant aux vagues irrégulières de propagation radio.

– **Sauts**

- * **DV- Hop** : est un algorithme de localisation sans mesure directe de distance, utilisé dans les réseaux de capteurs sans fil. Il appartient à la catégorie des méthodes range-free, c'est-à-dire qu'il ne nécessite pas de dispositifs spécifiques pour mesurer les distances physiques [38]. Dans ce mémoire, nous nous sommes particulièrement intéressés à cet algorithme. Son principe de fonctionnement sera présenté plus en détail dans le chapitre suivant.

– **Neighborhood measurements(Mesures de voisinage)**

L'une des méthodes de localisation les plus simples et à gros grains consiste à utiliser la mesure de connectivité, qui est plus robuste dans des environnements imprévisibles, pour la proximité des voisins. La seule décision à prendre est de savoir si un nœud se trouve à portée d'un autre. Les nœuds de référence peuvent être déployés dans la zone de localisation en déterminant des régions non superposées. Lorsqu'un nœud suivi reçoit un signal de balise d'un point d'ancrage, il considérera cette position de référence comme sa propre position.

Dans le cas des points d'ancrage (positions de référence) ayant des régions de couverture qui se chevauchent, la localisation du centroïde (CL) [39] peut être utilisée. Le nœud suivi peut écouter un sous-ensemble donné de balises d'ancrage contenant leurs positions de référence (x_i, y_i) pour inférer sa proximité avec elles. Le nœud calculera sa position estimée à l'aide de la formule du centroïde suivante :

$$(\hat{x}, \hat{y}) = \left(\frac{x_1 + \dots + x_N}{N}, \frac{y_1 + \dots + y_N}{N} \right).$$

Les mêmes auteurs ont également proposé une réduction de l'erreur d'estimation en plaçant des ancrages supplémentaires en utilisant un nouvel algorithme adaptatif de densité, HEAP(Hierarchical Exploratory Agglomerative Partitioning) [37].

Une autre manière d'améliorer la précision de la localisation consiste à attribuer des poids lors du calcul de la moyenne des coordonnées des nœuds ancrés. Il s'agit de l'algorithme Weighted Centroid Location (WCL). Le poids est une fonction qui dépend de la distance et des conditions de l'environnement, de sorte que différents poids peuvent être utilisés. Les petites distances aux ancrages voisins entraînent un poids plus élevé que les distances plus grandes aux ancrages éloignés.

Pour calculer la position approximative d'un nœud suivi i chaque position de référence j parmi les n nœuds d'ancrage dans la portée, obtient un poids W_{ij} qui dépend de la distance :

$$(\hat{x}_i, \hat{y}_i) = \frac{\sum_{j=1}^n (w_{ij} \cdot (x_j, y_j))}{\sum_{j=1}^n w_{ij}}.$$

Pour déterminer le poids associé à une référence, soit l'indication de qualité de lien (LQI), soit l'indicateur de force du signal reçu (RSSI) pourrait être utilisé [40]. Néanmoins, dans le cas du LQI, si toutes les références dans la portée fournissent des valeurs relativement élevées, l'influence du LQI d'un ancrage devient relativement faible. L'algorithme Adaptative WCL (AWCL) [41] propose de compenser les valeurs élevées du LQI en accordant plus d'influence aux différences entre les LQI plutôt qu'aux valeurs nominales. Il réduit les valeurs mesurées de LQI de chaque référence dans la portée par une partie q du plus bas LQI Eq,

$$(L_i, Y_i) = \frac{\sum_{n=1}^N (\text{LQI}_{\text{day}} - q \cdot \min(\text{LQI}_1, \dots, \text{LQI}_n) \cdot (X_j, Y_j))}{\sum_{j=1}^N (\text{L}_{\text{Sun}} - q \cdot \min(\text{LQI}_1, \dots, \text{LQI}_n))}$$

Une approche de Selective Adaptive Weighted Centroid Localization (ASWCL) [42] a également été proposée pour améliorer la précision en adaptant les poids en fonction de leur distribution statistique.

B) Les technique Sans ancrage

Dans le cas d'un algorithme distribué sans ancrage, tous les nœuds du réseau communiquent entre eux de manière coopérative pour estimer les distances et échanger les informations de voisinage. L'objectif est que chaque nœud puisse déduire sa position relative uniquement à partir de ces échanges, sans recours à des points de référence fixes (ancres) ni à une unité centrale.

Ces algorithmes s'appuient sur des techniques d'assemblage de coordonnées, où chaque nœud calcule sa position dans un système de coordonnées local, qui sera ensuite aligné avec celui de ses voisins pour construire progressivement une cartographie cohérente du réseau.

Le processus de localisation repose donc entièrement sur la coopération entre les nœuds et leur capacité à structurer l'espace localement, puis à fusionner ces structures pour obtenir une vue globale.

Ce mode de fonctionnement réduit la complexité et la consommation d'énergie, ce qui le rend particulièrement adapté aux réseaux à grande échelle où les approches centralisées seraient inefficaces ou trop coûteuses en ressources.

2.5 Systèmes de localisation

2.5.1 GPS

Le GPS est un système radio de positionnement par satellites, dédié plus particulièrement pour les applications en outdoor. Le GPS a été installé à l'origine par l'armée américaine en 1973 pour ses besoins propres et a été déclaré opérationnel depuis 1994.[43] GPS « Global Positioning System » est une technologie largement utilisée dans le monde entier. Le GPS fonctionne avec l'aide de 25 satellites.

Le GPS permet de localiser précisément une position n'importe où sur la planète. Il est également utilisé pour déterminer l'itinéraire le plus court entre deux lieux. Grâce à ce système, il est possible d'obtenir diverses informations en temps réel, telles que :

- la position actuelle d'un objet mobile (comme une voiture),
- sa vitesse et sa direction de déplacement,
- la zone géographique pouvant être atteinte selon l'itinéraire suivi,
- ou encore la distance jusqu'aux points de repère les plus proches

[44].

2.5.2 Cricket

Le système Cricket a été développé dans le cadre du projet Oxygen du MIT [45]. Ce système utilise deux technologies différentes. Les principaux composants matériels de cricket sont ultrasons et la fréquence radio (RF) des émetteurs-récepteurs. Lors de la mesure de distance, l'émetteur envoie d'abord un signal ultrasonore et un signal de radiofréquence en même temps, et ensuite le récepteur détecte l'arrivée des deux signaux et calcule la différence de temps de leur arrivée. Sur la base de la TDOA, la distance peut être calculée. Supposons la vitesse du signal ultrasonore et le signal RF est v_1 et v_2 respectivement, et la distance

entre l'émetteur et le récepteur est d . De toute évidence, $v_1 < v_2$ satisfait, Lorsque ces deux signaux sont envoyés simultanément, la différence de temps d'arrivée t être calculée par [46].

$$\frac{d}{v_1} - \frac{d}{v_2} = \Delta t$$

Cricket détecte l'arrivée des deux signaux et calcule t , Puis la distance peut être obtenue que [46].

$$d = \frac{\Delta t}{\left(\frac{1}{v_1} - \frac{1}{v_2}\right)}$$

2.5.3 RADAR

Le RADAR (Radio Detection and Ranging) constitue une technologie de détection électromagnétique fondamentale qui exploite la propagation et la réflexion des ondes radio pour localiser et caractériser des objets distants dans l'espace tridimensionnel. Basé sur le principe de la mesure du temps de vol des impulsions électromagnétiques émises et réfléchies, ce système permet de déterminer avec précision la distance, la vitesse radiale par effet Doppler, et l'angle d'azimut et d'élévation des cibles détectées. L'évolution technologique du radar a conduit au développement de multiples architectures spécialisées, incluant les systèmes à impulsions, à onde continue, à compression d'impulsion et à ouverture synthétique, chacune optimisée pour des applications spécifiques allant de la surveillance aérienne et maritime à la météorologie et aux systèmes automobiles. Les défis contemporains de la technologie radar englobent la gestion des interférences électromagnétiques, l'amélioration de la résolution spatiale et temporelle, l'adaptation aux environnements de propagation complexes, ainsi que l'intégration de techniques de traitement du signal avancées comme l'intelligence artificielle et les algorithmes adaptatifs pour optimiser les performances de détection et de classification dans des scénarios opérationnels diversifiés [47].

2.6 Les Ancres(Beacons)

Les ancres, ou beacons, sont des nœuds connaissant leur position à l'avance, indispensables pour localiser les autres nœuds dans un système de coordonnées global. Bien que leur position puisse être acquise via des dispositifs tels que le GPS,

ces solutions sont coûteuses, énergivores et inadaptées aux environnements intérieurs. Les algorithmes de localisation peuvent soit construire une carte relative puis l'ancrer globalement via les coordonnées des ancres, soit estimer directement les positions globales à partir de celles-ci. Pour contourner les limitations liées à l'utilisation de multiples ancres fixes, des approches alternatives exploitent une ancre mobile unique, réduisant ainsi les contraintes de coût et de déploiement [7].

2.6.1 Ancre mobile

Le principe est l'utilisation d'une seule ancre mobile. Au lieu d'avoir plusieurs ancres statiques, une seule mobile est déployée avec les nœuds, puis elle traverse la zone de surveillance en communiquant avec les autres nœuds afin de les aider à s'auto-localiser. L'ancre mobile diffuse des informations tout au long de sa trajectoire. Elle peut être un opérateur humain, un robot déployé avec le réseau de capteurs, ou dans le cas d'un déploiement d'un avion, l'avion lui-même [7].

2.6.2 La mobilité des nœuds

On ne peut poursuivre les recherches des algorithmes de localisation sans tenir l'état de la mobilité des nœuds, par ce critère les algorithmes de localisation sont classés en quatre catégories [7] :

- RCSFs statiques,
- ancres statiques, les nœuds capteurs mobiles,
- ancres mobiles, les nœuds capteurs statiques,
- RCSFs mobiles.

La plupart des algorithmes de localisation sont axés sur la localisation pour les réseaux de capteurs statiques.

2.7 les critères de localisation

Un algorithme de localisation est évalué selon une liste de critères [7] dont nous citons :

A) Précision de la localisation : L'erreur de la localisation est souvent définie comme étant, la distance euclidienne entre les vraies positions des nœuds et celles estimées par l'algorithme. L'objectif d'un algorithme de localisation est de minimiser cette erreur pour augmenter la précision de localisation. Généralement, cette imprécision vient de l'imprécision des méthodes d'estimation de la distance. Les obstacles environnementaux et les terrains irréguliers peuvent influencer la précision des algorithmes de localisation.

B) Contraintes de ressources : Les nœuds capteurs possèdent généralement des ressources très limitées. Ils possèdent de faibles processeurs et de petites mémoires, ce qui rend les grands calculs irréalisables. Par conséquent, un algorithme de localisation doit être simple et non complexe et son développement n'exige pas de grands calculs ni de grande capacité de stockage de mémoire.

C) Contraintes énergétiques : La seule source d'énergie d'un nœud capteur est sa batterie. Pour cela, dans les réseaux de capteurs, une gestion de l'énergie très économique est nécessaire. Comme le facteur dominant de la consommation d'énergie est la communication radio, il faut trouver un algorithme de localisation qui communique le moins possible via la radio.

D) Passage à l'échelle : Les réseaux de capteurs sont généralement envisagés à large échelle, avec des centaines voir des milliers de nœuds. La question qui se pose, est-ce qu'un algorithme de localisation fonctionne sur un réseau de plusieurs milliers de nœuds ? Et si oui, est-il toujours aussi efficace.

Pratiquement, il est impossible de tenir compte de tous ces critères lors du développement d'un algorithme de localisation. Néanmoins, il peut être intéressant de les garder à l'esprit afin de pouvoir rendre une méthode meilleure selon tel ou tel critère[4].

2.8 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons exploré en détail la localisation dans les RCSF, en mettant en lumière les techniques de mesure et les algorithmes de localisation.

Dans le chapitre suivant, nous présenterons l'algorithme de localisation DV-HOP plus en détails et nous proposons une amélioration de cet algorithme.

Chapitre 3

Approche proposée

3.1 Introduction

Dans les réseaux de capteurs sans fil (RCSF), diverses techniques de localisation ont été développées. Parmi elles, l'algorithme DV-Hop qui permet une estimation sans mesure directe de distance, mais reste limité en précision, notamment dans des topologies irrégulières. À l'inverse, la méthode RSSI offre une localisation plus fine à partir de la puissance du signal reçu, mais reste sensible au bruit et aux interférences. Pour améliorer la précision, beaucoup de travaux ont introduit des méthodes d'optimisation, comme l'Optimisation par Essaim de Particules (PSO), dans les algorithmes de localisation.

Dans ce chapitre, nous présentons une approche hybride combinant DV-Hop, RSSI et PSO, visant à exploiter les atouts de chaque méthode tout en réduisant leurs faiblesses. Cette stratégie permet une localisation plus fiable et plus précise des nœuds dans les RCSFs.

3.2 Algorithme DV-HOP

L'algorithme **DV-HOP** appartient à la famille des méthodes *range-free* en matière de localisation. Contrairement aux méthodes *range-based* qui calculent les distances exactes entre les nœuds voisins, les méthodes *range-free* utilisent d'autres informations, comme la connectivité et le nombre de sauts, pour estimer les positions des nœuds. Elles présentent l'avantage de ne pas nécessiter de matériel spécialisé pour les mesures de distance, mais leur précision peut varier selon la topologie et la densité du réseau.

