



HAL
open science

Optimisation multicritères des performances de réseau d'objets communicants par méta-heuristiques hybrides et apprentissage par renforcement

Salah Eddine Bouzid

► **To cite this version:**

Salah Eddine Bouzid. Optimisation multicritères des performances de réseau d'objets communicants par méta-heuristiques hybrides et apprentissage par renforcement. Intelligence artificielle [cs.AI]. Le Mans Université; Université de Sousse (Tunisie), 2020. Français. NNT: 2020LEMA1026 . tel-03462629

HAL Id: tel-03462629

<https://theses.hal.science/tel-03462629v1>

Submitted on 2 Dec 2021

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.



THÈSE DE DOCTORAT EN COTUTELLE DE

LE MANS UNIVERSITÉ, FRANCE
COMUE UNIVERSITÉ BRETAGNE LOIRE
ÉCOLE DOCTORALE N° 602
Sciences Pour L'Ingénieur
Spécialité : *Acoustique - Sciences de l'Informatique*

UNIVERSITÉ DE SOUSSE, TUNISIE
INSTITUT SUPÉRIEUR D'INFORMATIQUE
ET DES TECHNIQUES DE COMMUNICATION
Laboratoire MARS

Par

Salah Eddine BOUZID

«Optimisation multicritères des performances de réseau d'objets communicants par méta-heuristiques hybrides et apprentissage par renforcement»

Thèse présentée et soutenue à « Le Mans, France », le « 13 Novembre 2020 »
Unité de recherche : LAUM UMR CNRS 6613 France et MARS LR 17ES05, ISITCom Tunisie.
Thèse N° : 2020LEMA1026

Rapporteurs avant soutenance :

M. Pascal CHARGE Professeur des Universités École Polytech Nantes (IETR)
M. Kais HADDAR Professeur des Universités Université de Sfax (MIRACL)

Composition du Jury :

Président :	Mme. Marion BERBINEAU	Directrice de recherche, Université Gustave Eiffel (IFSTTAR)
Examineurs :	M. Mohamed MACHMOUM	Professeur des Universités, Université de Nantes (IREENA)
Dir. de thèse :	M. Kosai RAOOF	Professeur des Universités, Le Mans Université (LAUM)
Co-Dir. de thèse :	M. Mohamed Nazih OMRI	ÉProfesseur des Universités, Université de Sousse (MARS)
Co-encadrant :	M. Youssef SERESSTOU	PRAG, Le Mans Université (LAUM)
Co-encadrant :	M. Cherif DRIDI	Professeur des Universités, CRMN de Sousse (NANAOMISENE)

DÉDICACES

J'offre ce travail en témoignage de l'amour, de l'amitié

et de la reconnaissance que je porte à :

Mes parents : **Adel** et **Amna**,

Mes frères : **Mounir** et **Mohamed**,

Ma fiancée **Shaima**,

A tous ceux qui me sont chers. . .

REMERCIEMENTS

C'est avec un grand plaisir que je réserve ces lignes en signe de gratitude et de reconnaissance à tous ceux qui ont contribué de près ou de loin à l'élaboration de ce travail. Je veux exprimer toute ma gratitude et ma reconnaissance à mes directeurs de thèse **Pr. Kosai RAOOF** et **Pr. Mohamed Nazih OMRI** et à mes co-directeurs **Pr. Cherif DRIDI** et **Dr. Youssef SERESSTOU** pour la confiance qu'ils ont su m'accorder, leurs orientations judicieuses, leurs soutiens et surtout l'esprit de recherche, qu'ils ont su m'insuffler. Qu'ils sachent que je leur serais toujours reconnaissant.

Je souhaite également remercier tous les membres des laboratoires **MARS**, **NANAOMISENE** et **LAUM** pour leurs supports et encouragements tout au long de cette thèse. Je tiens également à remercier les personnels de l'École Nationale Supérieure d'Ingénieurs du Mans (ENSIM) et de l'Institut Supérieur d'Informatique et des Techniques de Communication (ISITCom) de Hammam Sousse pour les conditions de travail privilégiées qui m'ont été offertes.

J'adresse ensuite mes remerciements à Monsieur **Yvan DUROC**, Professeur à l'Université Claude Bernard Lyon 1 et Madame **Catherine CLEDER**, Maître de conférences Le Mans Université d'avoir accepté d'être membre du comité de suivi individuel (CSI) de cette thèse et pour leurs remarques constructives pendant tous ces années. Je tiens à exprimer mes vifs remerciements à Monsieur **Pascal CHARGE**, Professeur à École Polytech Nantes, France, et à Monsieur **Kais HADDAR**, Professeur à la Faculté des sciences de Sfax, Tunisie, d'avoir accepté de juger ce travail et d'en être les rapporteurs. Je tiens à remercier Madame **Marion BERBINEAU**, Professeur à l'Université Gustave Eiffel, France, et à Monsieur **Mohamed MACHMOUM**, Professeur à l'Université de Nantes, France, d'avoir accepté de faire partie de mon jury et d'examiner mes travaux de thèse.

J'adresse une tendre pensée à mes parents sans qui rien n'aurait été possible et je les remercie ainsi que toute ma famille pour leur soutien sans faille, et leurs encouragements.

Pour finir, je remercie toutes les personnes qui m'ont soutenu durant ces années.

RÉSUMÉ

Le déploiement des Réseaux d'Objets Communicants (ROCs), dont les densités augmentent sans cesse, conditionne à la fois l'optimalité de leur qualité de service, leur consommation énergétique et par conséquent leur durée de vie. Il s'avère que le problème de déterminer le placement optimal, relativement aux différents critères de qualité, des nœuds de ces réseaux est un problème Np-Complet. Face à cette Np-complétude, et en particulier pour des environnements intérieurs, les approches existantes focalisent sur l'optimisation d'un seul objectif en négligeant les autres critères, ou optent pour une solution manuelle fastidieuse et coûteuse. Des nouvelles approches pour résoudre ce problème sont donc nécessaires. Cette thèse propose une nouvelle approche qui permet de générer automatiquement, dès la phase de conception des ROCs, le déploiement qui garantit à la fois l'optimalité en termes de performances et de robustesse face aux éventuelles défaillances et instabilités topologiques. Cette approche proposée est basée d'une part sur la modélisation du problème de déploiement sous forme d'un problème d'optimisation combinatoire multi-objectifs sous contraintes, et sa résolution par un algorithme génétique hybride combinant l'optimisation multi-objectifs avec l'optimisation à somme pondérée, et d'autre part sur l'intégration de l'apprentissage par renforcement pour garantir l'optimisation de la consommation énergétique et la prolongation de la durée de vie. Elle est concrétisée par le développement de deux outils. Un premier appelé MOONGA (pour **M**ulti-**O**bjective **O**ptimization of **W**ireless **N**etwork Approach Based on **G**enetic **A**lgorithm) qui permet de générer automatiquement le placement des nœuds, qui optimise la connectivité, la m-connectivité, la couverture, la k-couverture, la redondance de couverture et le coût. Cette optimisation prend en considération les contraintes liées à l'architecture de l'espace de déploiement, à la topologie du réseau, aux spécificités de l'application pour laquelle le réseau est conçu et aux préférences du concepteur. Après l'optimisation de déploiement, l'outil R2LTO (Pour **R**einforcement **L**earning for **L**ife-**T**ime **O**ptimization) permet d'intégrer un protocole de routage, basé sur l'apprentissage par renforcement, pour garantir l'optimisation de la consommation énergétique et de la durée de vie du ROC après son déploiement tout en conservant la QoS requise.

Mots clés : Réseaux d'objets communicants ROCs ; Déploiement ; Intelligent ; Protocole de routage ; QoS ; Connectivité ; m-Connectivité ; Couverture ; k-couverture ; Redondance de couverture ; Durée de vie ; Efficacité énergétique ; Optimisation multi-objectifs ; Apprentissage par renforcement ; Algorithme génétique.

ABSTRACT

The deployment of Communicating Things Networks (CTNs), with continuously increasing densities, needs to be optimal in terms of quality of service, energy consumption and lifetime. Determining the optimal placement of the nodes of these networks, relative to the different quality criteria, is an NP-Hard problem. Faced to this NP-Hardness, especially for indoor environments, existing approaches focus on the optimization of one single objective while neglecting the other criteria, or adopt an expensive manual solution. Finding new approaches to solve this problem is required. Accordingly, in this thesis, we propose a new approach which automatically generates the deployment that guarantees optimality in terms of performance and robustness related to possible topological failures and instabilities. The proposed approach is based, on the first hand, on the modeling of the deployment problem as a Constrained Multi-Objective Optimisation Problem (CMOOP), and its resolution using a hybrid algorithm combining genetic multi-objective optimization with weighted sum optimization and on the other hand, the integration of reinforcement learning to guarantee the optimization of energy consumption and the extending the network lifetime. To apply this approach, two tools are developed. A first called MOONGA (**M**ulti-**O**bjective **O**ptimization of wireless **N**etwork approach based on **G**enetic **A**lgorithm) which automatically generates the placement of nodes while optimizing the metrics that define the QoS of the CTN: connectivity, m-connectivity, coverage, k-coverage, coverage redundancy and cost. MOONGA tool considers constraints related to the architecture of the deployment space, the network topology, the specifics of the application and the preferences of the network designer. The second optimization tool is named R2LTO (**R**einforcement **L**earning for **L**ife-**T**ime **O**ptimization), which is a new routing protocol for CTNs, based on distributed reinforcement learning that allows to determine the optimal routing path in order to guarantee energy-efficiency and to extend the network lifetime while maintaining the required QoS.

Keywords: Communicating Things Networks (CTNs); Deployment; Smart; Routing protocol; QoS; Connectivity; m-Connectivity; Coverage; k-coverage; Coverage redundancy; Lifetime; Energy-efficiency; Multi-objective optimization; Reinforcement learning; Genetic algorithm.

TABLE DES MATIÈRES

Dédicaces	i
Remerciements	ii
Résumé	iii
Abstract	v
Table des matières	vii
Liste des acronymes	xi
Liste des tableaux	xii
Liste des figures	xiv
Liste des algorithmes	xvi
Introduction générale	1
Contexte et motivation	1
Problématique	2
Objectifs	3
Contributions de la thèse	4
Organisation du manuscrit	5
I État de l’art	6
1 Réseau d’objets communicants	7
1.1 Introduction	7

1.2	Réseau d'objets communicants	8
1.2.1	Définition	8
1.2.2	Structure de nœuds	9
1.2.3	Architectures du réseau	10
1.2.4	Topologies du réseau	11
1.3	Déploiement de ROC	13
1.3.1	Stratégies de déploiement	13
1.3.2	Optimisation de déploiement	14
1.3.3	Méthodes d'optimisation	14
1.3.4	Métriques d'évaluation	15
1.4	Discussion	18
1.5	Conclusion	22
2	Modèles physiques	23
2.1	Introduction	23
2.2	Modèles de détection	25
2.2.1	Modèle de détection binaire	25
2.2.2	Modèles probabilistes	25
2.2.3	Discussion	28
2.3	Modèles de propagation d'ondes	28
2.3.1	Modèle binaire	30
2.3.2	Modèle de propagation en espace libre	30
2.3.3	Modèles déterministes	31
2.3.4	Modèles empiriques	31
2.3.5	Modèles stochastiques	32
2.3.6	Discussions	33
2.4	Consommation énergétique	33
2.4.1	Consommation énergétique de l'unité de détection	35
2.4.2	Par l'unité de calcul	36
2.4.3	Consommation énergétique de l'unité de communication	37
2.4.4	Discussion	38
2.5	Conclusion	38

II	Formulation et résolution du problème	40
3	Modélisation du problème	41
3.1	Introduction	41
3.2	Notations	42
3.3	Modélisation de l'espace de déploiement	42
3.4	Modélisation du réseau	44
3.4.1	Exemple	45
3.5	Formulation des métriques	45
3.5.1	Couverture	45
3.5.2	k-couverture	47
3.5.3	Redondance de couverture	47
3.5.4	Connectivité	47
3.5.5	Topologies	50
3.5.6	Coût	52
3.5.7	Consommation énergétique	53
3.6	Optimisation multi-objectif de déploiement	53
3.7	Optimisation de la consommation énergétique et de la durée de vie	55
3.8	Conclusion	57
4	Génération du déploiement optimal et optimisation énergétique par apprentissage	58
4.1	Introduction	59
4.2	Optimisation multi-objectif de déploiement	60
4.2.1	Principe global du modèle génétique	61
4.2.2	Codage des individus et initialisation de la population	61
4.2.3	Évaluation et sélection	64
4.2.4	Croisement	65
4.2.5	Mutation	65
4.2.6	Configuration des opérateurs	67
4.3	Implémentation de la solution MOONGA	72
4.3.1	Architecture générale de MOONGA	72
4.3.2	Algorithme d'optimisation	73
4.4	Optimisation de la consommation énergétique et de la durée de vie : R2LTO	73

4.4.1	Présentation de l'apprentissage par renforcement	73
4.4.2	États, actions et récompense	77
4.4.3	Q-learning	79
4.4.4	Protocole de routage proposé	80
4.5	Conclusion	86
5	Expérimentations et simulations	88
5.1	Introduction	88
5.2	Rappel des objectifs de cette validation	88
5.3	Protocole de validation des modèles	89
5.4	Évaluation de l'optimisation multi-objectif basée sur l'approche MOONGA	95
5.4.1	Conditions de simulations	96
5.4.2	Évaluation des performances pour différentes topologies	97
5.4.3	Évaluation des performances en cas de contrainte d'emplacement	98
5.4.4	Évaluation des performances en cas de préférences du concepteur	100
5.4.5	Évaluation des performances par rapport à l'importance des métriques	104
5.4.6	Évaluation des performances par rapport à l'espace de déploiement	105
5.4.7	Comparaison avec d'autres travaux	105
5.5	Optimisation de la consommation d'énergie et de la durée de vie	113
5.5.1	Conditions de simulations	113
5.5.2	Évaluation des performances relativement au rayon de communication	114
5.5.3	Évaluation des performances relativement à la densité du réseau	118
5.5.4	Comparaison avec d'autres travaux	120
5.6	Conclusion	123
	Conclusion générale	125
	Liste des publications	128
	Bibliographie	131

LISTE DES ACRONYMES

1SM One-Slope Model.

ACF Algorithme de Colonies de Fourmis.

AG Algorithme Génétique.

AMOE Algorithme Multi-Objectif Evolutionnaire.

AoI Area of Interest.

AR Apprentissage par Renforcement.

CMOOP Constrained Multi-Objective Optimisation Problem.

CPU Central Processing Unit.

CTNs Communicating Things Networks.

ENSIM École Nationale Supérieure d'Ingénieurs du Mans.

FPA Flower Pollination Algorithm.

FSPL Free Space Path Loss model.

LoS Ligne de vue direct, Line of Sight.

MMSE Minimum Mean Square Error.

MOONGA Multi-Objectif Optimisation of wireless Network using Genetic Algorithm.

MWF Multi-Wall and Floor.

NLoS No Line of Sight.

NSGA-II Elitist Non-dominated Sorting Genetic Algorithm 2.

OEP Optimisation par Essaims Particulaires.

QoS Qualité de Service.

R2LTO Reinforcement Learning for Life-Time Optimisation.

ROCs Réseaux d'Objets Communicants.

RSS Received Signal Strength.

SPEA-II Strength Pareto Evolutionary Algorithm 2.

WSN Wireless Sensor Network.

LISTE DES TABLEAUX

1.1	Protocoles de routage pour l'optimisation d'énergie et de durée de vie.	19
1.2	Approches d'optimisation multi-objectif.	20
1.3	Avantages des AGs par rapports aux méthodes conventionnelles.	21
2.1	Différents modèles de détection.	29
2.2	Modèles de propagations d'ondes retenus.	34
3.1	Liste de Notations.	43
4.1	Instance du problème pour la configuration des opérateurs	67
4.2	Variation des valeurs de fitness en fonction des taux de croisement et de mutation.	68
4.3	Le temps d'exécution en fonction de R_c et R_m	68
4.4	Configuration finale de notre algorithme.	71
4.5	Table de voisinage du nœud S_4	82
5.1	Paramètres de mesures.	89
5.2	Évaluation de modèle de détection.	92
5.3	Atténuation des obstacles.	94
5.4	Mesures de RSS Vs. RSS calculés par les modèles.	94
5.5	Paramètres de simulation.	96
5.6	Résultats de simulations N° 1-16.	106
5.7	Résultats de simulations pour différents espaces de déploiement.	107
5.8	Paramètres de simulation.	108
5.9	Comparaison des résultats avec d'autres travaux.	109
5.10	Paramètres de simulation.	110
5.11	Comparaison en termes de nombre de nœuds.	110
5.12	Paramètres de simulation.	114
5.13	R2LTO en fonction du rayon de communication.	117

5.14 R2LTO en fonction du nombre de nœuds.	118
5.15 Résultats obtenus pour une portée de communication égale à 30 m.	121
5.16 Résultats obtenus pour une portée de communication égale à 15 m.	122
5.17 Résultats obtenus pour une portée de communication égale à 10 m.	123

TABLE DES FIGURES

1.1	Structure d'un nœud ROC.	9
1.2	Architecture à plat.	11
1.3	Architecture hiérarchique.	12
1.4	Topologies.	12
1.5	La k-couverture.	16
1.6	Méthodologie adoptée.	21
2.1	Approche d'optimisation automatisée.	24
2.2	Modèle de détection binaire.	25
2.3	Modèle de détection probabiliste.	26
2.4	Modèle de consommation énergétique de premier ordre.	38
3.1	Exemple d'un espace de déploiement.	45
3.2	Exemple d'un graphe.	49
3.3	Topologie maillée.	50
3.4	Topologie en étoile.	51
3.5	Topologie infrastructure.	52
3.6	La méthode de la somme pondérée.	55
4.1	Principe global du modèle génétique.	62
4.2	Exemple d'un espace de déploiement.	63
4.3	Représentation des individus.	63
4.4	Dominance Pareto.	65
4.5	Exemple du processus de croisement en un point.	66
4.6	Exemple du processus de mutation.	66
4.7	Impact des taux de croisement et de mutation sur la fonction d'évaluation	69
4.8	Impact de la probabilité de mutation sur la fonction d'évaluation et le temps d'exécution.	70

4.9	Impact de la taille de la population sur la fonction d'évaluation et le temps d'exécution.	71
4.10	Impact de la génération maximale sur la convergence de l'algorithme.	72
4.11	Architecture de l'approche proposée	74
4.12	Modèle d'apprentissage par renforcement.	76
4.13	Paquet de notification	81
4.14	Exemple simplifié de réseau	82
4.15	Paquet de données	83
4.16	Organigramme de l'approche proposée.	87
5.1	Capteur PIR : VMA314.	89
5.2	Kits de développement ESP32.	90
5.3	Environnement d'expérimentations.	91
5.4	Prédictions par modèles Vs. valeurs mesurées.	95
5.5	Simulation de topologie maillée (Sim n°1).	98
5.6	Simulation de topologie en étoile (Sim n°2).	99
5.7	Simulation de topologie infrastructure AP (Sim n°3).	100
5.8	Simulation de topologie en étoile avec des position préférés (Sim n°4).	101
5.9	m Degré de connectivité.	102
5.10	k degré de couverture.	103
5.11	Probabilité de détection.	104
5.12	Résultat de la simulation sous les mêmes conditions que dans [1].	109
5.13	Exemple d'instance de problème identique à [2].	111
5.14	Comparaison en termes de nombre de nœuds.	112
5.15	ROC 1 : rayon de communication égale à 10 m.	115
5.16	ROC 2 : rayon de communication égale à 15 m	116
5.17	ROC 3 : rayon de communication égale à 30 m.	116
5.18	Évolution de nombre des nœuds actifs en fonction de rayon de communication.	117
5.19	Évolution de nombre des nœuds actifs en fonction de la densité du réseau.	119
5.20	Variation du nombre de nœuds actifs en fonction de épisodes (30 m).	120
5.21	Variation du nombre de nœuds actifs en fonction de épisodes (15 m).	121
5.22	Variation du nombre de nœuds actifs en fonction de épisodes (10 m).	122

LISTE DES ALGORITHMES

1	Algorithme d'optimisation proposé : MOONGA.	75
2	Algorithme Q-Learning généralisé	80
3	Pseudo-code du processus d'apprentissage et de routage	85
4	Pseudo-code de processus d'alerte	86

INTRODUCTION GÉNÉRALE

Contexte et motivations

Les progrès constants, dans les domaines d'intégration à grande échelle, de miniaturisation de dispositifs et des technologies d'information et de communication, ont permis l'émergence des Réseaux d'Objets Communicants (ROCs) en tant que nouvelle génération des réseaux sans fils. Avec la possibilité d'atteindre de hautes densités, en intégrant un grand nombre de nœuds interconnectés, et la capacité de calculs offertes par ces nœuds, les ROCs présentent aujourd'hui une solution efficace et typique pour les « smart¹ » domaines (comme smart city, smart light, smart home, etc.). Cependant la haute densité et la diversité d'applications impliquent une complexité en conception, développement et déploiement. En particulier le déploiement, i.e. placement des nœuds, devient de plus en plus contraignant et complexe. Il doit permettre à la fois de répondre aux exigences en termes de qualité de service² (QoS : pour Quality of Service en Anglais) et les maintenir tout au long de la durée de vie de ces réseaux, en s'adaptant aux éventuelles défaillances et instabilités topologiques. Face à ces contraintes relatives à la QoS et à la densité des ROC, le déploiement ne peut plus être relégué à la dernière phase d'installation, mais généré le plus tôt lors de la conception de ces réseaux. L'automatisation de la génération d'un déploiement optimal, dès les premières phases de conception des ROCs, s'avère donc nécessaire. Malgré les progrès substantiels réalisés dans ce sens, il reste encore de nombreux défis à surmonter pour atteindre cet objectif.

1. Le terme « smart », qui signifie intelligent en anglais, s'utilise aujourd'hui en tant qu'adjectif pour définir un nouveau concept de son substantif. On parle ainsi de ville intelligente « pour smart city en anglais », l'éclairage intelligent « pour smart light en anglais », l'agriculture intelligente « pour smart agriculture en anglais », etc.

2. La QoS décrit est une mesure qui décrit la capacité du réseau à répondre aux exigences applicatives. Pour un ROC, il est généralement mesuré par différentes métriques, telles que la couverture, la connectivité, etc. [3].