L'algorithme se décompose en trois étapes pour estimer les positions des nœuds inconnus, comme décrit ci-dessous.

Étape 1 : Diffusion des coordonnées des ancrs

Initialement, toutes les ancrs diffusent leurs coordonnées aux autres nœuds du réseau. Les messages sont transmis de saut en saut, chaque message contenant un compteur de sauts qui s'incrémente à chaque transmission. Chaque nœud intermédiaire conserve une table d'informations sur les ancrs accessibles et enregistre le nombre minimum de sauts nécessaire pour atteindre chaque ancre.

Étape 2 : Calcul de la taille moyenne d'un saut (HopSize)

Chaque nœud ancre calcule la distance moyenne par saut (HopSize) en utilisant ses coordonnées connues et celles des autres ancrs, ainsi que le nombre de sauts les séparant. Une ancre i ayant des coordonnées (x_i, y_i) estime sa distance moyenne par saut à l'aide de l'équation suivante :

$$\text{HopSize}_i = \frac{\sum_{j \neq i} \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2}}{\sum_{j \neq i} h_{ij}} \quad (3.1)$$

où :

- (x_i, y_i) et (x_j, y_j) sont les coordonnées des ancrs i et j respectivement.
- h_{ij} est le nombre minimum de sauts entre l'ancre i et l'ancre j .

Une fois que les nœuds inconnus reçoivent les informations sur la taille de saut des nœuds ancrs, ils calculent leur distance par rapport à chaque ancre i en utilisant :

$$d_{ij} = h_{ij} \times \text{HopSize}_i \quad (3.2)$$

où :

- d_{ij} représente la distance estimée entre le nœud inconnu j et l'ancre i .

Étape 3 : Estimation de la position par multilatération

La méthode de multilatération est utilisée pour déterminer la position du nœud inconnu en se basant sur les distances estimées aux ancrés. Soient (x_i, y_i) les coordonnées de l'ancré i et (x, y) la position inconnue à déterminer. Le système suivant est alors établi [6] :

$$(x_1 - x)^2 + (y_1 - y)^2 = d_1^2 \quad (3.3)$$

$$(x_2 - x)^2 + (y_2 - y)^2 = d_2^2 \quad (3.4)$$

$$\vdots \quad (3.5)$$

$$(x_n - x)^2 + (y_n - y)^2 = d_n^2 \quad (3.6)$$

Ce système peut être linéarisé sous la forme matricielle suivante :

$$AX = b \quad (3.7)$$

Où :

$$A = -2 \times \begin{bmatrix} x_1 - x_n & y_1 - y_n \\ x_2 - x_n & y_2 - y_n \\ \vdots & \vdots \\ x_{n-1} - x_n & y_{n-1} - y_n \end{bmatrix}$$

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

$$X = \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}$$

L'estimation des moindres carrés de X (qui contient les coordonnées (x, y) du nœud inconnu) est donnée par :

$$X = (A^T A)^{-1} A^T b \quad (3.8)$$

3.3 Méthode RSSI

Le RSSI (Received Signal Strength Indicator) est une mesure de la puissance d'un signal radio reçu par un récepteur. Dans un réseau de capteurs sans fil, il permet d'estimer la distance entre deux nœuds en observant l'atténuation du signal radio pendant sa propagation. L'objectif principal de la localisation dans les réseaux de capteurs sans fil (RCSF) est d'estimer la distance entre un nœud inconnu et des nœuds d'ancrage à partir de l'indicateur de force du signal reçu (RSSI), combiné à des informations topologiques basées sur les sauts, afin de déterminer précisément les positions des nœuds. Le processus de localisation basé sur le RSSI se déroule selon les étapes suivantes :

Etape1 : Diffusion du signal par les nœuds ancrés

Les nœuds ancrés, dont les coordonnées sont connues, transmettent un signal radio avec une puissance d'émission fixée. Ce signal contient également les coordonnées du nœud ancre émetteur.

Etape2 : Réception du signal par le nœud inconnu

Le nœud cible, dont la position est à déterminer, reçoit les signaux provenant des différents nœuds ancrés. Il mesure la puissance reçue (RSSI) de chaque signal.

Etape3 : Estimation des distances

À partir de la valeur RSSI mesurée, la distance entre le nœud inconnu et chaque ancre est estimée à l'aide d'un modèle de perte de chemin logarithmique. Le modèle le plus couramment utilisé est :

$$d = d_0 \cdot 10^{\frac{RSSI_0 - RSSI}{10 \cdot n}} \quad (3.9)$$

où :

- d : est la distance estimée entre l'ancre et le nœud inconnu.
- d_0 : Distance de référence.

- $RSSI_0$: RSSI mesuré à la distance de référence d_0 .
- $RSSI$: Puissance du signal reçue.
- n : Facteur d'atténuation du signal (variable selon l'environnement).

Etape4 : Collecte des distances pour plusieurs ancrés

Le nœud inconnu répète cette estimation de distance pour plusieurs ancrés (au moins trois dans un espace 2D) afin d'obtenir suffisamment d'informations pour la localisation.

Etape 5 : Calcul de la position par trilatération

Les distances estimées sont ensuite utilisées avec les coordonnées connues des ancrés pour appliquer la méthode de trilatération. Cette méthode consiste à résoudre un système d'équations basé sur les cercles de rayon égal aux distances estimées autour de chaque ancre.

Etape 6 : Détermination de la position estimée

La solution du système de trilatération donne une estimation des coordonnées du nœud inconnu. Si plusieurs estimations sont disponibles, une moyenne pondérée ou une méthode d'optimisation peut être utilisée pour améliorer la précision.

3.4 Heuristiques ou méta-heuristiques

3.4.1 Définition

Les heuristiques sont des méthodes de résolution de problèmes qui construisent une solution en suivant une stratégie déterministe ou semi-aléatoire, souvent guidée par des règles spécifiques au domaine. Elles s'arrêtent généralement dès qu'une solution satisfaisante est trouvée. En revanche, les méta-heuristiques sont des méthodes d'optimisation plus générales qui explorent l'espace de recherche de manière itérative, en utilisant des mécanismes de diversification et d'intensification. Elles poursuivent la recherche jusqu'à satisfaction d'un critère d'arrêt (par exemple, un nombre maximal d'itérations ou un seuil de performance). Les méta-heuristiques se distinguent également par leur structure :

- Les méthodes à population de solutions, comme les algorithmes génétiques, évaluent et évoluent plusieurs solutions simultanément.
- Les méthodes à solution unique, comme le recuit simulé, modifient progressivement une seule solution en cherchant des améliorations.

La plupart des méta-heuristiques reposent sur des processus aléatoires et itératifs, afin de gérer la complexité combinatoire et d'explorer efficacement l'ensemble des solutions possibles, qu'elles soient optimales ou non.

3.4.2 Principe de voisinage

À chaque solution s , on associe un ensemble de voisines $V(s)$. Une méthode de voisinage commence avec une solution initiale, puis effectue des améliorations locales en testant ses voisines. Le processus s'arrête lorsque le critère d'arrêt est atteint, comme un nombre d'itérations fixé ou une stabilité de la solution.

3.4.3 La relation entre le voisinage et les métaheuristiques

Le voisinage est un outil fondamental dans les métaheuristiques : il permet d'orienter la recherche vers des zones prometteuses tout en conservant une diversité de solutions. Il est directement utilisé dans les méthodes à solution unique et indirectement exploité dans les méthodes à population multiple. La figure ci-dessous (Figure 3.1) présente les principales catégories et les algorithmes d'optimisation méta-heuristiques.

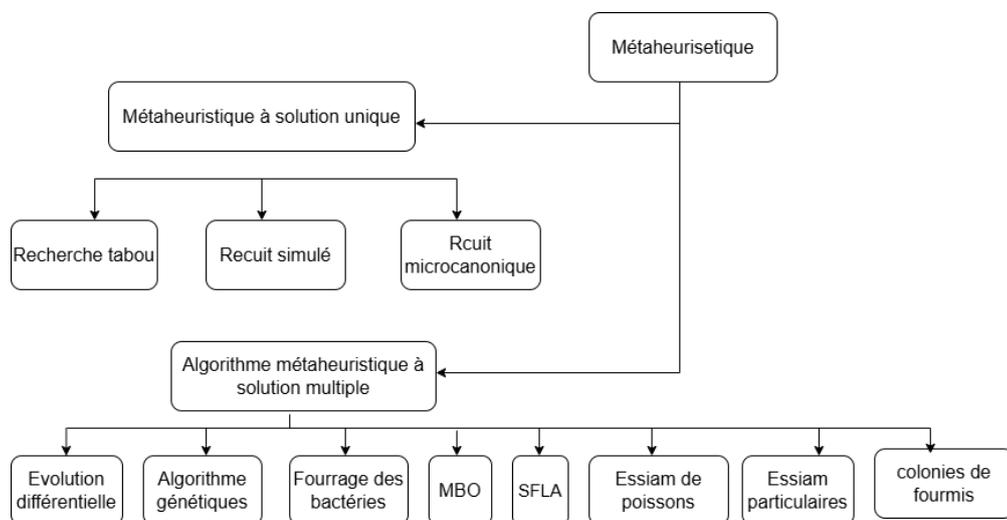


FIG. 3.1 : Méthodes d'optimisation méta-heuristiques [5].

Nous nous sommes intéressés, dans ce chapitre, à l'optimisation par essaim particulière PSO (Particle Swarm Optimization).

3.5 Généralités sur PSO

3.5.1 Intelligence d'essaim

Le terme "essaim" est employé pour décrire le regroupement coordonné d'animaux ou d'insectes qui collaborent de manière intelligente et efficace pour accomplir leurs tâches quotidiennes.

Ces collectifs peuvent prendre la forme d'un banc de poissons, de formations de vol d'oiseaux ou de sociétés d'insectes comme les fourmis et les abeilles. Les essaims se caractérisent par leur capacité à réaliser des activités suffisamment complexes pour être entreprises par un individu animal ou insecte, mais qui sont exécutées avec une grande harmonie au sein du groupe.

L'algorithme PSO représente une méthode d'optimisation fondée sur la notion de population. Au sein du système PSO, plusieurs solutions potentielles coexistent et travaillent en collaboration en parallèle.

Chaque solution, désignée sous le nom de "particule", évolue dans l'espace de recherche du problème avec pour objectif de trouver la position optimale où se stabiliser.

À mesure que les générations progressent, chaque particule ajuste sa position en prenant en compte non seulement son propre historique, mais également l'expérience accumulée par les particules voisines.

3.5.2 Algorithme d'optimisation des essaims de particules

La méthode d'optimisation par essaim de particules, comptant parmi les plus récentes avancées en matière d'optimisation évolutive, fut introduite en 1995 par Kennedy et Eberhart. L'algorithme PSO se distingue en tant "approche" adaptative offrant la capacité de résoudre des problèmes d'optimisation. Cette approche repose sur l'utilisation d'une population de particules, où chaque particule est assimilée à un individu au sein de l'algorithme évolutionnaire. Un groupe initial, qu'on pourrait assimiler à un troupeau ou un essaim de particules, voit le jour de manière aléatoire.

La position de chaque particule traduit alors un point potentiellement optimal au sein de l'espace problématique. Chacune de ces particules est dotée d'un vecteur de position X_i régulièrement actualisé, ainsi que d'un vecteur de vitesse V_i , dont les mises à jour les guident dans l'espace du problème. Kennedy et Eberhart ont énoncé la formule de mise à jour du vecteur de position X_i :

$$X_i + 1_i = X_{ik} + V_k + 1_i \quad (3.10)$$

Et la formule de mise à jour du vecteur de vitesse V_k :

$$V_k + 1_i = \omega_k V_{ki} + c_1 R_1 (P_{ki} - X_{ki}) + c_2 R_2 (P_{kg} - X_k - i) \quad (3.11)$$

Où C_1 et C_2 sont des constantes positives, R1 et R2 représentent respectivement les nombres aléatoires uniformément distribués dans l'intervalle $[0,1]$. Les bornes des vitesses sont entre $[-V_{\max}, V_{\max}]$.

À chaque itération, la valeur de la fonction F_i est calculée à partir du vecteur de position X_i , ce qui permet d'évaluer la qualité de chaque particule. Le vecteur P_i correspond en permanence à la meilleure position de chaque particule, tandis que P_g représente la position optimale atteinte dans la population jusqu'à présent. Cette adaptation de la vitesse confère à la particule la capacité d'explorer son environnement proche, centré autour de sa propre position optimale P_i tout en mettant à jour la meilleure position globale P_g . Ce processus itératif vise à rechercher la meilleure position globale limitée par le nombre d'itérations [6].

3.6 Travaux connexes

3.6.1 Optimized DV-Hop Localization Algorithm Using PSO for IoT and WSNs

Les chercheurs ont développé une version améliorée de l'algorithme DV-Hop (Distance Vector-Hop) pour la localisation dans les réseaux de capteurs sans fil (RCSF) et l'Internet des Objets (IoT). Leur approche, nommée **ODV-HopPSO**, combine deux améliorations principales :

- Une nouvelle formule pour calculer la taille moyenne de saut (average hop size) qui minimise l'erreur quadratique moyenne.
- L'intégration de l'algorithme d'optimisation par essaim particulaire (PSO – Particle Swarm Optimization) pour affiner les positions estimées des nœuds capteurs [48].