Problématique

Dans les réseaux traditionnels, telles que les Ad-hoc, les réseaux cellulaires, les réseaux locaux sans fil, les métriques les plus importantes qui définissent la QoS sont le débit, le délai de bout en bout, la latence, la perte de paquets, etc. Mais pour les ROCs, les critères les plus importants sont la couverture, la connectivité, la consommation énergétique, la durée de vie du réseau et le coût[4, 5, 6, 7]. L'importance de ces métriques varie selon la nature de l'application envisagée. Pour de nombreuses applications, la couverture est la métrique la plus importante. Par exemple dans le cas d'une application de surveillance de volcans, un échec de détection peut avoir de sérieuses implications. Alors que pour une application médicale, la connectivité est aussi importante que la couverture. Notifier le médecin d'un malade en cas des urgences ne peut pas être comparé à la consommation énergétique et au coût. En fonction des métriques exigées par chaque application, il existe un déploiement du ROC qui permet de garantir une Qualité de Service (QoS) optimale. Cette optimisation passe essentiellement par la recherche des emplacements optimaux des différents nœuds. La question qui se pose est : comment déterminer ces emplacements ?

Traditionnellement, ils sont déterminés manuellement en se basant sur une approche expérimentale. Dans cette approche, le concepteur déploie le réseau et modifie, d'une façon itérative, la configuration du réseau pour arriver à une configuration optimale. Cette approche est coûteuse et n'assure pas l'optimalité du réseau déployé. Par la nature même du ROC, qui constitue un réseau exceptionnellement dense, la détermination des emplacements idéals devient de plus en plus complexe. Plusieurs études ont montré que ce problème est NP-Complexe [8, 9].

Pour résoudre ce problème d'optimisation, la plupart des méthodes utilisées considèrent la métrique la plus importante comme l'objectif principal et les autres métriques sont définies comme des contraintes. Cette approche mono-objective néglige l'importance de certaines métriques au détriment des autres. Cette mono-optimisation n'est pas adaptée à la plupart des applications du monde réel qui nécessitent plutôt une approche multi-objectif. Cependant, ces métriques sont contrebalancées et sont en conflit les unes avec les autres [10]. L'amélioration de l'une peut dégrader une autre. Par exemple, l'éloignement des nœuds pour minimiser les zones sur-couvertes et par la suite minimiser la consommation énergétique peut entraîner une perte de connexion. Pour cela, trouver un compromis entre les différentes métriques reste un défi à surmonter.

Une fois le réseau est déployé, la consommation d'énergie des nœuds présente un autre défi

majeur. Contrairement aux autres réseaux, il est très coûteux, voire impossible de recharger ou remplacer les sources énergétiques (les piles) épuisées, en raison de la nature hostile de l'environnement ou la difficulté d'y accéder. Cet épuisement de ressources énergétiques cause des instabilités de la topologie, la dégradation de la couverture et de la connectivité du réseau, etc. Pour cela, il faut développer de nouvelles solutions de conservation d'énergie et de maximisation de la durée de vie du réseau tout en garantissant la QoS requise.

Malgré les progrès réalisés dans ce sujet, la plupart des solutions proposées ne traitent pas toutes ces problématiques en même temps. Face à ces limites, il s'avère être nécessaire de chercher une nouvelle méthodologie rigoureuse. Cette méthodologie doit assister le concepteur du réseau à établir la meilleure stratégie de déploiement, en proposant l'architecture et la topologie optimales en termes de performances liées aux réseaux (connectivité, couverture, durée de vie, consommation énergétique, coût, etc.) et aux objectifs de leurs applications (automatique, adaptable, réactif, etc.). Aussi bien, il faut garantir un fonctionnement optimal du réseau après son déploiement.

Objectifs de la thèse

Pour répondre aux problématiques évoquées ci-dessus, nous cherchons une solution, qui prend en considération les différentes contraintes du réseau d'objets communicants pour assister la **conception** et le **déploiement** de ces réseaux. Les objectifs spécifiques de cette thèse sont :

- Étudier et analyser les métriques d'évaluation des ROCs ainsi que les différentes techniques d'optimisation de déploiement.
- Proposer, en fonction de l'état de l'art, une solution d'optimisation multi-objectif de déploiement de ROC en termes de couverture, de connectivité, de consommation énergétique et de durée de vie. Cette solution doit proposer l'architecture et la topologie optimales en fonction des contraintes intérieurs (plan du bâtiment) et extérieur (environnement) de l'espace de déploiement.
- Intégrer l'intelligence artificielle en se basant sur l'apprentissage de comportements du réseau afin de minimiser la consommation énergétique et pallier aux instabilités de topologies liées aux épuisements de ressources énergétiques.
- Valider les solutions proposées par des simulations et des expérimentations.
- Évaluer ces solutions d'une façon analytique et par des simulations en comparant les résultats obtenus avec d'autres travaux.

Contributions de la thèse

La présente thèse apporte principalement les contributions suivantes :

1. Proposition d'une nouvelle approche d'optimisation du déploiement des ROC dès la phase de conception, dont l'efficacité est démontrée et comparée à d'autres approches. Elle est concrétisée par le développement d'un outil MOONGA³, qui est basé sur :

- une **modélisation originale** du problème posé. Cette modélisation permet d'avoir une **solution générique** et **efficace** pour différentes instances de ce type de problème.
- une optimisation de la **connectivité**, de la **m-connectivité**, de la **couverture**, de la **k-couverture**, de la **redondance de couverture** et du **coût**, en s'appuyant sur l'étude, l'adaptation, le raffinement et l'amélioration de différents modèles physiques pour ces métriques. Ce qui permet d'avoir une **solution réelle** et **précise**.
- la résolution de ce problème d'optimisation par un **algorithme hybride** combinant un algorithme génétique multi-objectif avec la méthode d'optimisation à somme pondérée. La solution prend en considération **la topologie**, **les préférences d'utilisateur**, **l'espace de déploiement** et **les spécificités de l'application**.

2. Proposition d'un nouveau protocole de routage, appelé R2LTO⁴ qui intègre des concepts d'intelligence artificielle (**Apprentissage par renforcement**). R2LTO est basé sur l'apprentissage de comportements du réseau. Il permet d'**optimiser la consommation énergétique** et **la durée de vie** tout en conservant la QoS requise. Ce protocole est comparé aux autres protocoles et les résultats ont montrés qu'il **surpasse d'autres protocoles** en termes de nœuds actifs, de durée de vie selon trois définitions différentes, de nombre de paquets délivrés et d'efficacité énergétique. Ce protocole :

- est un système **multi-agents** où chaque nœud (chaque agent) sélectionne ses voisins en fonction des **informations apprises** et des **informations estimées** telles que ; l'énergie restante, l'estimation d'énergie nécessaire, le nombre de sauts et la distance entre les nœuds. En utilisant toutes ces informations, chaque nœud **maintient la connectivité** avec les autres nœuds en **optimisant la consommation d'énergie**.
- permet de différer l'apparition de **nœuds isolés** ou **morts** en augmentant ainsi la durée de vie du réseau.

3. pour **Multi-Objectif Optimisation of wireless Network using Genetic Algorithm**

4. pour **Reinforcement Learning for Life-Time Optimisation**

- **ne nécessite aucune connaissance préalable** de la topologie. Les nœuds apprennent, via un processus de **découverte**, la topologie du réseau. De plus, le réseau reste **à jour** en permanence afin de faire des choix de **routage intelligents**.
- ajuste la puissance d'émission en fonction de la distance ce qui permet d'**augmenter l'efficacité énergétique**.

Organisation du manuscrit

Ce document est divisé en deux parties. Nous présentons, dans la première partie, l'état de l'art et les différentes notions indispensables à la compréhension des problématiques traitées. Nous focalisons dans le 1^{er} chapitre sur l'état de l'art des ROCs. Nous commençons par définir ces nouveaux types de réseaux, leurs caractéristiques, leurs domaines d'applications, les différentes architectures et topologies. Ensuite, nous décrivons le problème de déploiement de ROC ainsi que les différentes solutions de déploiement. Nous nous intéressons aussi aux métriques d'évaluation de la qualité de service de ce réseau. Le chapitre 2 fournit une revue de la littérature des différents modèles physiques existants pour décrire ces métriques. A la fin du chapitre, nous discutons ces modèles afin de justifier les modèles retenus.

Dans la deuxième partie, nous détaillons le travail réalisé durant cette thèse, à savoir les deux outils développés. Nous présentons, dans le 3^{ème} chapitre, la formulation mathématique des différentes métriques retenues. Dans une deuxième partie de ce chapitre, nous exposons la modélisation de l'espace de déploiement et du réseau. A la fin de ce chapitre, nous détaillons la formulation du problème d'optimisation de déploiement du ROC en un problème d'optimisation multi-objectif sous contraintes. Dans le 4^{ème} chapitre, une description détaillée des deux outils est donnée. Dans un premier temps, nous exposons l'outil d'optimisation multi-objectif de déploiement du ROC. Ensuite, nous présentons notre protocole de routage distribué et intelligent. Le chapitre 5 analyse et valide, par simulations et par expérimentations, les solutions proposées pour différents cas d'études. Enfin, le dernier chapitre présente un résumé de principales contributions de cette thèse et les perspectives.

PREMIÈRE PARTIE

État de l'art

RÉSEAU D'OBJETS COMMUNICANTS

Sommaire

2.1	Introduction	23
2.2	Modèles de détection	25
2.2.1	Modèle de détection binaire	25
2.2.2	Modèles probabilistes	25
2.2.3	Discussion	28
2.3	Modèles de propagation d'ondes	28
2.3.1	Modèle binaire	30
2.3.2	Modèle de propagation en espace libre	30
2.3.3	Modèles déterministes	31
2.3.4	Modèles empiriques	31
2.3.5	Modèles stochastiques	32
2.3.6	Discussions	33
2.4	Consommation énergétique	33
2.4.1	Consommation énergétique de l'unité de détection	35
2.4.2	Par l'unité de calcul	36
2.4.3	Consommation énergétique de l'unité de communication	37
2.4.4	Discussion	38
2.5	Conclusion	38

1.1 Introduction

Comme nous l'avons mentionné dans l'introduction générale, les travaux de recherche menés dans cette thèse sont axés sur l'optimisation du déploiement des réseaux d'objets communicants. Nous dédions, donc, ce premier chapitre à l'état de l'art de ces réseaux et leur déploiement. Ainsi,

nous commençons par donner leur définition et exposer leurs architectures, leurs topologies et la structure typique de leurs nœuds. Nous focalisons, par la suite, sur le problème de leur déploiement, en introduisant les différentes métriques qui conditionnent la qualité de service (QoS) et en présentant les approches existantes d'optimisation de déploiement relativement à ces métriques. Enfin dans la dernière section de ce chapitre, nous discutons les avantages et les limitations de ces approches.

1.2 Réseau d'objets communicants

1.2.1 Définition

Un Réseau d'Objets Communicants (ROC) est un réseau constitué d'un grand nombre de nœuds distribués et interconnectés, qui coopèrent afin d'accomplir les services de l'application pour laquelle le réseau est conçu. Contrairement aux réseaux de capteurs sans fils classiques qui intègrent que des capteurs et des collecteurs, le ROC est un réseau hétérogène. Ce dernier peut contenir en plus des actionneurs. Les nœuds collecteurs, appelés aussi nœuds puits ou stations de base (*sink* en Anglais) sont responsables à recueillir toutes les données qui circulent dans le réseau. Les nœuds capteurs permettent de surveiller et mesurer les phénomènes physiques, tels que l'humidité, la température, le mouvement, la lumière, etc. Ces données mesurées sont envoyées aux stations de base. Dans certains cas, les données sont utilisées par les actionneurs, afin de tirer des consignes et agir sur l'environnement (éclairage, irrigations, etc.).