3.6.2 PSO-based Energy Optimization Algorithm for Wireless Sensor Network

La méthode proposée par Hayder Ibrahim Mutar utilise l'algorithme d'optimisation par essaim particulaire (PSO) pour améliorer l'efficacité énergétique des réseaux de capteurs sans fil en optimisant la sélection des têtes de cluster (Cluster Heads). Chaque particule représente une solution candidate composée d'un ensemble de nœuds pouvant devenir tête de cluster. Le PSO évalue ces solutions selon une fonction objectif qui prend en compte des critères comme l'énergie résiduelle des nœuds, la distance entre les nœuds et leurs têtes de cluster, et la distribution spatiale des clusters. En mettant à jour les positions des particules selon leurs expériences individuelles (pBest) et collectives (gBest), l'algorithme converge vers une solution optimale qui permet de répartir la charge énergétique de manière équilibrée, réduisant ainsi la consommation globale et prolongeant la durée de vie du réseau [49].

3.6.3 Algorithme DV-Hop Optimisé (Ouarab Hossem et Bouamrirene Imad)

Ce travail est un mémoire de master qui propose une approche hybride combinant deux techniques DV-Hop (Distance Vector-Hop) et PSO (Optimisation par Essaim de Particules). Dans ce travail, le PSO est utilisé pour optimiser les estimations obtenues par DV-Hop en ajustant les coordonnées estimées des nœuds inconnus et en minimisant l'erreur quadratique moyenne (MSE) de localisation [6].

3.6.4 DV-Hop Location Algorithm Based on RSSI Correction (Zhang et Yang)

Les chercheurs ont développé un algorithme DV-Hop amélioré, pour la localisation précise des nœuds dans les réseaux de capteurs sans fil (RCSF). Cet algorithme optimise la méthode classique DV-Hop en intégrant une correction basée sur l'indicateur de force du signal reçu (RSSI) pour réduire les erreurs dans les réseaux non uniformes. Il quantifie les sauts entre nœuds en utilisant le rapport RSSI mesuré sur RSSI de référence, applique un filtrage normal pondéré pour minimiser les interférences, calcule la distance moyenne par saut via le critère MMSE avec un facteur de correspondance de distance et un indice de variation, et corrige les coordonnées des nœuds inconnus en deux étapes : une correction basée sur la distance RSSI au nœud de balise le plus proche et une seconde utilisant le centroïde d'un triangle formé par des intersections de cercles [50].

3.7 Problématique

La problématique liée à la localisation dans les réseaux de capteurs sans fil utilisant les méthodes DV-Hop et RSSI réside dans la précision limitée de ces approches en milieu réel. D'une part, DV-Hop, en tant que méthode de localisation sans mesure directe de distance, repose sur le comptage de sauts entre nœuds pour estimer les distances. Cependant, cette méthode est sensible aux irrégularités topologiques, à la variabilité de la densité des nœuds et aux erreurs accumulées lors de la propagation des sauts. D'autre part, la méthode RSSI, bien qu'elle permette des estimations plus fines grâce à la mesure de la puissance du signal reçu, est fortement affectée par des facteurs tels que l'atténuation du signal, les interférences radio, les obstacles physiques et les variations du canal de transmission, rendant ses estimations instables et peu fiables.

Cependant, malgré les nombreuses tentatives dans la littérature visant à combiner ces méthodes, la plupart des approches existantes se contentent d'assemblages simples sans réelle stratégie adaptative ni prise en compte dynamique des conditions du réseau, ce qui limite leur efficacité dans des environnements hétérogènes ou évolutifs.

Dans ce contexte, la combinaison des trois approches (DV-Hop, RSSI et PSO) soulève la problématique suivante : comment exploiter les atouts de chacune de ces méthodes tout en atténuant leurs limites respectives, afin d'obtenir une localisation précise, fiable et économe en énergie, adaptée aux contraintes inhérentes aux réseaux de capteurs sans fil.

3.8 Algorithme proposé

L'algorithme que nous proposons (Enhanced-DV-HOP) est une fusion intelligente entre le protocole DV-Hop, le modèle de propagation RSSI et l'algorithme d'optimisation par essaim de particules (PSO), formant une méthode hybride, adaptative et économe en énergie pour la localisation dans les réseaux de capteurs sans fil (RCSF).

La méthode proposée (Enhanced-DV-HOP) vise à fournir une localisation initiale robuste à l'aide de l'algorithme DV-Hop, tout en intégrant des distances locales plus précises issues des mesures RSSI. Lorsque l'estimation initiale présente une erreur trop élevée, un processus de raffinement conditionnel est déclenché à l'aide d'un algorithme PSO. Ce dernier explore intelligemment l'espace des solutions en minimisant une fonction d'erreur hybride, combinant les estimations issues de DV-Hop et de RSSI à l'aide de poids adaptatifs. Pour garantir une efficacité énergétique optimale, le processus d'optimisation s'interrompt automatiquement dès que le gain de précision devient négligeable par rapport à l'énergie dépensée.

Cette approche (Enhanced-DV-HOP) s'organise en plusieurs étapes séquentielles et complémentaires. Dans un premier temps, une position initiale du nœud inconnu est estimée à l'aide de DV-Hop, enrichie par une correction linéaire simulée visant à réduire les imprécisions dues à l'hétérogénéité topologique du réseau. Lorsque l'erreur de cette estimation dépasse un seuil prédéfini, une étape de raffinement conditionnelle est activée. L'algorithme PSO explore alors localement des positions candidates dans un rayon adaptatif autour de la position DV-Hop, en minimisant une fonction d'erreur hybride combinant les écarts entre les distances réelles et celles estimées via DV-Hop et RSSI. Cette fonction utilise des poids adaptables, permettant de pondérer l'influence respective de chaque source selon sa fiabilité contextuelle. Le processus d'optimisation s'arrête automatiquement lorsque l'amélioration obtenue entre deux itérations devient inférieure à un seuil proportionnel à l'énergie consommée, calculé dynamiquement à l'aide du critère suivant :

$$\text{gain} < \text{minGainRatio} \times \text{énergie}_{\text{cumulée}}$$

Ce mécanisme permet d'éviter les raffinements excessifs et garantit un compromis optimal entre précision et efficacité énergétique.

L'originalité de cette méthode réside dans sa structure séquentielle à activation conditionnelle, sa fonction d'optimisation multi-source, et sa capacité à s'adapter dynamiquement à la qualité des données disponibles.

3.8.1 Etapes principales de fonctionnement

A) Configuration et modélisation du système

1) Configuration du Réseau

L'algorithme opère sur un réseau de capteurs déployé dans un environnement bidimensionnel. Le système distingue deux types de nœuds : les nœuds d'ancrage dont les positions sont connues a priori, et les nœuds inconnus dont la localisation constitue l'objectif.

La topologie du réseau est définie par une matrice d'adjacence basée sur la portée de communication. Deux nœuds sont considérés comme connectés si leur distance euclidienne respecte les contraintes de portée radio. Cette connectivité forme la base du graphe de communication utilisé pour l'estimation de distance.

2) Modélisation de la Propagation Radio

Le système intègre un modèle de propagation sophistiqué qui combine les aspects topologiques (nombre de sauts) et physiques (atténuation du signal) de la communication sans fil.

- **Modèle RSSI** : La puissance du signal reçu est modélisée selon la loi de propagation en espace libre avec ajout de bruit gaussien et pertes dues aux obstacles. Le modèle inclut une zone d'obstruction simulant des conditions de propagation dégradées dans certaines régions du réseau.
- **Calcul des sauts** : La connectivité multi-sauts est établie via l'algorithme de Floyd-Warshall, permettant de déterminer les chemins optimaux entre tous les nœuds du réseau.

L'algorithme de Floyd-Warshall calcule le nombre minimal de sauts entre toutes les paires de nœuds d'ancrage dans un réseau de capteurs sans fil. À partir d'une matrice d'adjacence indiquant les connexions directes, il initialise une matrice des sauts (1 pour les connexions directes, 0 pour un nœud avec lui-même, infini sinon) et met à jour itérativement les chemins en testant chaque ancre comme intermédiaire pour réduire le nombre de sauts. Cette matrice est essentielle pour l'algorithme DV-Hop, permettant d'estimer les distances des nœuds inconnus aux ancres via les sauts, même sans connexion directe, offrant une solution robuste pour des réseaux à connectivité variable.

B) Localisation DV-Hop avec Correction par Régression

Cette étape utilise l'algorithme DV-Hop pour estimer les positions des nœuds inconnus en se basant sur les sauts entre nœuds, suivi d'une correction simulée par régression pour améliorer la précision des estimations. L'algorithme DV-Hop est particulièrement adapté aux réseaux de capteurs sans fil avec une faible densité d'ancres, car il ne nécessite pas de mesures directes de distance, mais repose sur la connectivité exprimée en nombre de sauts. La correction par régression vise à réduire les erreurs systématiques inhérentes à cette approche, et des mécanismes de repli assurent la robustesse dans des conditions difficiles.

La décomposition des étapes pour estimer les positions des nœuds inconnus, est décrite ci-dessous.

- Estimation de la taille des sauts :

L'estimation de la taille des sauts constitue la première sous-étape de l'algorithme DV-Hop, où chaque nœud d'ancrage calcule une distance moyenne par saut pour convertir les informations de connectivité en estimations de distance. Pour chaque ancre i , la taille moyenne d'un saut est calculée à l'aide de l'équation suivante :

$$\text{tailleSaut}_i = \frac{\sum_{j \neq i, \text{hopMatrix}(i,j) < \infty} \text{dist}(i, j)}{\sum_{j \neq i, \text{hopMatrix}(i,j) < \infty} \text{hopMatrix}(i, j)}$$

$$\text{dist}(i, j) = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2}$$

Cette formule calcule la taille moyenne d'un saut en divisant la somme des distances euclidiennes entre l'ancre i et toutes les autres ancres j accessibles (où le nombre de sauts $\text{hopMatrix}(i,j)$ est fini) par la somme des nombres de sauts correspondants. L'objectif de cette équation est de fournir une approximation de la distance physique représentée par un saut dans le réseau.

Elle suppose que les sauts ont une longueur moyenne constante, ce qui simplifie le calcul des distances mais peut introduire des erreurs dans des réseaux hétérogènes, où la densité des nœuds varie. Cette sous-étape est cruciale, car elle établit une base pour transformer les informations topologiques (sauts) en informations métriques (distances), essentielles pour la localisation.

- Estimation des Distances :

Cette sous-étape convertit les nombres de sauts entre un nœud inconnu et les ancres en distances estimées, en utilisant les tailles de saut calculées précédemment. Pour chaque nœud inconnu u , la distance estimée à l'ancre i est donnée par :

$$\text{estDistance}_i = \text{tailleSaut}_i \cdot \text{unknownHops}(i, u)$$

Ici, $\text{unknownHops}(i,u)$ représente le nombre minimal de sauts entre l'ancre i et le nœud inconnu u , déterminé soit par un lien direct (si la distance réelle est inférieure ou égale à la portée de communication), soit par un chemin multi-sauts via d'autres ancres, calculé à partir de la matrice des sauts.

Cette équation multiplie la taille moyenne d'un saut de l'ancre i par le nombre de sauts pour estimer la distance géographique. L'équation repose sur l'idée que le nombre de sauts est une approximation indirecte de la distance réelle, en supposant que chaque saut correspond à une distance physique constante définie par tailleSaut_i .

Cette sous-étape est essentielle, car elle fournit les données d'entrée (distances estimées) pour la multilatération, étape suivante du processus.

- Multilatération

La multilatération est la sous-étape où les positions des nœuds inconnus sont estimées en résolvant un système linéaire basé sur les distances estimées.

Si au moins trois ancras ont des distances estimées valides ($\text{estDistance}_i > 0$) et ne sont pas colinéaires, la position $[x, y]$ du nœud inconnu est calculée en résolvant :

$$A \cdot \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}^T = b$$

où :

$$A_i = 2 \cdot (\text{ancre}_i - \text{ancre}_n)$$

$$b_i = \text{estDistance}_i^2 - \text{estDistance}_n^2 - \sum \text{ancre}_i^2 + \sum \text{ancre}_n^2$$

Pour $i = 1, \dots, n - 1$, et n est une ancre de référence choisie pour simplifier le système. La solution est obtenue via la pseudo-inverse :

$$[x, y]^T = \text{pinv}(A) \cdot b$$

Si la matrice A est mal conditionnée (condition number $\text{cond}(A) > \text{seuil}$), une régularisation est appliquée :

$$[x, y]^T = (A^T A + \lambda I)^{-1} A^T b$$

Où λ est un petit terme de régularisation pour stabiliser la solution. En cas de moins de trois ancras ou de colinéarité (vérifiée par le calcul de l'aire d'un triangle formé par trois ancras, devant être supérieure à un seuil minimal), un mécanisme de repli est utilisé :

Moyenne pondérée : La position est calculée comme une moyenne des positions des ancras connectés, pondérée par l'inverse des sauts ou une fonction exponentielle du RSSI.

Position par défaut : Si aucune connexion n'est disponible, une position au centre de la grille est choisie, perturbée par un bruit gaussien pour éviter des estimations identiques.