Les ROCs ont de nombreux avantages qui renforcent leurs compétitivités et favorisent leur utilisation dans divers domaines. Par exemple, dans le domaine de la santé, la miniaturisation des nœuds permet de les faire porter ou les implanter dans le corps humain afin de mesurer et surveiller des signaux physiologiques. Dans l'étude [11], des capteurs de glucose sont implantés dans le tissu sous-cutané autour de l'abdomen pour surveiller le taux de glucose afin de pouvoir réduire l'hypoglycémie. Grâce à la haute densité et l'extensibilité de ces réseaux, ils sont utilisés dans la surveillance de différents environnements tels que la surveillance de volcans [12], surveillance d'inondation [13], etc. La domotique/immotique est parmi les domaines où ces réseaux sont aussi très développés [14, 15]. Il faut noter que la rapidité de déploiement et le faible coût des ROCs ont fait que ces réseaux jouent un rôle important dans le domaine militaire pour le suivi, le ciblage des alliés/ennemies et la surveillance du champ de bataille [16]. Enfin, dans le domaine de l'agriculture, ces réseaux ont été intégrés afin d'améliorer le rendement et la productivité (semences, eau d'irrigation, fertilisants, etc.).

1.2.2 Structure de nœuds

Un nœud de ce réseau peut contenir quatre voire cinq unités : unité de calcul, unité de communication, unité d'alimentation, unité de captage et/ou actionneur. L'architecture matérielle d'un nœud est présentée dans la Figure 1.1.

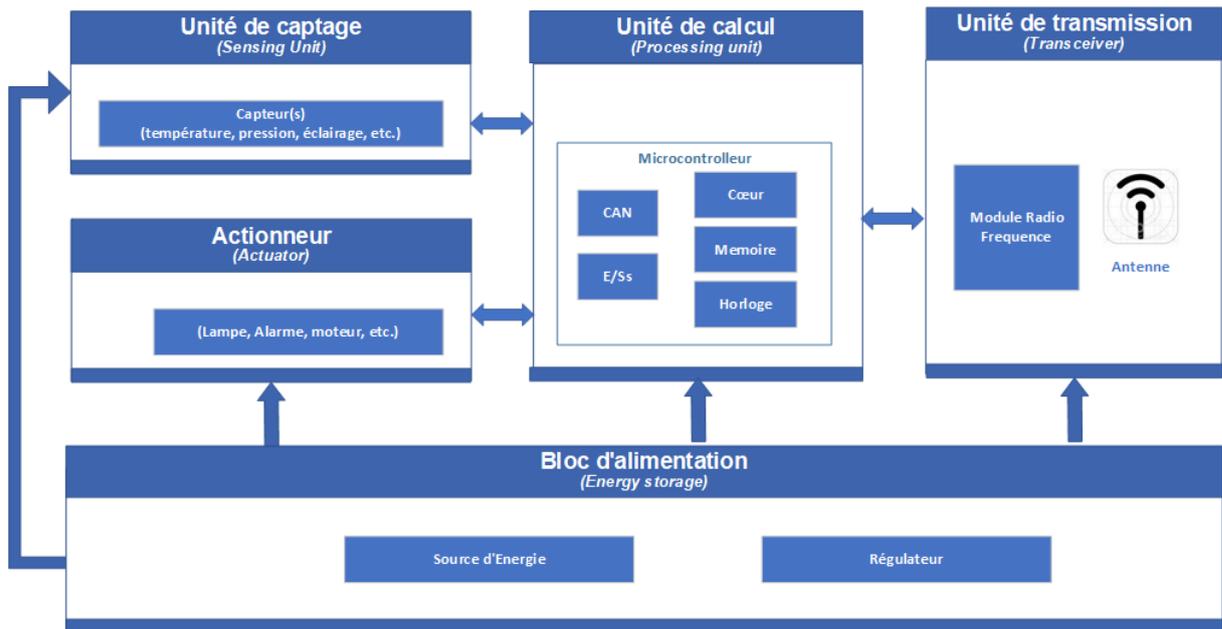


FIGURE 1.1 – Structure d'un nœud ROC.

Unité de captage

L'unité de captage est composée d'un ou plusieurs capteurs pour mesurer un phénomène physique et la convertir en un signal analogique. Il existe plusieurs types de capteurs (capteurs de son, température, pression, des caméras, etc.). Cette unité peut contenir aussi un convertisseur analogique-numérique (CAN), qui convertit les signaux analogiques en signaux numériques.

Unité de calcul

L'unité de calcul (ou *CPU* en Anglais) est le cœur de chaque nœud. Elle contient des interfaces entrées/sorties (E/S), un convertisseur analogique-numérique et plusieurs unités de stockage. Cette unité gère les autres unités et ordonnance les différentes tâches.

Unité de communication

L'unité de communication (*Transceiver* en Anglais) est composée d'un module Radio-Fréquence (RF) et d'une antenne. Elle permet au nœud de communiquer avec une liaison sans fil. Plusieurs standards et protocoles de communication sont adoptés et utilisés dans les ROCs. Nous pouvons citer les protocoles ZigBee, Z-Wave, Bluetooth, Wi-Fi, Sigfox, 6LowPAN, etc.

Unité d'alimentation

L'unité d'alimentation est la source d'énergie pour le nœud. Elle fournit la tension d'alimentation pour toutes les autres unités du nœud afin de garantir leur fonctionnement. L'énergie disponible dans cette unité conditionne la durée de vie du nœud et même du réseau entier.

Actionneur

Un actionneur, en convertissant un signal électrique en une action physique, permet au nœud le contenant d'agir sur l'environnement. Ces actions sont basées sur des données récoltées par les unités de captages et analysées par l'unité de calcul. Comme toute action dans le monde physique nécessite une énergie importante, les actionneurs sont généralement alimentés par une source d'énergie abondante. Par exemple, dans le cas d'une application d'éclairage, ces nœuds nécessitant une grande énergie sont alimentés directement par le secteur.

1.2.3 Architectures du réseau

L'architecture d'un ROC dépend essentiellement de la nature de l'application et du protocole de communication. Il existe deux types d'architectures : les architectures à plat et les architectures hiérarchiques.

Architecture à plat

Dans ce type d'architecture, les nœuds communiquent directement avec le nœud puits ou via une communication multi-sauts. Chaque nœud peut communiquer avec les autres nœuds dans son rayon de communication. Avec ce type d'architecture, l'intégration de nouveaux nœuds est très simple. De plus l'existence de plusieurs chemins pour acheminer les données à la station de base assure une tolérance aux pannes, ce qui est l'un des principaux avantages de cette architecture. La Figure 1.2 illustre ce type d'architecture.

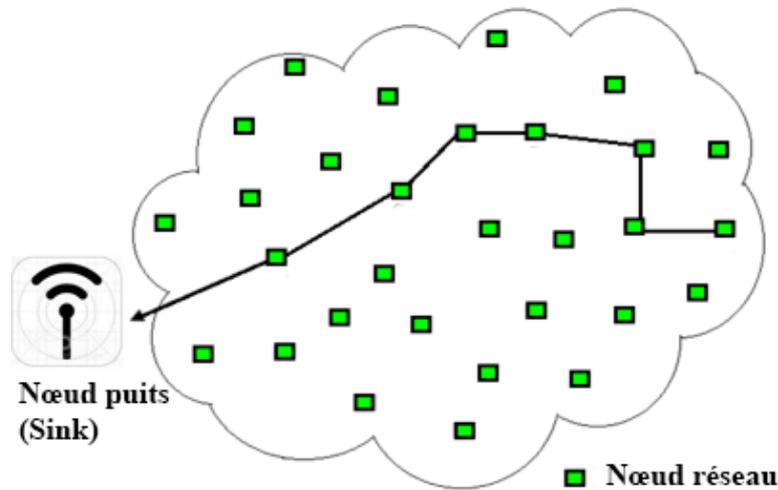


FIGURE 1.2 – Architecture à plat.

Architecture hiérarchique

Le deuxième type d'architecture est l'architecture hiérarchique. Dans cette architecture, les nœuds sont groupés en plusieurs groupes (*clusters* en Anglais). Chaque groupe possède un nœud appelé tête de cluster (*cluster Head* en Anglais) qui représente tous les autres nœuds de même groupe. Seulement ce nœud est capable d'envoyer directement des données à la station de base. Les autres nœuds doivent passer par leurs représentants (*cluster Head*). Cette organisation rend le routage d'information plus simple. Par contre, la ressource énergétique d'un *cluster Head* peut être épuisée très rapidement. Si la source d'une tête de cluster est épuisée, le réseau doit s'auto-organiser pour continuer à fonctionner normalement. La Figure 1.3 illustre cette architecture hiérarchique.

1.2.4 Topologies du réseau

Les topologies les plus utilisées dans les ROCs sont : la topologie maillée, la topologie en arbre et la topologie en étoile. Ces topologies sont illustrées dans la Figure 1.4.

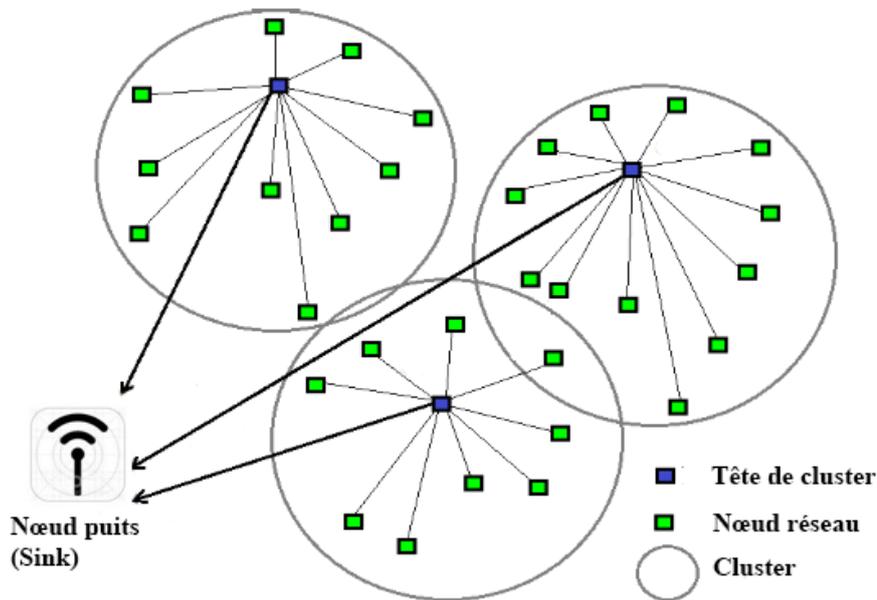


FIGURE 1.3 – Architecture hiérarchique.