Les cas où la multilatération échoue (rang insuffisant ou moins de trois ancras) sont enregistrés pour analyse.

L'explication des équations réside dans leur rôle de transformer les distances estimées en coordonnées géographiques. Le système linéaire est dérivé en soustrayant les équations de distance au carré pour éliminer les termes non linéaires, mais il nécessite au moins trois ancras non colinéaires pour une solution unique.

La régularisation gère les instabilités numériques dues à des configurations d’ancres proches de la colinéarité ou à des erreurs dans les distances estimées. Les replis assurent une estimation robuste, même dans des scénarios où les données sont insuffisantes, comme dans des réseaux peu denses ou avec des nœuds défaillants.

Cette sous-étape est centrale, car elle produit les estimations initiales de position utilisées par la suite pour le raffinement.

- Correction par Régression :

Cette sous-étape ajuste les positions estimées pour réduire les erreurs systématiques inhérentes à l’algorithme DV-Hop. Les coordonnées estimées $[x, y]$ sont multipliées par des facteurs de correction simulés $[f_x, f_y]$:

$$\text{estPos} = [x \cdot f_x, y \cdot f_y]$$

Cette équation applique une correction linéaire aux coordonnées X et Y pour compenser les biais systématiques de DV-Hop, qui peuvent survenir en raison des approximations dans l’estimation des tailles de saut ou des variations dans la topologie du réseau. Le rôle de cette équation est le post-traitement pour affiner les estimations, en ajustant séparément les axes X et Y pour corriger les distorsions directionnelles (par exemple, une surestimation systématique dans une direction).

Cette sous-étape est importante, car elle améliore la précision des estimations DV-Hop, réduisant les erreurs avant le raffinement par PSO, tout en restant légère sur le plan computationnel.

C) Raffinement avec PSO (Particle Swarm Optimization)

L’algorithme DV-Hop fournit une estimation globale de la position des nœuds inconnus, mais cette estimation reste souvent approximative. En particulier, l’erreur peut devenir significative lorsque le réseau est irrégulier, que des obstacles perturbent la propagation du signal, ou que le nombre d’ancres disponibles à proximité est limité. Face à ces incertitudes, un mécanisme de raffinement intelligent devient nécessaire, notamment lorsque l’erreur estimée dépasse un certain seuil critique.

Cette étape utilise l'optimisation par essaim de particules (PSO) pour affiner les estimations de position initiales fournies par l'algorithme DV-Hop, en intégrant les mesures RSSI pour minimiser les erreurs de localisation. PSO est une méthode d'optimisation bio-inspirée qui simule le comportement collectif d'un essaim, où des particules explorent un espace de recherche pour trouver la position optimale en évaluant une fonction de fitness combinant les erreurs basées sur les distances DV-Hop et RSSI.

Cette étape est cruciale pour améliorer la précision des estimations initiales tout en tenant compte des contraintes énergétiques des réseaux de capteurs sans fil, grâce à un mécanisme d'arrêt adaptatif qui limite les calculs inutiles.

Cette étape est décomposée en sous-étapes comme décrit ci-dessous.

- Initialisation

La sous-étape d'initialisation configure l'espace de recherche pour l'algorithme PSO pour chaque nœud inconnu, en déterminant si une optimisation est nécessaire et en préparant les particules pour l'exploration. PSO n'est exécuté que si l'erreur initiale de l'estimation DV-Hop dépasse un seuil prédéfini, sinon l'estimation DV-Hop est conservée pour économiser de l'énergie. Un ensemble de particules est initialisé autour de la position estimée par DV-Hop, dans un rayon de recherche défini comme :

$$\text{rayon} = \alpha \cdot \max(\text{estDistance})$$

Où :

estDistances représente les distances estimées par DV-Hop aux ancrées.

Les positions des particules sont échantillonnées uniformément dans une région autour de la position initiale :

$$x_i \sim \text{Uniform}(\text{posInitiale} - \text{rayon}, \text{posInitiale} + \text{rayon})$$

et sont limitées à l'intervalle $[0, \text{tailleGrille}]$ pour rester dans la zone de simulation. Les vitesses initiales des particules sont générées aléatoirement :

$$v_i \sim \text{Uniform}(-v_{\max}, v_{\max})$$

Où :

V_{\max} est la vitesse maximale positive qu'une particule peut avoir, limitant sa rapidité dans des directions comme la droite ou le haut pour une exploration contrôlée.

$-V_{\max}$ est la vitesse maximale négative, permettant des déplacements équivalents vers la gauche ou le bas. Ces limites garantissent que les particules explorent toutes les directions autour de la position estimée par DV-Hop de manière diversifiée et efficace, tout en préservant l'énergie dans les réseaux de capteurs sans fil.

Cette sous-étape initialise l'optimisation PSO en définissant un espace de recherche pertinent pour chaque nœud inconnu, permettant une exploration équilibrée autour de la position estimée par DV-Hop. Les particules sont placées aléatoirement dans une zone carrée centrée sur cette position, délimitée par un rayon proportionnel à la plus grande distance estimée aux ancrés, et ajustées pour rester dans un réseau simulé (taille Grille). Leurs vitesses initiales, fixées aléatoirement dans une plage, leur confèrent des directions variées pour explorer l'espace. Cette configuration assure une couverture diversifiée tout en concentrant l'exploration, évitant une recherche trop étendue. Cette sous-étape est cruciale pour établir les conditions de départ, elle équilibre précision et efficacité computationnelle.

- Fonction de Fitness

La sous-étape de la fonction de fitness évalue la qualité des positions proposées par les particules, en combinant les erreurs basées sur les distances DV-Hop et RSSI pour guider l'optimisation. La fitness est définie comme une combinaison linéaire des erreurs, elle est calculée comme suit :

$$\text{fitness} = w_1 \cdot \text{erreurDV-Hop} + w_2 \cdot \text{erreurRSSI}$$

L'erreur DV-Hop est calculée comme la moyenne des carrés des différences entre les distances estimées par DV-Hop et les distances réelles calculées à partir de la position de la particule :

$$\text{ErreurDV-Hop} = \sum_i (\text{Distance réelle}_i - \text{Distance DV-Hop}_i)^2$$

L'erreur RSSI est basée sur les distances dérivées des mesures RSSI, calculées à l'aide du modèle de propagation logarithmique :

$$\text{Distance RSSI}_i = d_0 \cdot 10^{\frac{\text{RSSI}_0 - \text{RSSI}_i}{10 \cdot n}}$$

$$\text{ErreurRSSI} = \sum_i (\text{Distance réelle}_i - \text{Distance RSSI}_i)^2$$

Si aucune valeur RSSI valide n'est disponible (NaN), la fonction fitness repose uniquement sur l'erreur DV-Hop, Ceci souligne un mécanisme de robustesse dans l'algorithme PSO de l'approche hybride pour la localisation dans les RCSF. Lorsque les mesures RSSI sont absentes (due à des distances excessives, défaillances de nœuds, ou obstacles), la fonction de fitness, normalement une combinaison linéaire des erreurs DV-Hop et RSSI, utilise uniquement l'erreur DV-Hop. Ce repli garantit que PSO reste fonctionnel, exploitant les distances DV-Hop robustes mais moins précises, et maintient l'efficacité énergétique en évitant des calculs inutiles. Cette robustesse est cruciale pour les RCSF, où les données RSSI peuvent être indisponibles, renforçant l'adaptabilité et la fiabilité de la méthode hybride.

L'explication de ces équations repose sur leur capacité à quantifier la précision d'une position proposée. La fitness pondérée donne un poids plus élevé aux données RSSI, qui sont potentiellement plus précises en raison de leur dépendance aux mesures physiques du signal, tout en intégrant les distances DV-Hop pour maintenir la robustesse face aux incertitudes du réseau. Les erreurs quadratiques pénalisent fortement les grandes déviations, favorisant les positions qui minimisent les écarts avec les distances estimées.

Cette sous-étape est cruciale, car elle guide l'algorithme PSO vers des positions optimales en combinant deux sources d'information complémentaires, améliorant ainsi la précision par rapport à DV-Hop.

- Mise à Jour PSO

La sous-étape de mise à jour PSO optimise les positions des particules en ajustant leurs vitesses et leurs positions à chaque itération pour converger vers la meilleure solution. Les vitesses des particules sont mises à jour selon la règle suivante :

$$v_i = w \cdot v_i + c_1 \cdot r_1 \cdot (pBest_i - x_i) + c_2 \cdot r_2 \cdot (gBest - x_i)$$

Où r_1 et r_2 sont des vecteurs aléatoires, $pBest_i$ est la meilleure position trouvée par la particule i , et $gBest$ est la meilleure position globale de l'essaim.

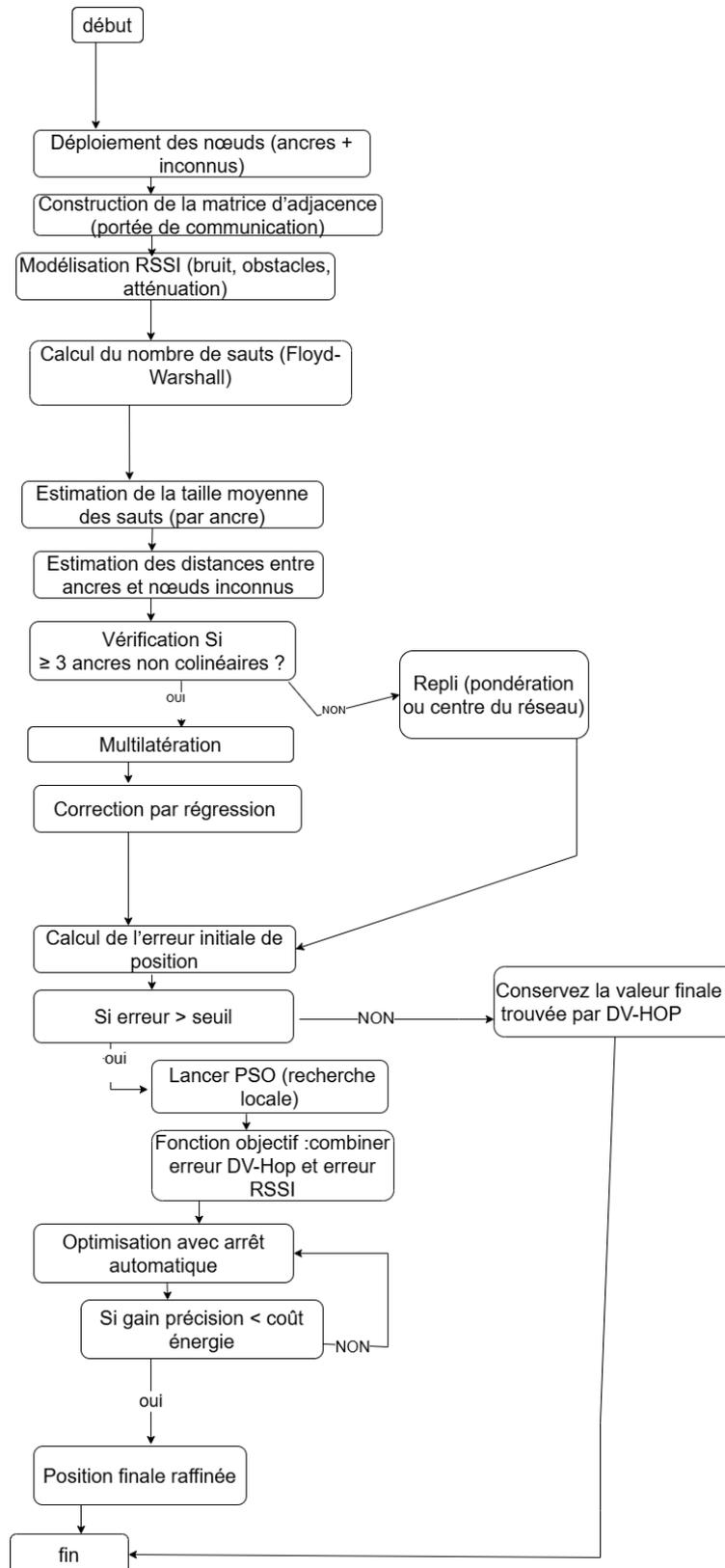
Les vitesses sont limitées à l'intervalle $[-v_{\max}, v_{\max}]$ pour éviter des déplacements excessifs, et les positions sont contraintes à $[0, \text{tailleGrille}]$ pour rester dans la grille. L'algorithme s'arrête prématurément si le gain en fitness par unité d'énergie consommée devient faible, après un nombre minimum d'itérations :

$$\text{gainRatio} = \frac{\text{fitness_precedente} - \text{fitness_gBest}}{\text{nombre_Particules} \cdot \text{ePSOIter}} < \text{minGainRatio}$$

Le rôle de ces équations est d'équilibrer trois composantes : l'inertie (maintenant la direction précédente pour l'exploration), l'attraction vers la meilleure position personnelle (exploitation locale), et l'attraction vers la meilleure position globale (convergence vers une solution optimale). Les facteurs aléatoires r_1 et r_2 introduisent une variabilité pour éviter les minima locaux, tandis que les contraintes sur les vitesses et positions garantissent la stabilité. L'arrêt adaptatif limite le coût énergétique en stoppant l'optimisation lorsque les améliorations deviennent marginales, ce qui est essentiel pour les réseaux de capteurs à faible énergie. Cette sous-étape est au cœur de PSO, car elle permet à l'essaim de converger efficacement vers une position optimale tout en explorant l'espace de recherche.