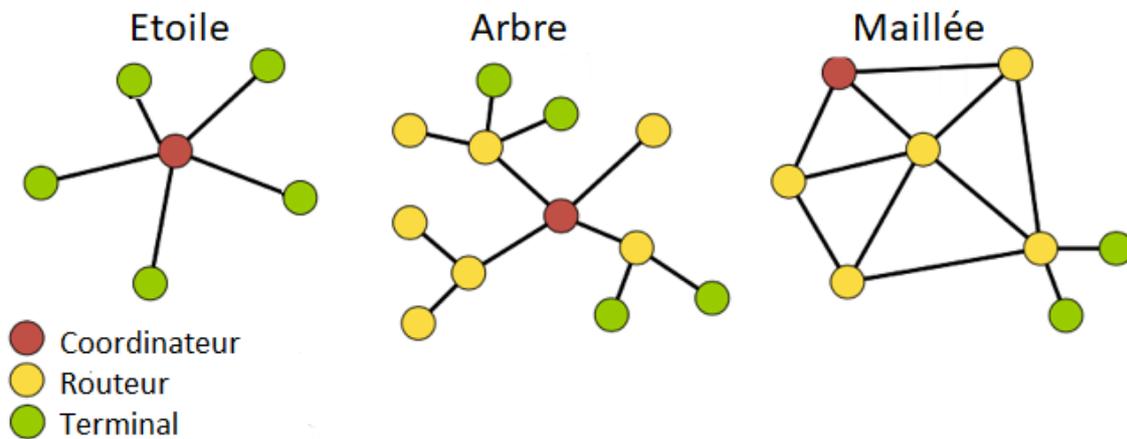


FIGURE 1.4 – Topologies.

Topologie en étoile

Dans la topologie en étoile, un nœud ne communique directement qu'avec la station de base. Si une communication entre deux nœuds est nécessaire, la communication doit impérativement

passer par la station de base. Généralement, la topologie en étoile est utilisée pour les réseaux de petite taille. Elle est considérée comme la topologie la plus simple à concevoir et à mettre en œuvre. Dans cette topologie, la batterie de la station de base s'épuise rapidement à cause de son rôle intermédiaire entre tous les autres nœuds. La couverture du réseau est aussi limitée par la portée de communication de la station de base. Ces deux limitations restreignent le nombre de nœuds dans cette topologie.

Topologie en arbre

La topologie en arbre est compatible avec l'architecture hiérarchique et donc, elle hérite ses limitations. Dans cette topologie la communication n'est possible qu'entre les nœuds parents et leurs nœuds fils. Avec cette organisation, il existe un et un seul chemin d'une source vers une destination donnée. Si un nœud est déconnecté ou épuisé, tous ses nœuds fils seront déconnectés. Dans cette topologie comme celle en étoile, le réseau peut souffrir d'un encombrement et au même temps des nœuds adjacents et proches peuvent être privés d'une liaison directe.

Topologie maillée

La topologie maillée est adaptée pour les réseaux denses et complexes. Un nœud peut communiquer avec les autres qui sont dans son rayon de communication. Si un nœud de cette topologie est en panne ou occupé, le nœud source trouvera un autre chemin. L'extensibilité du réseau est un avantage principal de cette topologie.

1.3 Déploiement de ROC

Le déploiement d'un ROC, connu aussi sous les noms de placement ou de couverture, consiste à placer les nœuds, dans un environnement donné qui peut être intérieur ou extérieur, d'une manière qui garantit le fonctionnement de ce réseau avec les performances les plus élevées possibles. Ces performances dépendent des objectifs fixés lors de la conception du réseau pour répondre aux exigences de l'application pour laquelle il est conçu [17]. Le déploiement peut être défini comme un processus d'optimisation d'une ou de plusieurs métriques sous contraintes.

1.3.1 Stratégies de déploiement

Le placement des nœuds d'un ROC dans l'environnement d'intérêt peut être aléatoire ou déterministe. Le choix entre un déploiement aléatoire ou déterministe dépend généralement de

l'application et de l'environnement de déploiement. Les stratégies déterministes sont adaptées pour de petits environnements. En effet, lorsque l'environnement est accessible et connu, il est possible de placer précisément les nœuds. Par exemple, pour une application de surveillance, les nœuds (cameras) sont placés d'une manière bien définie. Par contre le déploiement aléatoire est généralement adopté pour des environnements hostiles ou extérieurs à grande échelle (zone de bataille, montagne, atmosphère, etc.). A titre d'exemple, dans des applications militaires, les nœuds (drones) sont déployés aléatoirement à l'aide d'un avion. Quant aux environnements intérieurs, la présence de plusieurs obstacles (murs, fenêtres, meubles, etc.) rend le déploiement des nœuds à certaines positions difficile voire impossible.

1.3.2 Optimisation de déploiement

L'optimisation du déploiement d'un ROC est un processus qui consiste à chercher parmi tous les placements possibles, le placement qui optimise une ou plusieurs métriques. Traditionnellement, la métrique la plus importante est choisie comme objectif d'optimisation et les autres métriques comme contraintes. Il s'agit d'un problème d'optimisation mono-objectif. Cette optimisation mono-objective néglige l'importance de certaines métriques au détriment des autres [18]. Cependant, l'optimisation du déploiement d'un ROC exige l'optimisation de plusieurs objectifs simultanément. Pour cela, la formulation la plus adaptée à ce type de problème est l'optimisation multi-objectif sous contraintes [4] qui peut être décrite comme suit :

$$\begin{aligned} \text{Min/Max} \quad & f_m(\mathbf{x}) & m = 1, 2, \dots, M \\ \text{sous contraintes :} \quad & q_i(\mathbf{x}) \geq 0, & i = 1, 2 \dots K \\ & l_j(\mathbf{x}) = 0, & j = 1, 2 \dots L \end{aligned} \tag{1.1}$$

Le vecteur $\mathbf{x} \in \mathbb{N}^n$ a pour composantes (x_1, x_2, \dots, x_n) , qui sont les inconnues du problème. M est le nombre d'objectifs. K, L sont respectivement les contraintes d'égalité et d'inégalité. [19].

1.3.3 Méthodes d'optimisation

Pour résoudre ce problème d'optimisation du déploiement d'un ROC, différentes approches ont été proposées dans la littérature. Certaines sont basées sur des méthodes déterministes et exactes comme la programmation linéaire ou la méthode ε -constraints [20]. D'autres sont fondées sur des méthodes méta-heuristique bio-inspirées, comme les algorithmes d'Optimisation par Essaims Particulaires (OEP) [21, 22], les algorithmes génétiques (AG) [23, 24], les algorithmes de colonies

de fourmis (ACF) [25] et les algorithmes évolutifs (AE) [26, 27, 28]. Parmi ces algorithmes, les algorithmes génétiques ont prouvé leur efficacité pour résoudre ce type de problèmes [29, 30].

Le lecteur intéressé trouve dans [31, 4] une étude détaillée sur les différentes techniques et algorithmes utilisés pour résoudre le problème de déploiement et dans [32] une classification des techniques de déploiement selon les algorithmes utilisés.

Ces techniques ont été utilisées pour résoudre plusieurs problèmes d'optimisation avec différents objectifs, hypothèses et modèles. Dans la suite, nous étudions les différentes métriques d'optimisation utilisées dans la littérature.

1.3.4 Métriques d'évaluation

Les objectifs à optimiser pour la résolution du problème de déploiement sont liés aux métriques, ou critères, qui définissent la qualité de service (QoS) du ROC à déployer. Dans la littérature, plusieurs métriques sont proposées. Nous citons ici, sans être exhaustif, quelques études qui ont abordés le sujet. Dans [33, 34] les auteurs considèrent que la QoS est garantie avec une durée de vie maximale, une bonne couverture réseau et une bonne connectivité. Dans [35], la minimisation de la consommation énergétique a été étudiée. La maximisation de la couverture est présentée dans [36]. D'autres auteurs ont proposé des approches qui optimisent la durée de vie [37]. Dans [38], les objectifs traités sont le coût et la fiabilité de la transmission. Dans [39], une solution qui maximise la couverture et la connectivité est décrite. Le problème de couvrir l'environnement avec un minimum de nœuds capteurs tout en minimisant la consommation d'énergie est étudié. Dans [40], un problème d'optimisation de la couverture et de connectivité a été étudié. Dans [22], les auteurs présentent une solution pour maximiser la couverture, la connectivité et la durée de vie. Des études détaillées de différents modèles utilisés dans la littérature sont présentées dans [41, 30].

Les métriques qui sont largement utilisées sont, donc, la couverture, la connectivité, la durée de vie et la consommation énergétique. Nous définissons et discutons dans ce qui suit chacune de ses métriques. Nous écartons la fiabilité de transmission car quand la connectivité et la couverture sont garanties, la fiabilité de transmission ne dépend que du protocole de communication utilisé.

Couverture

La couverture est l'un des critères les plus importants qui définissent la QoS d'un ROC [4, 5]. Elle correspond à la capacité d'un ROC à percevoir et contrôler les événements physiques et les

informations utiles issus de son environnement. Cette métrique dépend des positions des nœuds et des caractéristiques des capteurs. En se référant à [42], la couverture peut être classée en trois modes : couverture de zones, couverture de points [43] et couverture de barrières [44]. La couverture de zones vise à couvrir l'ensemble de la zone d'intérêt (AoI pour *Area of Interest* en Anglais), tandis que la couverture de points vise à couvrir un ensemble de points donnés. La couverture de barrières vise à couvrir chaque point de cette barrière (ligne).

Certaines applications nécessitent que certains points soient couverts par plusieurs nœuds, i.e. ils nécessitent un degré de couverture plus élevé, lorsque les pannes ne sont pas tolérables. Dans ce cas, ce degré doit être pris en considération lors de l'optimisation du déploiement d'un ROC. La Figure 1.5 illustre cette notion de degré de couverture. Cette notion de degré de couverture est désignée dans la littérature par « k-couverture », qui indique que chaque point de la zone d'intérêt est couvert par au moins k capteurs.

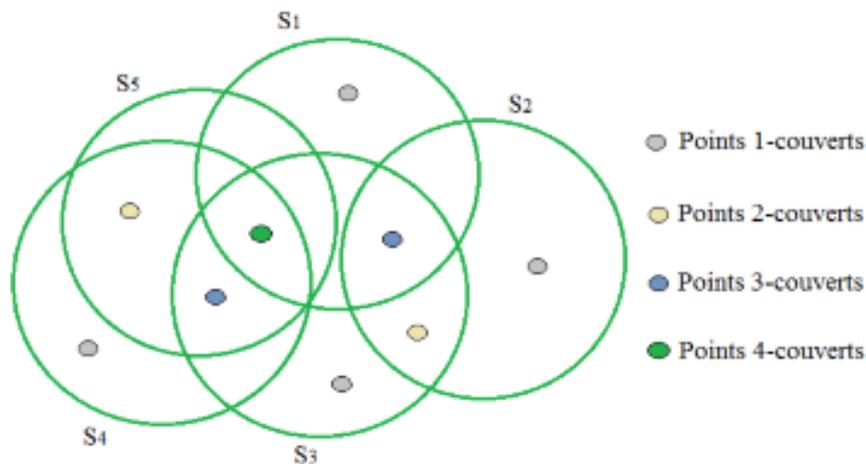


FIGURE 1.5 – La k-couverture.

Connectivité

Dans un ROC, les nœuds doivent être capables d'échanger les informations [6]. Pour cela, il est nécessaire de connecter les nœuds selon une topologie réseau. Deux nœuds sont considérés connectés s'ils peuvent communiquer directement ou indirectement en utilisant des nœuds intermédiaires (multi-sauts). Un ROC est dit connecté s'il existe un chemin entre chaque nœud et la station de base. La connectivité, telle qu'elle est définie, assure la cohésion globale du réseau,

mais ne mesure pas sa capacité à résister à la suppression de certains liens de communications. À l'instar de la couverture, il est aussi possible d'introduire la notion de k-connectivité, qui permet de répondre à cela en calculant le nombre minimal de chemins entre deux nœuds distincts du réseau [45].

L'étude de la connectivité revient à étudier la propagation d'onde radio. Donc, cette métrique est influencée principalement de la nature de l'espace de déploiement. Elle dépend aussi des nœuds utilisés.