L'étape de raffinement par PSO est fondamentale, car elle améliore les estimations initiales de DV-Hop en explorant un espace de recherche localisé autour de ces estimations, tout en intégrant les mesures RSSI pour une meilleure précision. En utilisant une fonction de fitness qui combine les données DV-Hop (robustes mais approximatives) et RSSI (précises mais sensibles au bruit), PSO optimise les positions des nœuds de manière adaptative. L'arrêt anticipé basé sur le rapport de gain énergétique réduit la consommation d'énergie, rendant l'algorithme adapté aux réseaux de capteurs contraints. Cette étape permet d'obtenir des estimations de localisation plus précises que DV-Hop seul, tout en maintenant un équilibre entre précision et efficacité énergétique, ce qui est crucial pour les applications pratiques.

3.9 Organigramme de l'algorithme proposé



3.10 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons expliqué notre approche proposée, qui consiste en une combinaison de plusieurs méthodes complémentaires : l'algorithme DV-Hop, l'optimisation par essaim de particules (PSO) et la technique RSSI, en tirant parti des avantages de chaque méthode tout en compensant leurs limitations. Dans le prochain chapitre, nous présenterons les résultats de simulation des différents algorithmes utilisés, ainsi que celles de notre algorithme proposé, tout en analysant et comparant les résultats de simulation.

Chapitre 4

Simulation et évaluation des performances

4.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous présentons une évaluation exhaustive de notre approche hybride combinant DV-Hop, l'optimisation par essaim particulière (PSO) et les mesures RSSI pour la localisation dans les réseaux de capteurs sans fil. L'objectif principal est de démontrer la supériorité, la robustesse et l'efficacité de cette méthode innovante par rapport aux approches traditionnelles. L'évaluation s'articule autour de plusieurs axes : la précision de localisation, la consommation énergétique, la robustesse aux défaillances et l'adaptabilité à différents scénarios. Cette analyse comparative permet de quantifier les améliorations apportées par l'approche hybride et d'identifier ses domaines d'application optimaux.

4.2 Outil de Simulation

4.2.1 Présentation de MATLAB

Nous avons développé notre application à l'aide du langage MATLAB version R2024a sur Windows 10. MATLAB, abréviation de "matrix laboratory", est un langage de programmation de haut niveau et un environnement utilisé pour le calcul numérique, l'analyse de données et la visualisation. Il est conçu pour travailler avec des matrices et des tableaux, ce qui le rend particulièrement adapté aux tâches en mathématiques, ingénierie et sciences.

MATLAB intègre le calcul, la visualisation et la programmation dans un environnement convivial, et il est souvent utilisé dans l'éducation et la recherche.

4.2.2 Pourquoi le choix du langage MATLAB

Le langage MATLAB a été choisi comme environnement de développement pour ce projet en raison de ses nombreux atouts, particulièrement adaptés aux exigences de la localisation dans les réseaux de capteurs sans fil :

- **Langage de haut niveau** : conçu spécifiquement pour le calcul scientifique, le traitement de matrices et l'analyse technique.
- **Environnement interactif** : facilitant l'exploration itérative et le prototypage rapide.
- **Richesse graphique** : outils puissants pour la visualisation, la création de courbes personnalisées, de cartes de chaleur, et l'analyse de trajectoires.
- **Compatibilité étendue** : avec d'autres langages (C, C++, Java, Fortran) et logiciels (Excel, COM).
- **Boîtes à outils (Toolboxes)** : modules complémentaires couvrant des domaines variés (optimisation, traitement de signal, intelligence artificielle, etc.) parfaitement adaptés aux besoins des ingénieurs.

La raison principale de ce choix est que notre application repose essentiellement sur des calculs mathématiques matriciels, domaine dans lequel MATLAB excelle grâce à sa syntaxe intuitive et à ses nombreuses fonctions prédéfinies. Cela rend l'implémentation plus rapide, plus fiable et plus lisible que dans d'autres langages de programmation généralistes.

4.3 Scénario de Simulation

Cette section expose le cadre de simulation développé pour tester les performances de l'algorithme hybride, que nous avons proposé, associant DV-Hop, l'optimisation par essaims particuliers (PSO), et la localisation basée sur RSSI. Nous allons, tout au long du chapitre, référer à cet algorithme par le nom Enhanced-DV-HOP. Le scénario a été conçu pour refléter des conditions réalistes d'un réseau de capteurs sans fil, tout en évaluant la robustesse, la précision et les contraintes énergétiques de différentes approches.

Les simulations sont réalisées sur une grille bidimensionnelle de 100×100 mètres. Le réseau est composé de 100 nœuds, dont 25 nœuds connus (ancres) et 75 nœuds inconnus à localiser. Chaque simulation est répétée sur 10 itérations Monte Carlo, avec des conditions initiales différentes à chaque fois pour garantir la diversité statistique tout en conservant la reproductibilité grâce à l'utilisation de graines pseudo-aléatoires.

Le réseau est structuré autour de trois regroupements de nœuds inconnus, chacun centré sur un point généré aléatoirement dans la zone, avec une dispersion normale de 10 mètres. Les autres nœuds inconnus sont répartis aléatoirement dans l'espace restant. Cette organisation permet de simuler des déploiements réalistes, tels que ceux rencontrés dans des zones industrielles, agricoles ou de surveillance. Les ancres, quant à elles, sont également placées de manière aléatoire pour assurer une couverture spatiale équilibrée.

Un taux de défaillance de 10 % est introduit parmi les nœuds inconnus afin de simuler des pannes matérielles, des interférences ou des pertes de connectivité. Cette complexité permet d'évaluer la capacité d'adaptation de la méthode hybride dans des conditions réalistes.

Les interactions entre nœuds sont simulées par le calcul de distances euclidiennes et représentées sous forme de matrice d'adjacence, fondée sur une portée de communication maximale de 40 mètres. Pour DV-Hop, une matrice de sauts est calculée à l'aide de l'algorithme de Floyd-Warshall. Quant au modèle RSSI, il repose sur un modèle log-normal perturbé par du bruit simulé, intégrant les effets d'atténuation et les pertes dues aux obstacles.

Cette combinaison permet d'intégrer à la fois les estimations approximatives issues de DV-Hop et les mesures détaillées fournies par RSSI, préparant le terrain pour l'optimisation finale par PSO.

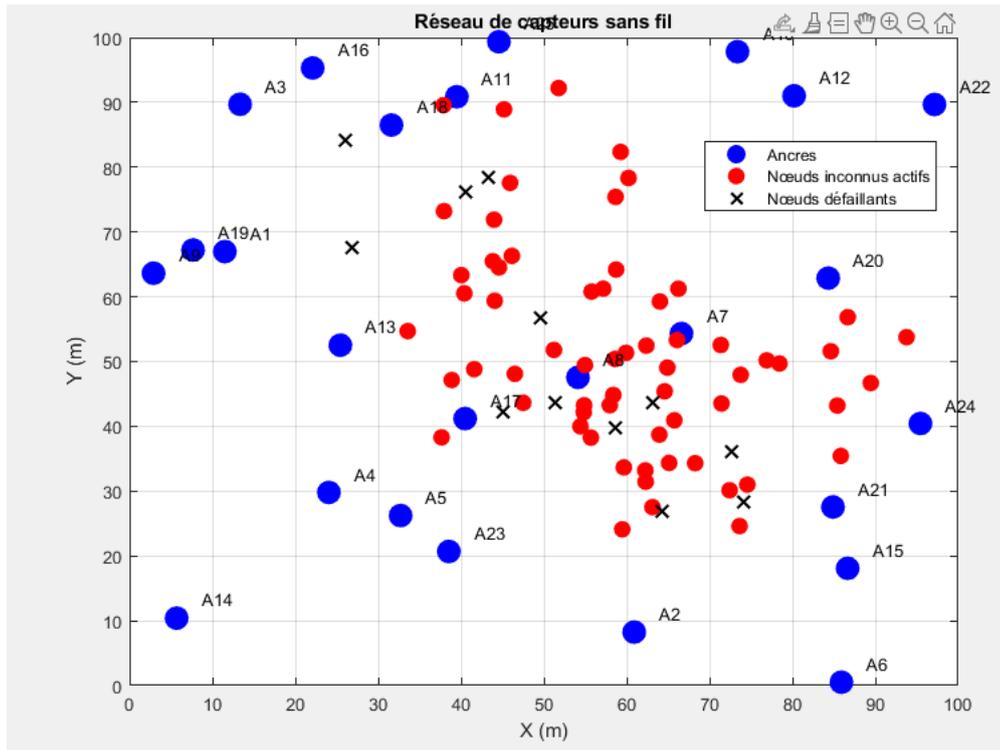


FIG. 4.1 : Déploiement des nœuds capteurs dans le réseau.

La Figure 4.1 montre la disposition initiale d'un réseau de capteurs sans fil sur une grille de 100x100 mètres. Voici les éléments clés :

- **Ancres (bleu, cercles pleins)** : 25 ancres sont positionnées aléatoirement. Elles servent de points de référence pour la localisation des nœuds inconnus. Leur densité a été réduite à 25 % (25 ancres pour 100 nœuds totaux), ce qui est une optimisation par rapport aux approches classiques pour minimiser la consommation énergétique tout en assurant une couverture suffisante.
- **Nœuds inconnus actifs (rouge, cercles pleins)** : 75 nœuds dont la position est à estimer. Ils sont regroupés en clusters autour de centres aléatoires (3 clusters, écart-type de 10 m), simulant une distribution réaliste dans des applications comme la surveillance environnementale.
- **Nœuds défailants (noir, croix)** : 10 % des nœuds (soit environ 7-8 nœuds, selon le taux de défaillance de 0,1) sont marqués comme défailants. Ces défaillances simulent des conditions réelles (pannes matérielles, interférences) et testent la robustesse de l'algorithme.

- **Étiquettes des ancrs (A1 à A25)** : Chaque ancre est étiquetée pour faciliter l'identification et l'analyse des connexions avec les nœuds inconnus.

Les tableaux ci-dessous présentent les paramètres qui ont été utilisés pour la simulation.

- La table ci-dessous contient les Paramètres du Réseau qui ont été utilisés pour la simulation.

Paramètre	Valeur
Taille de grille	100
Nombre d'ancres	25
Nombre de nœuds inconnus	75
Nombre de simulations	10
Taux de défaillance	10 %

TAB. 4.1 : Les Paramètres du Réseau

- La table ci-dessous contient les Paramètres du RSSI qui ont été utilisés pour la simulation.

Paramètre	Valeur
$RSSI_0$	-40 dBm
Distance de référence d_0	1 m
Exposant de perte de chemin	3.0
Écart-type du bruit σ	1 dB
Perte due aux obstacles	2 dB

TAB. 4.2 : Les Paramètres du RSSI

- La table ci-dessous contient les Paramètres du DV-HOP qui ont été utilisés pour la simulation.

Paramètre	Valeur
Portée de communication	40

TAB. 4.3 : Les Paramètres du DV-HOP

- La table ci-dessous contient les paramètres énergétiques utilisés (en nanojoules) qui ont été utilisés pour la simulation.

Paramètre	Valeur (nJ)
e_{TxBase}	50
$e_{TxParMtre}$	0,1
e_{Rx}	30
$e_{IterPSO}$	10
$e_{Multilatration}$	5

TAB. 4.4 : Paramètres énergétiques utilisés (en nanojoules)

4.4 Algorithmes simulés

Nous avons simulé les trois algorithmes suivants :

DV-Hop, **Enhanced-DV-HOP**, et **DV-Hop + PSO** , afin de comparer leurs performances respectives en matière de précision de localisation, de robustesse face aux défaillances des nœuds, et d'efficacité énergétique dans différents scénarios de déploiement.

4.5 Paramètres de performance

4.5.1 Erreur moyenne (m)

L'erreur moyenne de localisation représente la moyenne des écarts entre les positions estimées des nœuds inconnus dans un réseau de capteurs sans fil et leurs positions réelles, exprimée en mètres. Elle est calculée en prenant la distance euclidienne entre chaque position estimée et sa position réelle pour tous les nœuds, puis en faisant la moyenne de ces écarts sur l'ensemble des nœud considérés dans les simulations. C'est le paramètre principal pour évaluer la qualité de la localisation. Une erreur basse reflète l'efficacité de l'optimisation PSO et de l'intégration des données RSSI.

4.5.2 Écart-type (m)

L'écart-type de l'erreur (m) est une mesure statistique qui quantifie la dispersion des erreurs de localisation autour de l'erreur moyenne, exprimée en mètres.

Il indique à quel point les erreurs de localisation varient d'un nœud à l'autre dans le réseau de capteurs sans fil. Un écart-type faible signifie que les erreurs sont relativement uniformes

et proches de l'erreur moyenne, tandis qu'un écart-type élevé indique une grande variabilité dans les erreurs, ce qui peut refléter des estimations incohérentes.