Coût

Pour des raisons économiques, il est important de réduire le coût tout en assurant une QoS satisfaisante. Le coût du déploiement dépend du nombre de nœuds, de leurs types, et de leur installation. Dans le cas où il n'y a pas d'intervention humaine pour l'installation et la mise en route d'un ROC, alors le coût est simplement calculé en fonction du nombre de nœuds et de leurs prix d'achat [46, 47]. Dans d'autres travaux, le coût d'un nœud est calculé comme étant la somme du coût d'achat du matériel et du coût d'installation [48]. D'autres approches incluent le coût des remplacement éventuels des batteries épuisées.

Consommation d'énergie et durée de vie

La consommation globale d'un ROC est la somme des consommations de ses nœuds. Pour un nœud, la consommation est calculée en fonction des consommations des différentes unités (capture, communication, calcul, etc.). Elle dépend essentiellement du protocole de communication, de l'algorithme de routage, du nombre de nœuds, de la distance entre les nœuds, de la fréquence des événements à détecter, etc. Elle est également influencée par l'état du nœud (en fonctionnement, en veille, etc.). Différents travaux ont étudié la consommation d'un nœud sous diverses hypothèses [49, 50, 51].

La consommation énergétique du ROC dépend principalement de l'unité de communication. Les autres unités ont une consommation négligeable par rapport à celle par unité de communication.

Durée de vie

En fonction de la consommation de chaque nœud du ROC et de l'énergie disponible dans la source énergétique, l'épuisement de cette dernière peut être estimé. Cet épuisement peut engendrer une déconnexion de quelques nœuds et un dysfonctionnement du réseau. Ce qui conditionne la durée

de vie du réseau. La durée de vie peut être définie comme la capacité du réseau à assurer un service « acceptable ». Alors, comment définir le terme acceptable ?

Dans la littérature, il n'y a pas de consensus pour la définition de la durée de vie du réseau et plusieurs définitions ont été élaborées. La définition la plus adoptée est la durée entre la mise en service et l'épuisement du premier nœud [52, 53, 54]. Cette durée de vie est simple à calculer car elle ne prend pas en compte les changements de topologie. Cependant, dans des réseaux denses où le réseau présente un degré de redondance, cette métrique ne représente pas réellement la durée de vie. Cette métrique n'est valable que si tous les nœuds sont d'égale importance dans le réseau. Dans [55], elle est définie comme l'instant où un certain nombre de nœuds sont épuisés. Une revue détaillée sur cette métrique peut être trouvée dans [7]. D'autres définitions de la durée de vie basées sur la couverture sont élaborées. Vu que la couverture reflète la capacité du réseau à détecter un événement dans la zone surveillée, certains travaux définissent la durée de vie comme le temps pendant lequel toute la zone d'intérêt est couverte par les nœuds capteurs. Cependant, même si une couverture complète est assurée rien ne garantit que les données collectées sont envoyées à la station de base.

En conclusion, la durée de vie du réseau doit prendre en compte la connectivité et la couverture du ROC. Les exigences de l'application permettent aux concepteurs d'affiner la définition de la durée de vie du réseau, conduisant à une évaluation plus réaliste de cette métrique.

1.4 Discussion

Comme dans tous les réseaux classiques la consommation énergétique demeure la contrainte la plus forte pour un ROC. Pour cela, les deux principaux enjeux sont l'optimisation de la consommation énergétique et la prolongation de la durée de vie. L'optimisation vise à différer cet épuisement qui reste inévitable. Et pour prolonger la durée de vie, des changements topologiques et une ré-organisation continue sont nécessaires pour garantir la fiabilité du réseau. Généralement, ces deux métriques sont évaluées lors du routage d'information vu que le module de communication est le module le plus consommateur d'énergie. Nous résumons dans le tableau Table 1.1 les approches étudiées.

Les deux autres principales métriques pour un ROC sont la couverture et la connectivité. Ces métriques sont influencées par les emplacements des nœuds. Donc, afin de garantir une bonne QoS du réseau, ces emplacements doivent être déterminés dès la phase de conception. Vu que

TABLE 1.1 – Protocoles de routage pour l’optimisation d’énergie et de durée de vie.

Protocole	Caractéristiques	Métriques	Limites
Q-routing [56]	<ul style="list-style-type: none"> • Historique et estimation 	<ul style="list-style-type: none"> • Délai de livraison des paquets 	<ul style="list-style-type: none"> • Long processus d’apprentissage
EAR[57]	<ul style="list-style-type: none"> • Historique et estimation • Envisagez différents chemins en se basant sur une loi de probabilité 	<ul style="list-style-type: none"> • Consommation d’énergie 	<ul style="list-style-type: none"> • Pas de mise à jour de l’état du réseau
BEER [58]	<ul style="list-style-type: none"> • Historique et estimation 	<ul style="list-style-type: none"> • Consommation d’énergie • Énergie résiduelle 	<ul style="list-style-type: none"> • Pas de mise à jour de l’état du réseau
RLBR[59]	<ul style="list-style-type: none"> • Historique et estimation • Sélection restrictif de voisins selon on nombre de sauts et la distance • Feedback 	<ul style="list-style-type: none"> • Énergie résiduelle • Nombre de sauts • Distance 	<ul style="list-style-type: none"> • Stratégie de sélection des voisins • Des nœuds isolés apparaissent rapidement

les ROCs deviennent de plus en plus denses, la détermination des emplacements idéals, devient de plus en plus complexe. Ceci peut être achevé par une modélisation et une simulation du ce problème [60]. De cela, nait la nécessité des modèles réalistes et précis.

Ce problème d’optimisation a été abordé dans la littérature. Malgré que plusieurs travaux aient étudié ce problème d’optimisation de ROCs, plusieurs limitations restent à dépasser. Nous résumons dans le tableau Table 1.2 les approches étudiées en termes de différentes techniques d’optimisation multi-objectif et les différentes métriques utilisées.

En se référant au tableau Table 1.2, nous remarquons que, en termes de techniques de résolution, ce problème est souvent résolu par les techniques bio-inspirées. Parmi ces techniques, l’Algorithme Génétique (AG) est la plus adoptée. Il a été prouvé que les AGs sont les plus performants pour la résolution de ce problème [29, 30]. Les principaux avantages des AGs sont décrits dans le tableau Table 1.3.

En termes de métriques, la connectivité, la couverture ainsi que la consommation énergétique sont les plus considérées. Elles sont considérées comme les métriques les plus importantes qui

1. **Min = minimisation, Max= maximisation**
2. **voir la liste des acronymes**

TABLE 1.2 – Approches d'optimisation multi-objectif.

Réf	Objectif 1	Contraints	Modele	Méthode 2	Limite
[35]	Min : consommation énergétique	Couverture	Modèle Gaussien	MMSE	Espace 1-D, Mono-Opt
[38]	Min : Coût Min : Échec de transmission	-	Nombre de nœuds	AMOE	LoS est considéré. Nœuds homogènes
[39]	Max : couverture Max : connectivité	-	Modèles de couverture et connectivité binaires	NSGA-II	Modèles non-réelles Nœuds homogènes
[61]	Max : couverture Min : consommation énergétique, coût	-	Modèle de couverture binaire rayon de captage par AoI	NSGA-II amélioré	Modèle non réel Nœuds homogènes
[40]	Max : couverture Max : connectivité	Épuisement de nœuds	Modèles de couverture et connectivité binaires	AG	Modèle non réel Nœuds homogènes
[22]	Max : couverture, connectivité Max : durée de vie	-	Modèle binaire	OEP et logique floue	Modèles non réels Nœuds homogènes
[62]	Max : couverture Min : consommation énergétique	Connectivité	Modèles de couverture et connectivité binaires	FPA	Modèles non réels Nœuds homogènes
[63]	Max : durée de vie, couverture Min : coût	Connectivité	Modèles de couverture et connectivité binaires	NSGA-II SPEA-II, ACF	Modèles simplifiés Nœuds homogènes
[1]	Max : couverture , connectivité Min : sur-couverture, coût	-	Modèles de couverture binaires Nombre de nœuds	AG NSGA-II	Modèles simplifiés
[64]	Max : couverture Max : connectivité	Sur-couverture	Modèle de couverture binaire Modèle de connectivité : One-slope	AG	Modèle simplifié Nœuds homogènes
[65] [66]	Min nombre de nœuds	k et m degrés	Modèles binaires	GA	Modèles simplifiés
[2]	Min nombre de nœuds	k et m degrés	Modèles binaires	GA-BPSO	Modèles simplifiés
[67]	Min non couvert Min déconnexion	-	Modèles de couverture et de connectivité binaires	MOLFB	Modèles simplifiés
[68]	Min déplacement de capteurs	-	Modèles binaires	GA/ PSO	Modèles simplifiés
[69]	Max couverture	Nombre de nœuds	Nœuds homogènes Pas d'obstacles	PSO modifié	Modèles simplifiés

TABLE 1.3 – Avantages des AGs par rapports aux méthodes conventionnelles.

Avantages des AGs
✓ Parallélisme et calcul distribué.
✓ Facilement modifiable et adaptable aux différents problèmes.
✓ Bon choix pour une grande variété de problèmes d'optimisation.
✓ Espace de solution large.
✓ Processus d'optimisation non basé sur des connaissances préalables.
✓ Utilisation d'une fonction fitness pour l'évaluation.
✓ Découvert de l'optimum global facile et évitement les optimaux locaux.
✓ Optimisation avec la possibilité de retourner une suite de solutions potentielles.

garantissent une QoS satisfaisante d'un ROCs [4, 5]. Pour cela, ces métriques seront optimisées. La plupart des études traitent des environnements extérieurs [70, 71, 72]. La majorité de travaux qui ont étudié les environnements intérieurs ne considèrent pas les contraintes architecturales comme les obstacles, les murs, etc. [62, 73]. Fréquemment, les environnements rectangulaires sont traités [63, 1]. Nous avons remarqué aussi que plusieurs travaux ne considèrent qu'un seul type de nœuds. D'autres fixent le nombre de nœuds à déployer. De nombreuses études formalisent ce problème de déploiement comme un problème mono-objectif [64, 74, 75, 76].

En termes de modèles utilisés, le problème est souvent simplifié en utilisant des modèles idéalistes [61, 62, 63, 74, 75, 76, 77]. Cependant, cette simplification, soit par négligence d'obstacles soit par l'utilisation de modèles simplifiés, conduit à l'inexactitude de la solution.

Pour surmonter ces limitations, une modélisation précise des phénomènes physiques et une formulation mathématique rigoureuse sont nécessaires. De plus, une méthode efficace pour résoudre ce problème multi-objectif doit être développée. La méthodologie adoptée est décrite dans la Figure 1.6.

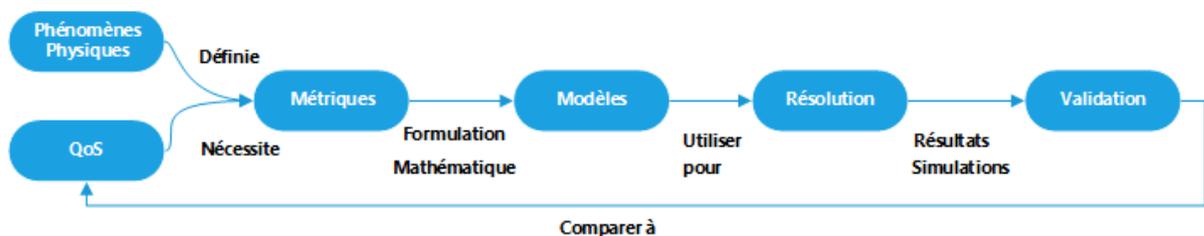


FIGURE 1.6 – Méthodologie adoptée.