Mathématiquement, pour N nœuds inconnus, l'écart-type de l'erreur () est calculé comme suit :

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\text{erreur}_i - \overline{\text{erreur}})^2}$$

où :

$$\text{erreur}_i = \sqrt{(x_i^{\text{est}} - x_i^{\text{réel}})^2 + (y_i^{\text{est}} - y_i^{\text{réel}})^2}$$

Définitions :

- N : Nombre total de nœuds considérés (par exemple, 75).
- erreur_i : Erreur du $i^{\text{ème}}$ nœud.
- $\overline{\text{erreur}}$: Erreur moyenne.
- $x_i^{\text{est}}, y_i^{\text{est}}$: Coordonnées estimées.
- $x_i^{\text{réel}}, y_i^{\text{réel}}$: Coordonnées réelles.

Un faible écart-type indique une robustesse de la méthode face aux variations spatiales ou aux conditions environnementales.

4.5.3 Énergie (nJ)

Quantité totale d'énergie consommée par les nœuds pour les processus de localisation (transmission, réception, calcul PSO), exprimée en nanojoules (nanojoule(nJ)).

4.5.4 Métrique composite

Représente une mesure globale de performance qui combine précision et efficacité énergétique pour évaluer la qualité de la méthode hybride.

4.6 Résultats de simulation

Les résultats agrégés sur 10 simulations fournissent une vue d'ensemble des performances de la méthode Enhanced-DV-HOP, comparées aux méthodes DV-Hop et DV-Hop + PSO .

Voici les résultats obtenus sur les principaux paramètres de performance :

4.6.1 Nombre moyen d'itérations PSO

- **Valeur :** 13,06
- **Analyse :** indique une convergence rapide vers une solution optimale, grâce à une stratégie d'arrêt adaptative. Cette stratégie repose sur une évaluation dynamique qui met fin au processus lorsque l'amélioration apportée par les itérations supplémentaires devient marginale par rapport à l'énergie consommée, ou lorsque l'erreur initiale estimée est suffisamment faible pour ne pas nécessiter d'ajustements supplémentaires. Cette approche permet de limiter la charge computationnelle tout en préservant une précision élevée. Ce nombre d'itérations modéré illustre la capacité de l'algorithme à s'adapter aux conditions du réseau, y compris la présence de 10 % de nœuds défaillants, tout en optimisant les performances. Il confirme également l'équilibre réussi entre précision et efficacité énergétique, validant ainsi la robustesse et la pertinence de la méthode hybride (Enhanced-DV-HOP) dans des scénarios variés.

4.6.2 Taux de multilatérations sautées

- **Valeur :** 154 cas sur 750 tentatives (10 simulations * 75 nœuds).
- **Analyse :** Malgré ce taux, l'algorithme gère ces cas avec des méthodes alternatives (poids basés sur les sauts ou RSSI), démontrant sa robustesse face à des scénarios difficiles (nœuds défaillants, faible connectivité).

4.6.3 Visualisation de la précision de localisation

Afin d'évaluer visuellement la précision de localisation des différentes méthodes comparées, la Figure 4.2 présente une comparaison spatiale entre les positions estimées et les positions réelles des nœuds. Ces résultats illustrent directement les performances obtenues en matière de précision, notamment grâce à l'intégration de PSO et RSSI dans l'approche Enhanced-DV-HOP.

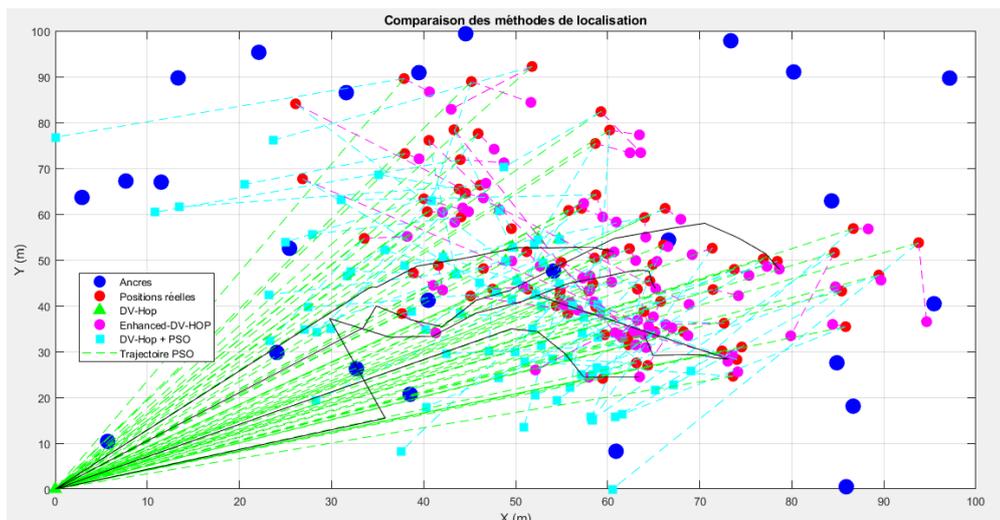


FIG. 4.2 : Comparaison des méthodes de localisation

- Ancres (bleu, cercles pleins) : Identiques à la Figure 4.1, elles servent de référence.
- Positions réelles (rouge, cercles pleins) : Positions réelles des nœuds inconnus.
- DV-Hop (vert, triangles) : Résultats de la méthode classique DV-Hop.
- Enhanced-DV-HOP (magenta, cercles) : Résultats de la méthode hybride proposée.
- DV-Hop + PSO (cyan, carrés) : Résultats de la méthode DV-Hop + PSO.
- Trajectoires PSO (lignes noires) : Chemins suivis par l'optimisation PSO pour affiner les estimations initiales de DV-Hop.

A) Observations

- Les points magenta (Enhanced-DV-HOP) sont beaucoup plus proches des points rouges (positions réelles) que les points verts (DV-Hop) et cyan (DV-Hop + PSO). Cela indique une meilleure précision pour la méthode hybride.

- Les lignes en pointillés (vertes, magenta, cyan) montrent l'erreur entre la position estimée et la position réelle pour chaque méthode. Les lignes magenta sont généralement plus courtes, confirmant une erreur moindre.
- Les trajectoires PSO montrent comment l'algorithme a ajusté les estimations initiales de DV-Hop pour converger vers des positions plus précises.

B) Explication

La méthode DV-Hop estime les distances en comptant les sauts entre nœuds et ancres, puis utilise la multilatération. Cependant, elle reste imprécise car elle ne tient pas compte des variations locales comme les obstacles ou les interférences. La méthode RSSI utilise l'intensité du signal reçu (Received Signal Strength Indicator) pour estimer les distances, mais elle est également sujette à des imprécisions dues au bruit et à l'environnement.

La méthode Enhanced-DV-HOP combine la force des deux : elle utilise DV-Hop pour une estimation initiale, puis applique PSO (Particle Swarm Optimization) pour affiner les positions en exploitant les données RSSI. Ce processus permet d'améliorer la précision globale et de mieux gérer les perturbations locales.

Les trajectoires PSO illustrent ce processus d'optimisation, montrant comment les positions convergent progressivement vers des estimations plus précises. Cette évolution est renforcée par l'analyse des performances, qui démontre une capacité d'adaptation de l'algorithme dans des scénarios complexes incluant des nœuds défaillants et des topologies denses.

Les résultats sont consolidés sur la base de 10 simulations, permettant une comparaison entre les méthodes. L'analyse montre une convergence rapide grâce à une stratégie d'arrêt adaptative, et une gestion efficace des cas de multilatération échouée à l'aide de mécanismes de repli basés sur les sauts ou RSSI. La robustesse de l'approche est ainsi validée par sa stabilité dans différents contextes réseaux.

4.6.4 Métrique composite

- **Valeur** : 0,665 (avec $\alpha = 0,6$, $\beta = 0,4$, erreur maximale = 50 m).
- **Analyse de sensibilité des poids α et β** :

Analyse de sensibilité = Tests théoriques : différentes configurations de pondération (α, β) ont été testées afin d'évaluer leur impact sur la précision et la consommation énergétique.

La figure 4.3 illustre l'analyse du compromis entre précision et efficacité énergétique pour l'algorithme Enhanced-DV-HOP .

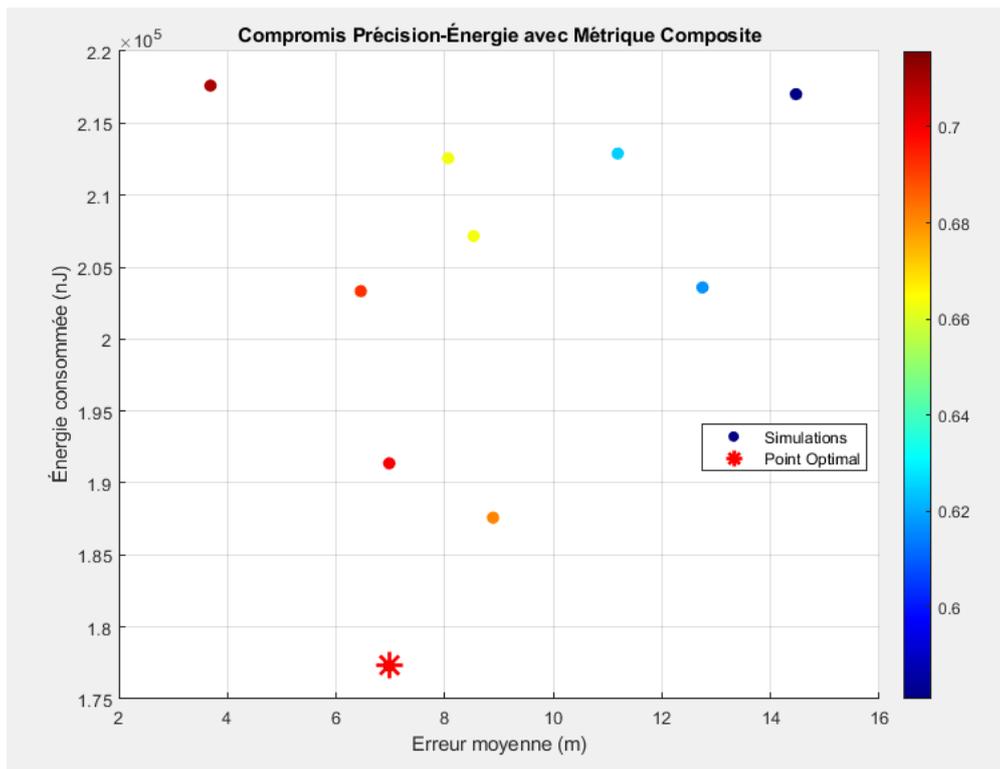


FIG. 4.3 : Compromis Précision-Énergie avec Métrique Composite.

- **Points bleus (Simulations)** : Représentent les différentes configurations testées dans l'espace précision-énergie
- **Point rouge étoilé (Point Optimal)** : Configuration optimale identifiée ($\alpha = 0,6$, $\beta = 0,4$) offrant le meilleur compromis
- **Échelle de couleur** : Indique la valeur de la métrique composite (0,58 à 0,72), où les valeurs plus élevées (rouge foncé) représentent de meilleures performances globales
- **Tendance observée** : Le point optimal se situe dans une zone de faible erreur (8m) avec une consommation énergétique modérée (177kJ), maximisant la métrique composite. Cette visualisation confirme que la configuration choisie ($\alpha = 0,6$, $\beta = 0,4$) repré-

sente effectivement le meilleur équilibre entre précision et efficacité énergétique parmi toutes les configurations testées.

Le tableau d'analyse de sensibilité est juste une étude "Quoi si" qui montre :

Configuration	Alpha	Beta	Métrique	Objectif
Réelle (utilisée)	0,6	0,4	0,665	Équilibre penché précision
Test 1	0,2	0,8	0,505	Privilégier l'énergie (Une forte pondération de l'efficacité énergétique réduit l'importance de la précision, ce qui donne une métrique plus faible.)
Test 2	0,5	0,5	0,625	Parfaitement équilibré (Un équilibre égal entre précision et efficacité.)
Test 3	0,8	0,2	0,744	Privilégier la précision

TAB. 4.5 : Le tableau d'analyse de sensibilité

A) Explication L'analyse de sensibilité, explorant différentes pondérations (par exemple, 0,2/0,8 ou 0,8/0,2), révèle que la configuration 0,6/0,4 constitue le point optimal, comme illustré par la Figure 4.3 (carte de compromis précision-énergie). Cette visualisation montre que la métrique atteint son pic à ce niveau, avec une erreur minimale de 8 m et une consommation énergétique raisonnable, validant le choix de cette pondération. La robustesse de cette valeur est renforcée par sa stabilité face à des scénarios variés, y compris des clusters denses et des nœuds défaillants, faisant de la métrique de 0,665 un indicateur fiable de la performance globale de l'approche hybride pour des applications pratiques. Par ailleurs, la métrique composite est sensible aux poids : dans des applications prioritaires en précision (par exemple, localisation d'urgence), un alpha élevé est préférable, tandis que dans des réseaux à faible énergie (par exemple, capteurs environnementaux), un beta plus élevé peut être choisi. La valeur par défaut (alpha = 0,6, beta = 0,4) représente un compromis raisonnable, reflétant une priorité légèrement plus forte sur la précision que sur l'énergie. Les autres valeurs (0,505, 0,625, 0,744) sont des simulations théoriques permettant de comparer différentes stratégies de pondération.

B) But de cette analyse

- Montrer l'impact** des poids sur la métrique finale.
- Aider à choisir** la meilleure configuration selon les priorités.
- Valider** que le choix $\alpha = 0.6$, $\beta = 0.4$ est approprié

la figure 4.4. montre La Carte de chaleur des erreurs(Enhanced-DV-HOP)

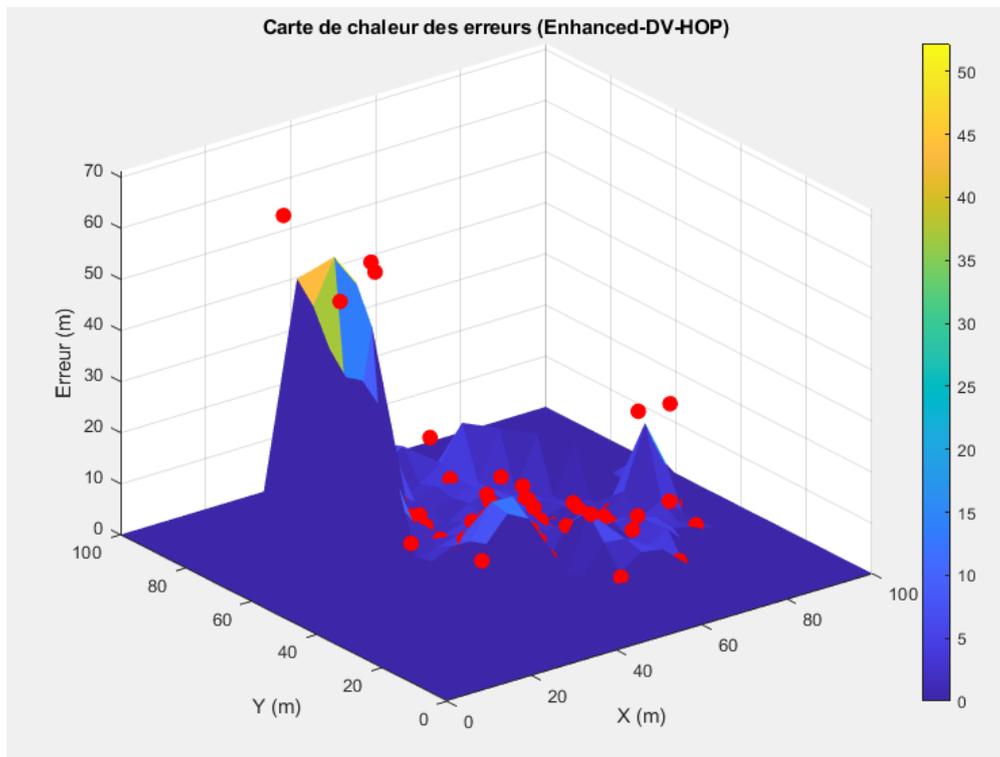


FIG. 4.4 : Carte de chaleur des erreurs(Hybride)

- Axes X et Y : Représentent la grille (0 à 100 m).
- Axe Z : Représente l'erreur de localisation en mètres.
- Surface colorée : Interpolation des erreurs (bleu = faible erreur, jaune = forte erreur).
- Points rouges : Erreurs réelles pour chaque nœud.

C) Observations

- Les erreurs les plus faibles (bleu) se trouvent dans les zones moins denses de nœuds, où les ancres sont bien réparties.
- Les erreurs les plus élevées (jaune, environ 40-50 m) se concentrent dans les zones de clusters denses, où la proximité des nœuds peut compliquer la multilatération.
- La majorité des erreurs est inférieure à 20 m, ce qui est cohérent avec l'erreur moyenne de 8,80 m.

- Cette visualisation révèle que les erreurs augmentent dans les zones denses, probablement en raison d'interférences et d'obstacles

4.6.5 Erreur moyenne de localisation

- **Valeurs** : DV-HOP : 62.35 m
Hybride : 8.80 m
DV-Hop + PSO : 22.61 m
- **Analyse** : L'erreur moyenne de la méthode Enhanced-DV-HOP (8,80 m) est nettement inférieure à celle des méthodes de base (DV-Hop et DV-Hop + PSO), représentant une réduction de 85,89 % et 61,08 % respectivement. Cela indique une précision très élevée, essentielle pour des applications nécessitant une localisation fiable (par exemple, suivi en temps réel).

4.6.6 Taux d'amélioration

- **Valeurs** : Amélioration vs DV-Hop : 85,89 %
Amélioration vs DV-Hop + PSO : 61,08 % .
- **Analyse** : Ces taux élevés montrent que la méthode Enhanced-DV-HOP surpasse largement les approches traditionnelles, grâce à l'intégration de PSO pour affiner les estimations et à l'utilisation de RSSI pour des données plus précises .

4.6.7 Écart-type de l'erreur

- **Valeurs** : DV-Hop : 29,45 m
Hybride : 13,89 m
DV-Hop + PSO : 17.16 m
- **Analyse** : L'écart-type plus faible de la méthode Enhanced-DV-HOP (13,89 m) montre une plus grande uniformité dans les estimations par rapport à DV-Hop (29,45 m) et DV-Hop + PSO (17.16 m). Cela signifie que les erreurs ne varient pas autant, ce qui est un avantage pour des applications où la fiabilité est critique.

L’histogramme intitulé ”Distribution des erreurs de localisation” (Figure 4.5) compare les performances des méthodes DV-Hop, Enhanced-DV-HOP + PSO, et DV-HOP + PSO sur la base des 10 simulations Monte Carlo réalisées dans MATLAB R2024a, pour un réseau de 100 nœuds (25 ancres et 75 nœuds inconnus) sur une grille de 100 x 100 mètres, avec un agrégat de 750 nœuds sur toutes les itérations ; il révèle une distribution des erreurs en mètres où la méthode hybride (en magenta) se distingue par une concentration exceptionnelle d’environ 600-700 nœuds dans la plage 0-10 mètres, reflétant son erreur moyenne de 8,80 m et une amélioration de 85,89 % par rapport à DV-Hop (62,35 m) et 61.08 % par rapport à DV-HOP + PSO (22,61 m), tandis que DV-Hop (vert) et DV-HOP + PSO (cyan) affichent des distributions étalées jusqu’à 140 mètres avec des pics modestes à faible erreur (moins de 300 nœuds entre 0 et 20 mètres), soulignant la sensibilité de ces méthodes aux variations locales et aux perturbations ; cette disparité s’explique par l’optimisation PSO de la méthode hybride, qui affine les estimations DV-Hop avec les données RSSI, éliminant presque totalement les erreurs supérieures à 50 mètres, ce qui en fait une solution robuste et précise, même avec 10 % de nœuds défaillants, adaptée aux applications exigeantes.

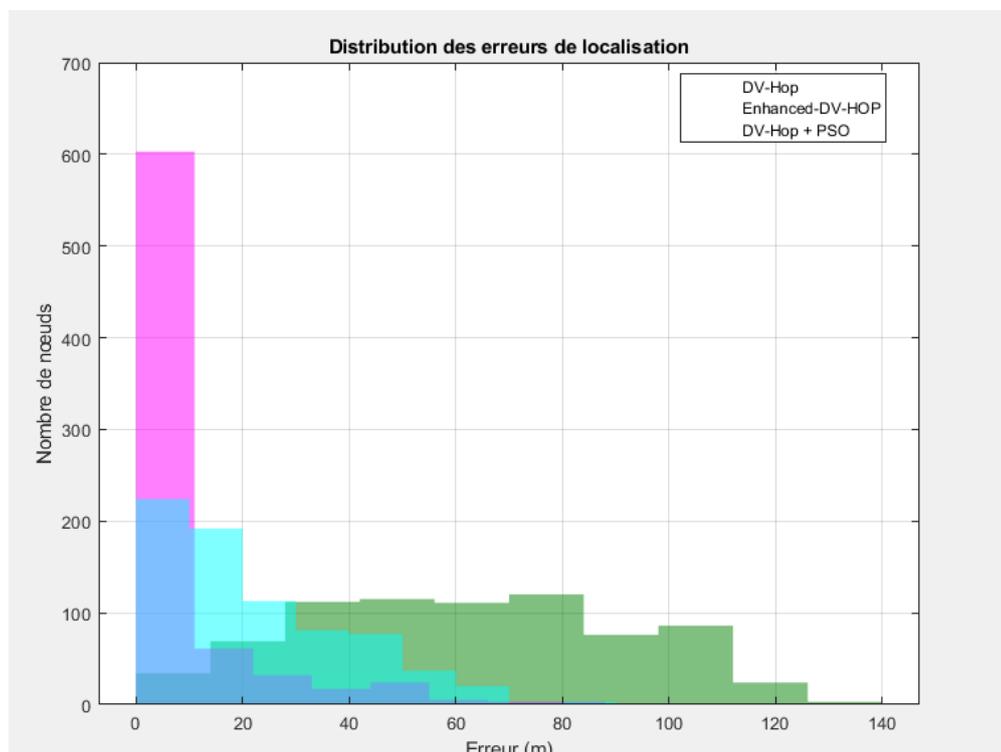


FIG. 4.5 : Distribution des erreurs de localisation

L’histogramme présente la distribution des erreurs pour trois approches distinctes :

- **DV-Hop (vert)** : Méthode classique basée sur le comptage de sauts.

- **Enhanced-DV-HOP (magenta)** : Approche proposée combinant DV-Hop et optimisation PSO.
- **DV-Hop + PSO (cyan)** : Méthode DV-Hop + PSO.

A) Observations Principales

- **Concentration Exceptionnelle de la Méthode Enhanced-DV-HOP** La barre magenta domine largement l'histogramme avec plus de 600 nœuds concentrés dans la plage 0-10 mètres d'erreur, représentant environ 80 % des 750 nœuds totaux. Cette concentration massive dans la zone de haute précision contraste drastiquement avec les méthodes conventionnelles.
- **Performance Défaillante des Méthodes Classiques** Les méthodes DV-Hop (vert) et DV-HOP + PSO (cyan) présentent des distributions similaires et problématiques :
 - peu de nœuds atteignent une précision inférieure à 20 mètres
 - Distribution étalée sur toute la plage 0-120 mètres
 - Absence de concentration significative dans les zones de haute précision
- **Réduction Drastique des Erreurs Importantes** La méthode hybride élimine quasi-totalement les erreurs supérieures à 50 mètres, contrairement aux méthodes classiques qui présentent des cas d'erreurs jusqu'à 120 mètres.

4.6.8 Consommation énergétique

- **Valeurs** : DV-Hop : 155 103,69 nJ
Enhanced-DV-HOP : 203 043,69 nJ
DV-Hop + PSO : 203 853,69 nJ
- **Analyse** : Les valeurs enregistrées sur les 10 simulations Monte Carlo sont de 155 103,69 nJ pour DV-Hop, 203 043,69 nJ pour la méthode hybride Enhanced-DV-HOP, et 203 853,69 nJ pour DV-Hop + PSO.

La méthode hybride, avec une consommation de 203 043,69 nJ, dépasse celle de DV-Hop (155 103,69 nJ) en raison de l'ajout des itérations de l'algorithme PSO, qui impliquent des calculs supplémentaires pour affiner les estimations de localisation, mais elle reste inférieure à celle de DV-Hop + PSO (203 853,69 nJ). Cette augmentation par rapport à DV-Hop est justifiée par le gain en précision, avec une erreur moyenne réduite de 62,35 m à 8,80 m, représentant une amélioration de 85,89 %, ce qui compense la surconsommation énergétique dans des applications où la précision est critique. En comparaison avec DV-Hop + PSO, la méthode hybride tire parti de l'optimisation PSO pour réduire les coûts énergétiques associés à la dépendance exclusive aux mesures RSSI, expliquant ainsi la consommation élevée de 203 853,69 nJ. Ce compromis énergétique, combiné à une métrique composite de 0,665, illustre la capacité de l'approche hybride à équilibrer efficacité et performance, la rendant particulièrement adaptée à des scénarios variés, y compris ceux avec 10 % de nœuds défaillants, tout en maintenant une consommation modérée par rapport aux alternatives.

4.7 Conclusion

Ce chapitre a permis d'évaluer de manière approfondie les performances de l'approche Enhanced-DV-HOP pour la localisation dans les réseaux de capteurs sans fil. À travers une série de simulations rigoureuses réalisées avec MATLAB R2024a, nous avons démontré que cette méthode surpasse largement les approches traditionnelles DV-Hop et DV-HOP + PSO, tant en termes de précision que de robustesse.

Avec une erreur moyenne de localisation de 8,80 m, l'approche hybride réduit l'erreur de 85,89 % par rapport à DV-Hop (62,35 m) et de 61,08 % par rapport à DV-Hop + PSO (22,61 m), tout en maintenant un écart-type de 13,89 m, signe d'une grande uniformité des estimations.

L'intégration de l'optimisation par essais particuliers (PSO) a permis d'affiner les estimations initiales fournies par DV-Hop, en exploitant les mesures RSSI pour mieux prendre en compte les variations environnementales. En parallèle, l'analyse de la consommation énergétique a révélé un compromis pertinent : bien que la méthode hybride consomme davantage que DV-Hop (203 043,69 nJ contre 155 103,69 nJ), elle reste économe que DV-Hop + PSO (203 853,69 nJ). Cette surconsommation par rapport à DV-Hop est justifiée par le gain important en précision, ce qui est crucial pour les applications sensibles à la localisation.