1.5 Conclusion

Dans ce premier chapitre, nous avons défini le concept de ROC ainsi que ses caractéristiques et leurs domaines d'applications. Nous avons également décrit la structure et l'architecture du nœud de ce réseau. Nous avons aussi mis l'accent sur les différentes stratégies et méthodes de déploiement de ROC. Également, les métriques d'évaluation d'un déploiement ont été abordées. Finalement, nous avons invoqué les défis liés à l'optimisation de ce déploiement.

Nous avons conclu que résoudre le problème de la recherche des emplacements optimaux de nœuds est toujours considéré comme l'un des principaux défis de la conception des ROCs. Aussi, ce processus de conception du ROC dépend principalement des métriques traitées. Pour cela, le choix de modèles fiables de ces métriques est une tâche critique. Pour cela, nous consacrons le chapitre suivant à l'étude de modèles existants qui définissent les différents phénomènes physiques et métriques. Nous discuterons et comparerons ces modèles afin de choisir les modèles les plus fiables.

MODÈLES PHYSIQUES

Sommaire

3.1	Introduction	41
3.2	Notations	42
3.3	Modélisation de l'espace de déploiement	42
3.4	Modélisation du réseau	44
3.4.1	Exemple	45
3.5	Formulation des métriques	45
3.5.1	Couverture	45
3.5.2	k-couverture	47
3.5.3	Redondance de couverture	47
3.5.4	Connectivité	47
3.5.5	Topologies	50
3.5.6	Coût	52
3.5.7	Consommation énergétique	53
3.6	Optimisation multi-objectif de déploiement	53
3.7	Optimisation de la consommation énergétique et de la durée de vie	55
3.8	Conclusion	57

2.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous discutons les différents modèles des phénomènes physiques qui définissent les métriques que nous avons abordées dans le chapitre précédent. Nous exposons, ainsi, un état de l'art des modèles de détection, des modèles de propagation d'ondes, des modèles de la consommation d'énergie et de la durée de vie d'un ROC. Puis, nous discutons ces modèles afin

de choisir les plus appropriés que nous adaptons et améliorons pour la modélisation de notre problématique.

L'objectif principal, qui s'agit d'optimiser le déploiement du ROC, consiste de trouver les meilleures solutions pour le problème traité. Traditionnellement, elle se fait manuellement en se basant sur une approche expérimentale. Or, cette approche est couteuse et n'assure pas l'optimalité du réseau vu sa densité et la complexité du problème. D'où la nécessité d'une approche globale automatisée. Pour automatiser ce processus, il est nécessaire de mesurer tout d'abord les performances de différentes métriques pour juger quelle solution est la meilleure. Cette approche est décrite par la figure 2.1.

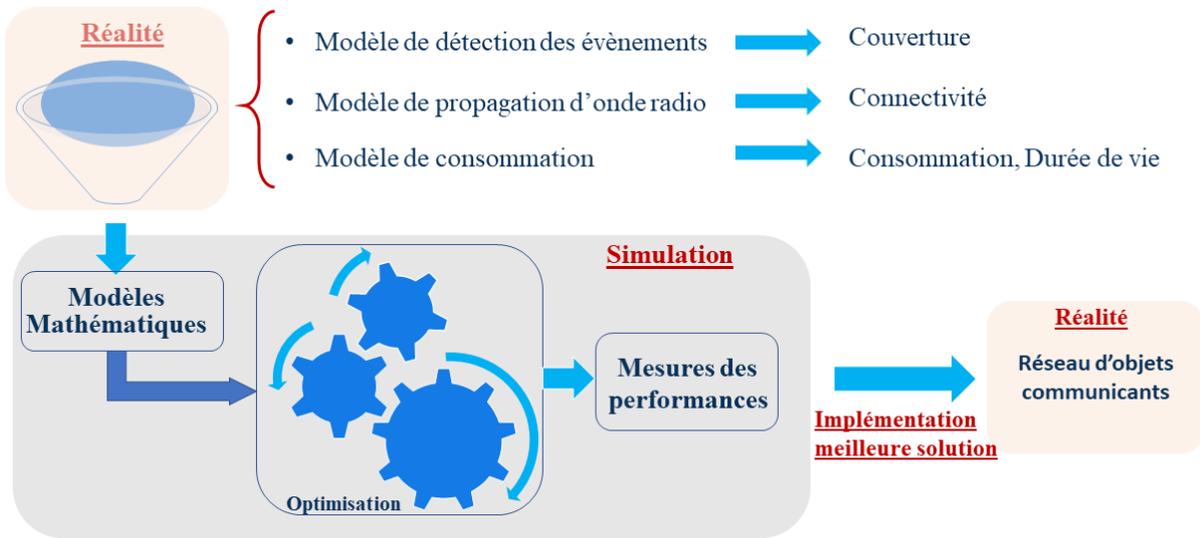


FIGURE 2.1 – Approche d'optimisation automatisée.

Pour cela, les phénomènes physiques qui conditionnent ces métriques doivent être décrites par des modèles mathématiques. En effet, la couverture du réseau comme étant sa capacité à détecter les événements est évaluée par le modèle de détection d'événements. L'évaluation de la connectivité entre deux nœuds est mesurée par le modèle de propagation d'onde radio. Quant à la consommation énergétique et la durée de vie, elles sont calculées par le modèle de consommation d'énergie.

2.2 Modèles de détection

La métrique de couverture d'un réseau est sa capacité à détecter et à contrôler les phénomènes physiques dans son environnement. La définition de cette métrique est basée sur les modèles de détection. Dans la littérature, il existe plusieurs modèles de détection que nous pouvons classer en deux catégories : les modèles binaires et les modèles probabilistes.

2.2.1 Modèle de détection binaire

Dans le modèle de détection binaire, la zone d'intérêt est couverte si elle se trouve dans le rayon de détection du capteur. La Figure 2.2 illustre ce modèle.

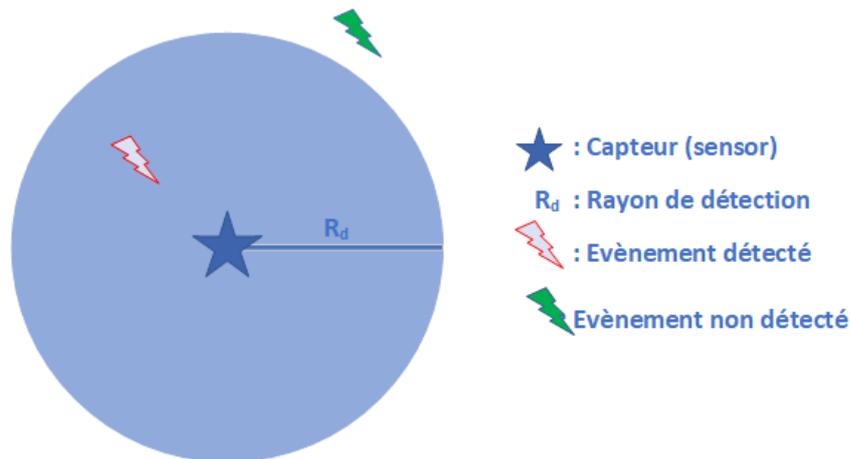


FIGURE 2.2 – Modèle de détection binaire.

C'est est le modèle de détection le plus utilisé pour sa simplicité [78, 63], mais il ne prend pas en compte la dégradation de la capacité de détection.

2.2.2 Modèles probabilistes

Dans les modèles probabilistes, qui considèrent plus de paramètres contrairement au modèle binaire, la détection est décrite par une loi de probabilité. Ces modèles supposent que la détection diminue en fonction de la distance, et que cette décroissance est paramétrée par les caractéristiques du capteur. La Figure 2.3 illustre ce type de modèle.



FIGURE 2.3 – Modèle de détection probabiliste.

En se référant à la Figure 2.3, un évènement qui se produit dans la zone 1, nommée zone de certitude, est certainement détecté. Dans la deuxième zone, appelée zone d'incertitude, cette détection est décrite par une loi de probabilité, alors que tous les évènements de la troisième zone (zone de voisinage du capteur) ne peuvent jamais être détectés .

Soient R^{\min} et R^{\max} respectivement le rayon de détection dans la zone de certitude et le rayon de détection maximal dans la zone 2. Nous désignons par D la variable aléatoire qui correspond à la distance entre le capteur et l'évènement, et par X la variable aléatoire qui vaut 1 s'il y a détection ou 0 sinon. On note $p(d) = P(X = 1|D = d)$ la probabilité qu'un évènement soit détecté sachant qu'il est survenu à une distance d du capteur. Formellement, les modèles probabilistes sont comme suit :

$$p(d) = \begin{cases} 1 & \text{si } d \leq R^{\min} \\ p_2(d) & \text{si } R^{\min} \leq d \leq R^{\max} \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

Parmi les modèles de détection probabilistes, nous citons les modèles asymptotiques (polynomial et exponentiel), le modèle Shadow-Fading [79] et le modèle Elfes [80].

Modèle de détection probabiliste exponentiel

Cette probabilité selon le modèle exponentiel est calculée comme suit :

$$p_2(d) = e^{(-\alpha d)} \quad (2.1)$$

Avec α est un paramètre lié à la configuration matérielle du capteur.

Modèle de détection probabiliste polynomial

La probabilité de détection d'un évènement à une distance d selon le modèle polynomial est calculée comme suit :

$$p_2(d) = \frac{\alpha}{d^\beta} \quad (2.2)$$

où α est un paramètre lié à la configuration matérielle du capteur et β désigne la qualité de détection $1 \leq \beta \leq 4$.

Modèle de détection Shadow-Fading

Le modèle Shadow-Fading [79] considère l'effet d'ombre qui peut se produire en présence des obstacles dans l'environnement. Ce modèle a été largement utilisé [81, 82]. Il prend en compte à la fois la puissance du signal émis et les conditions environnementales. La probabilité de détection est calculée selon l'équation 2.3.

$$p_2(d) = Q\left(\frac{10 p \log\left(\frac{d}{R^{max}}\right)}{\sigma}\right) \quad (2.3)$$

où $Q(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \cdot \int_x^{+\infty} e^{\left(\frac{-y^2}{2}\right)} dy$, p est l'exposant de perte de chemin et σ est le paramètre d'ombrage.

Modèles de détection Elfes

Le modèle Elfes [80] est un autre modèle probabiliste qu'a été fréquemment utilisé dans la littérature [82]. Ce modèle introduit l'incertitude de détection du capteur. Cette incertitude dépend de paramètres matériels du capteur. La probabilité de détection d'un évènement dans la deuxième zone d'incertitude est calculée comme suit :

$$p_2(d) = e^{-\gamma(d-R^{min})^\beta} \quad (2.4)$$

γ et β sont des paramètres ajustables en fonction de caractéristiques du capteur.

Ce modèle est un modèle générique qui peut être binaire lorsque $R^{min} = R^{max}$

2.2.3 Discussion

Nous résumons dans le tableau Table 2.1 ces différents modèles de détection.

Parmi ces modèles, le modèle Elfes est le plus approprié pour représenter la capacité de détection. Ce modèle introduit l'incertitude de détection, pour prendre en compte la dégradation de la détection, en fonction de la distance et des caractéristiques du capteur. Les paramètres (γ et β) de ce modèle sont à déterminer par des mesures afin de décrire de la manière la plus précise les phénomènes réels de détection du capteur utilisé.