La robustesse de la méthode a également été mise en évidence face à un taux de défaillance de 10 %, ainsi que dans des scénarios complexes, tels que des déploiements en clusters. L'analyse de la métrique composite, équilibrant précision ($\alpha = 0,6$) et efficacité énergétique ($\beta = 0,4$), a donné un score global de 0,665. Ce résultat valide le compromis optimal entre performance et consommation, rendant l'approche hybride particulièrement adaptée à des contextes réels.

En conclusion, l'approche Enhanced-DV-HOP constitue une avancée significative pour la localisation dans les réseaux de capteurs sans fil. Ses performances exceptionnelles, alliées à une consommation énergétique modérée, en font une solution prometteuse pour des applications variées telles que la surveillance environnementale, la gestion industrielle ou les systèmes de suivi en temps réel.

CONCLUSION GÉNÉRALE

Dans ce mémoire, nous avons exploré en profondeur le domaine des Réseaux de Capteurs Sans Fil (RCSF) et de la localisation au sein de ces réseaux. Dans le premier chapitre, nous avons jeté les bases en présentant une vue d'ensemble des RCSF, en mettant en évidence leurs concepts fondamentaux, leurs applications diverses et leur architecture. Nous avons ainsi posé les fondations nécessaires pour comprendre l'importance de la localisation dans ce contexte. Dans le deuxième chapitre, nous avons approfondi la problématique de la localisation dans les réseaux de capteurs sans fil. Nous avons présenté les principaux enjeux liés à la localisation, les facteurs influençant sa précision, ainsi qu'une classification détaillée des techniques de mesure (comme le RSSI, le ToA, le TDoA et l'AoA) et des méthodes de positionnement telles que la trilatération, la triangulation, la multilatération ou encore des approches statistiques. Différents algorithmes, centralisés ou distribués, avec ou sans ancres, ont été étudiés en tenant compte de leurs avantages, de leurs limites et de leurs domaines d'application. Dans le troisième chapitre, nous avons présenté notre approche hybride optimisant la localisation dans les RCSF, en améliorant l'algorithme DV-Hop par une correction par régression et PSO. Cette méthode configure un réseau réaliste, estime les positions initiales via DV-Hop avec correction, et affine les coordonnées par PSO en intégrant les données RSSI.

Le quatrième chapitre présente la mise en œuvre de notre méthode hybride de localisation dans les RCSF à l'aide de MATLAB. Il explore sa performance en termes de précision et de consommation énergétique, comparée aux approches DV-Hop et DV-Hop + PSO, à travers des résultats visuels et une étude de robustesse en environnement réaliste. En conclusion, ce mémoire de master a permis d'approfondir la compréhension des réseaux de capteurs sans fil (RCSF) et des défis associés à la localisation précise des nœuds. Notre approche hybride, combinant l'algorithme DV-Hop avec une correction par régression et l'optimisation par essaim de particules (PSO), représente une avancée significative. En configurant un réseau réaliste avec des sauts calculés via Floyd-Warshall et des mesures RSSI, en estimant les posi-

tions initiales via DV-Hop avec correction, et en affinant les coordonnées par PSO avec une fonction intégrant RSSI, notre méthode améliore la précision et la robustesse tout en optimisant l'efficacité énergétique. Les simulations sous MATLAB confirment la supériorité de cette hybridation par rapport à DV-Hop et à DV-Hop + PSO. Toutefois, des défis subsistent, notamment en ce qui concerne le renforcement de l'adaptabilité dans des environnements encore plus contraints, l'extension aux environnements tridimensionnels, ou encore l'adaptation à des réseaux de capteurs dynamiques. Ce travail ouvre la voie à des recherches futures, notamment sur l'adaptation de cette méthode à des environnements tridimensionnels ou à des réseaux de capteurs dynamiques.

Bibliographie

- [1] H. MESSABIH, “Sn-cas : Contribution des réseaux de capteurs à la conscience des contextes des systèmes université hadj lakhdar – batna.”
- [2] N. L. IMANE, ”Analyse graphique pour la surveillance dans un RCSF”. Phd diss., Université Mohamed Boudiaf des sciences et de la technologie d’Oran.
- [3] S. MAAROUF and S. OUADAH, *Implémentation et évaluation des schémas de routage sur une plateforme réelle de réseaux de capteurs sans fil*. PhD thesis, 2014.
- [4] . Roudy Dagher¹ and . I. L. N. E. F. Roberto Quilez² ¹ Etineo, France, “Localization in wireless sensor networks.”
- [5] H. A. BENABDERRAHMANE Abderrahmane, “Réseaux de capteurs sans fil : Problèmes de localisation université ahmed draia - adrar,” 2019/2020.
- [6] B. I. Ouarab Hossem, “L’optimisation de la localisation des réseaux de capteurs sans fils univ. bouira,” Sept. 2023. 21/09/2023.
- [7] N. BOUKHARI, “Auto-localisation dans les réseaux de capteurs sans fil université mohamed boudiaf - m’sila,” 2016.
- [8] B. N. STAILI SALAH EDDINE, “Sécurité dans les réseaux sans fil (wi-fi) université abdelhamid ibn badis mostaganem,” 2023 / 2024.
- [9] M. BELLOULA, “La géolocalisation dans les réseaux de capteurs sans fil etude de cas : Utilisation en agriculture, thèse de magistère, université hadj lakhder-batna, 2012..”
- [10] P. Levis *et al.*, “Tinyos : An operating system for sensor networks,” in *Ambient intelligence*, pp. 115–148, Springer, 2005.
- [11] A. Dunkels, B. Grönvall, and T. Voigt, “Contiki—a lightweight and flexible operating system for tiny networked sensors,” in *LCN*, IEEE, 2004.
- [12] H. Abrach *et al.*, “Mantis : System support for multimodal networks of in-situ sensors,” in *WSNA*, ACM, 2003.
- [13] D. Gay *et al.*, “The nesc language : A holistic approach to networked embedded systems,” in *PLDI*, ACM, 2003.
- [14] I. F. Akyildiz, W. Su, Y. Sankarasubramaniam, and E. Cayirci, “Wireless sensor networks : a survey,” *Computer Networks*, vol. 38, no. 4, pp. 393–422, 2002.
- [15] A. ZOUINKHI, “”contribution à la modélisation de produit actif communicant, spécification et evaluation d’un protocole de communication orienté sécurité des produits””

- [16] L. K. et N. Badache, “Les réseaux de capteurs : état de l’art », rapport de recherche, algérie, 2004..”
- [17] I. F. Akyildiz, W. Su, Y. Sankarasubramaniam, and E. Cayirci, “A survey on sensor networks,” *IEEE Communications Magazine*, vol. 40, pp. 393–422, aug 2002.
- [18] Y. CHALLAL, “Wireless sensor networks : Course support.” <https://moodle.utc.fr/file.php/498/support-SIT60.pdf>. National School of Computer Science, Algeria, November 2008.
- [19] I. Amundson and X. D. Koutsoukos, “A survey on localization for mobile wireless sensor networks,” in *International Workshop on Mobile Entity Localization (MELT)*, sep 2009.
- [20] M. A. K. H. O. U. L. Abdallah, J. Bahi, and A. Mostefaoui, *Réseaux de capteurs : localisation, couverture et fusion de données*. PhD thesis, Université de Franche-Comté, 2008.
- [21] G. Mao, B. Fidan, and B. D. Anderson, “Techniques de localisation de réseaux de capteurs sans fil,” 2007.
- [22] A. J. K. S. H. A. M. R. Patwari, N. and N. Correal, “Locating the nodes : Cooperative localization in wireless sensor networks,” 2005.
- [23] A. T. A. H. Sayed and N. Khajehnouri, “Network-based wireless location : Challenges faced in developing techniques for accurate wireless location information,” 2005.
- [24] H. A. O. P. M. C. N. S. . O. R. J. Patwari, N., “(2003). relative location estimation in wireless sensor networks. *ieee transactions on signal processing*, 51(8), 2137–2148.”
- [25] Z. Zhao and Y. Li, “Link quality aware code dissemination in wireless sensor networks,” 2013.
- [26] R. H. Katz, S. Nair, M. Naghshvar, and N. Shah 2002.
- [27] D. T. L. S. Lanzisera and K. S. J. Pister., “”rf time-of-flight ranging for wireless sensor network localization,” *proceedings of the workshop on embedded networked sensors (emnets)*, 2006.,”
- [28] M. B. . G. D. Yick, J., “”wireless sensor network survey,” *ieee communications surveys tutorials*, vol. 11, no. 2, pp. 6–28, 2008.,”
- [29] L. Doherty, L. El Ghaoui, and G. J. Pottie, “Convex position estimation in wireless sensor networks,” in *INFOCOM 2001*, vol. 3, pp. 1655–1663, IEEE, 2001.
- [30] T. He, C. Huang, B. M. Blum, J. A. Stankovic, and T. Abdelzaher, “Range-free localization schemes for large scale sensor networks,” in *9th annual international conference on Mobile computing and networking*, pp. 81–95, ACM, 2003.
- [31] B.-C. Liu, K.-H. Lin, and J.-C. Wu, “Analysis of hyperbolic and circular positioning algorithms,” *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 55, no. 2, pp. 499–509, 2006.
- [32] A. Fink and H. Beikirch, “Analysis of rss-based location estimation techniques in fading environments,” in *IEEE IPIN*, pp. 1–6, 2011.

- [33] W. Navidi, W. S. Murphy, and W. Hereman, "Statistical methods in surveying by trilateration," *Computational Statistics Data Analysis*, vol. 27, no. 2, pp. 209–227, 1998.
- [34] P. Tarrío, A. M. Bernardos, and J. R. Casar, "Weighted least squares techniques for improved rss-based localization," *Sensors*, vol. 11, no. 9, pp. 8569–8592, 2011.
- [35] S. Gezici, "A survey on wireless position estimation," *Wireless Personal Communications*, vol. 44, no. 3, pp. 263–282, 2008.
- [36] N. Bulusu, J. Heidemann, D. Estrin, and T.-C. Tran, "Self-configuring localization systems : Design and experimental evaluation," *ACM Transactions on Embedded Computing Systems (TECS)*, vol. 3, no. 1, pp. 24–60, 2004.
- [37] N. Bulusu, J. Heidemann, and D. Estrin, "Adaptive beacon placement," in *Proceedings of the 21st International Conference on Distributed Computing Systems (ICDCS)*, pp. 489–498, IEEE, 2001.
- [38] D. Niculescu and B. Nath, "Dv based positioning in ad hoc networks," *Telecommunication Systems*, vol. 22, no. 1-4, pp. 267–280, 2003.
- [39] N. Bulusu, J. Heidemann, and D. Estrin, "Gps-less low-cost outdoor localization for very small devices," *IEEE Personal Communications*, vol. 7, no. 5, pp. 28–34, 2000.
- [40] J. Blumenthal, R. Grossmann, F. Golatowski, and D. Timmermann, "Weighted centroid localization in zigbee-based sensor networks," in *2007 IEEE International Symposium on Intelligent Signal Processing (WISP)*, pp. 1–6, IEEE, 2007.
- [41] R. Behnke and D. Timmermann, "Awcl : Adaptive weighted centroid localization as an efficient improvement of coarse grained localization," in *2008 5th Workshop on Positioning, Navigation and Communication (WPNC)*, pp. 243–250, IEEE, 2008.
- [42] A. Fink, H. Beikirch, and M. Voss, "Improved indoor localization with diversity and filtering based on received signal strength measurements," *International Journal of Computing*, vol. 9, no. 1, pp. 9–15, 2010.
- [43] A. Maali, *Localisation via les signaux Ultra Wideband (UWB)*. Thèse de doctorat en sciences, École Militaire Polytechnique, Alger, Algérie, Oct. 2011.
- [44] M. Xiaoliang, B. Fuling, and X. Yichun, "The application of web-based gis and gps technology to assess water quality in michigan," in *2009 International Symposium on Intelligent Information Technology Application (IITA)*, vol. 1, p. 517, IEEE, 2009.
- [45] A. LaMarca and E. de Lara, *Location Systems : An Introduction to the Technology Behind Location Awareness*, vol. 3 of *Synthesis Lectures on Mobile and Pervasive Computing*. Morgan Claypool Publishers, Aug. 2008.
- [46] Z. Shuqiao, F. Haoran, and Y. Ruixi, "Error compensation for cricket indoor location system," in *2009 International Conference on Parallel and Distributed Computing, Applications and Technologies (PDCAT)*, pp. 390–395, IEEE, 2009.
- [47] M. I. Skolnik, "(2008). radar handbook, third edition. mcgraw-hill professional.,"

- [48] N. K. F. E. J. M.-A. E. H. Abdelali Hadira, *, “Optimized dv-hop localization algorithm using pso for iot and wsns,” April 22-24, 2025, Patras, Greece.
- [49] H. I. Mutar, “Algorithme d’optimisation énergétique basé sur pso pour réseau de capteurs sans fil république d’irak ministère de l’enseignement supér et la recherche scientifique université de technologie,” Mars / 2022.
- [50] W. Zhang and X. Yang, “Dv-hop location algorithm based on rssi correction,” Anhui Provincial Key Laboratory of Intelligent Building and Building Energy Conservation, Anhui Jianzhu University, Hefei 230022, China.