2.3 Modèles de propagation d'ondes

Après la détection des événements, les nœuds doivent transmettre ces informations aux autres nœuds. Assurer une bonne connectivité entre ces nœuds permet de garantir une bonne QoS du ROC. Pour cela, il est nécessaire de les connecter selon une topologie donnée. Afin d'évaluer la connectivité, il faut étudier en premier temps la propagation d'ondes radios. Cette propagation dépend de plusieurs paramètres tels que : les puissances d'émission et de la sensibilité de réception de l'unité de communication, la nature de l'antenne utilisée, la fréquence du module et l'environnement. Comme déjà évoqué précédemment, nous intéressons dans notre étude aux environnements intérieurs. En effet, la propagation dans ce type d'environnement a quelques spécificités par rapport aux environnements extérieurs. Tout d'abord, elle est plus complexe à cause de l'existence de plusieurs obstacles (murs, mobilier, etc.), qui intensifient les phénomènes de réflexion, de réfraction, de diffraction d'absorption et de dispersion, etc. Malgré que les espaces intérieurs soient généralement de tailles plus petites, ils nécessitent une complexité de calcul plus élevée par unité spatiale.

Afin de s'adapter à un grand nombre d'applications, de nombreux modèles d'estimation de la propagation des ondes ont été élaborés. Nous présenterons, dans la suite, un résumé de principaux modèles de connectivité appliqués dans le problème d'optimisation de déploiement pour les environnements intérieurs. Ces modèles sont classés en modèle binaire, modèles empiriques, modèles déterministes et modèles stochastiques.

TABLE 2.1 – Différents modèles de détection.

Modèles	Équations $p(d)$	Paramètres	Remarques
Modèle binaire [78, 1, 63]	$p(d) = \begin{cases} 1 & \text{si } d \leq R^{min} = R^{max} \\ 0 & \text{si non} \end{cases}$	- d : Distance	<ul style="list-style-type: none"> - Simple et idéaliste - Le plus utilisé - Ne présente pas la capacité réelle de détection
Modèle polynomial	$p(d) = \begin{cases} 1 & \text{si } d \leq R^{min} \\ \frac{\alpha}{d^\beta} & \text{si } R^{min} \leq d \leq R^{max} \\ 0 & \text{si non} \end{cases}$	<ul style="list-style-type: none"> - d : Distance - α Configuration matérielle - β Qualité de détection : $1 \leq \beta \leq 4$. 	<ul style="list-style-type: none"> - Considère la configuration matérielle
Modèle exponentiel	$p(d) = \begin{cases} 1 & \text{si } d \leq R^{min} \\ e^{(-\alpha d)} & \text{si } R^{min} \leq d \leq R^{max} \\ 0 & \text{si non} \end{cases}$		
Modèle Shadow-Fading [79, 81, 82]	$p(d) = \begin{cases} 1 & \text{si } d \leq R^{min} \\ Q\left(\frac{10 p \log\left(\frac{d}{R^{max}}\right)}{\sigma}\right) & \text{si } R^{min} \leq d \leq R^{max} \\ 0 & \text{si non} \end{cases}$ <p>où $Q(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_x^{+\infty} e^{-\frac{y^2}{2}} dy$</p>	<ul style="list-style-type: none"> - d : Distance - p : Exposant de la perte de trajet - σ Paramètre d'ombrage 	<ul style="list-style-type: none"> - Considère les conditions environnementaux et les effets de Shadowing (obstacles)
Modèle Elfes [80, 82]	$p(d) = \begin{cases} 1 & \text{si } d \leq R^{min} \\ e^{-\gamma(d-R^{min})^\beta} & \text{si } R^{min} \leq d \leq R^{max} \\ 0 & \text{si non} \end{cases}$	<ul style="list-style-type: none"> - d : Distance - γ et β : paramètres du capteur 	<ul style="list-style-type: none"> - Détection réelle - Peut être généralisé pour exprimer le modèle binaire - Considère l'incertitude

2.3.1 Modèle binaire

Le modèle binaire est le modèle le plus utilisé dans la littérature. Selon ce modèle, un nœud n_i peut communiquer avec tout autre nœud n_j qui se trouve dans son rayon de communication. Le rayon de communication r_i d'un nœud n_i , i.e. la portée de ce nœud, dépendent de la puissance de transmission et de la sensibilité de réception. Formellement, deux nœuds sont considérés comme connectés si la distance qui les sépare est inférieure au minimum de leurs rayons de communication. Cette condition est décrite par l'inéquation 2.5.

$$d_{Eucli}(n_i, n_j) \leq \min(r_i, r_j) \quad (2.5)$$

où $d(n_i, n_j)$ est la distance euclidienne entre les deux nœuds n_i et n_j . r_i et r_j sont respectivement leurs rayons de communication.

Ce modèle, malgré sa simplicité et la facilité d'analyse qu'il offre, est loin d'être précis et néglige toutes les atténuations que l'onde peut subir entre deux nœuds.

2.3.2 Modèle de propagation en espace libre

Le modèle de propagation d'onde en espace libre (FSPL pour *Free Space Path Loss*) est l'un des premiers modèles de propagation d'onde proposé dans la littérature [83]. Ce modèle calcule la puissance du signal reçu dans le cas où l'émetteur et le récepteur se trouvent dans un environnement totalement dépourvu d'obstacles. La perte du trajet, notée PL , dans ce cas s'exprime par l'équation 2.6.

$$PL(d) = \frac{P_r}{P_t} = 10.p.log \left[\left(\frac{\lambda}{(4 \pi d)} \right)^2 . G_t . G_r \right] \quad (2.6)$$

où G_r et G_t sont respectivement les gains des antennes de l'émetteur et du récepteur séparés par une distance d , λ est la longueur d'onde et p décrit l'exposant de perte dans l'environnement étudié.

Ce modèle idéaliste ne peut être adapté à des environnements intérieurs où les obstacles sont toujours présents.

2.3.3 Modèles déterministes

Les modèles déterministes sont plus précis. Ils tentent de simuler tous les phénomènes que peut subir une onde radio (réflexion, diffraction, interférence, etc.). Les modèles les plus connus de cette catégorie sont le lancer de rayons [84] (Ray lanching) et le traçage de rayons [85] (ray tracing) [86]. Dans ces modèles, les ondes radios sont représentées par des rayons émis depuis une source. Ces rayons sont séparés par un petit angle afin que chaque rayon ait une direction différente. Leurs trajets sont, par la suite, suivis jusqu'à ce que la puissance de l'onde soit inférieure à un seuil prédéfini. Les algorithmes qui intègrent ces modèles sont souvent très complexes et nécessitent de longs calculs. Pour cela, ils sont peu utilisés dans les simulations malgré leur précision. La complexité de ces deux modèles dépend exponentielle du nombre d'objets présents dans l'environnement. Aussi, ils exigent une connaissance détaillée de l'environnement (plan, martiaux, etc.). La nécessité d'une base de données des caractéristiques des matériaux de construction utilisés présente un autre inconvénient de ces méthodes.

2.3.4 Modèles empiriques

Les modèles empiriques sont des modèles basés sur des statistiques. Ces modèles sont construits à partir de mesures prises dans des endroits typiques. Ils sont spécifiques à des environnements particuliers et ne peuvent pas être généralisés. Les différents phénomènes de propagation sont pris en compte implicitement. La précision de ces modèles dépend de la similitude entre l'environnement modélisé et celui où les mesures ont été effectuées. Parmi les modèles les plus utilisés dans la littérature de détection probabilistes, nous citons le modèle One-Slope et le modèle Wall and Floor.

Modèle One-slope

Le modèle à une pente (1SM pour *One-Slope Model* en Anglais) [86, 87] est un modèle empirique inspiré de la propagation en espace libre. Ce modèle suppose que la puissance radio dépend logarithmiquement de la distance séparant l'émetteur du récepteur. Ce modèle est simple à mettre en œuvre, mais il ne prend pas en compte les différents phénomènes de propagation. La perte de trajet, dans ce modèle, est décrite par l'équation 2.7.

$$PL(d) = PL(d_0) + 10.p.log(d) \quad (2.7)$$

où $PL(d_0)$ est l'atténuation à une distance d'un mètre et p est l'exposant d'affaiblissement (*Path Loss Exponent*).

Modèle Wall and Floor

Dans [88], un modèle appelé Multi-Wall and Floor (MWF) est présenté. Ce modèle considère les accumulations des atténuations dues aux obstacles (murs et plafonds). Il s'agit d'un modèle simple à implémenter et qui prend en considération les atténuations. La perte de trajet $PL(d)$ à une distance d pour ce modèle est exprimée par l'équation 2.8.

$$PL(d) = PL(d_0) + 10.p.log(d) + \sum_{i=1}^I \sum_{k=1}^{K_{wi}} L_{ik}^w + \sum_{j=1}^J \sum_{k=1}^{K_{fj}} L_{jk}^f \quad (2.8)$$

où :

- $PL(d_0)$: L'atténuation à une distance de référence $d_0 = 1m$.
- p : l'exposant de la perte de trajet.
- d : la distance entre l'émetteur et le récepteur.
- L_{ik}^w est l'atténuation due au k -ème mur de type i .
- L_{jk}^f est l'atténuation due au k -ème plafond de type j traversé.
- I, J sont respectivement le nombre de types de murs et le nombre de types de plafonds.
- K_{wi} et K_{fj} sont respectivement le nombre du i -ème type de murs et du j -ème type de plafonds.

Dans [89], les auteurs proposent une amélioration de ce modèle MWF. Le principe de ce modèle est de deviser l'environnement en sous-espaces selon la distribution des obstacles. Ce modèle a été théoriquement analysé et évalué expérimentalement pour donner exactement la prédiction des valeurs RSS du monde réel dans 62,5% des points de test, ce qui montre que le modèle proposé surpasse l'original.

2.3.5 Modèles stochastiques

En général, les modèles stochastiques utilisent une ou plusieurs variables aléatoires pour modéliser les aspects aléatoires des canaux radio. Ils font intervenir certaines variables comme le nombre de répliques, leur amplitude, leur phase, les retards, leur direction, etc. Ces modèles

sont jugés être efficaces lorsque les propagations peuvent être supposées stationnaires ou quasi-stationnaires.

Parmi ces modèles, celui de Rayleigh est largement utilisé pour modéliser le phénomène d'évanouissement lorsqu'il n'existe pas de trajectoire direct (NLoS pour *Non Line of Sight* en Anglais).

Contrairement au modèle Rayleigh, le modèle de Rice est utilisé pour modéliser l'évanouissement lorsqu'une ligne de vue direct (LoS pour *Line of Sight* en Anglais) existe entre l'émetteur et le récepteur. Le signal reçu, dans ce cas, est plus fort que celui obtenu par des multiples chemins. Pour plus de détails sur ces modèles, nous recommandons [87].

2.3.6 Discussions

Le choix d'un modèle peut être difficile en raison de la multiplicité des paramètres à prendre en compte et la diversité des environnements. En effet, les modèles empiriques sont construits à partir des mesures réelles. Ils sont généralement simples à mettre en œuvre et ne nécessitent pas un temps de calcul important. Cependant, ils ont une faible précision pour des scénarios spécifiques, car ils sont construits à partir d'environnements typiques. Les modèles stochastiques sont, tout comme les modèles empiriques, faciles à mettre en œuvre. Néanmoins, ils ont une faible précision. D'autre côté, les modèles déterministes possèdent généralement un haut niveau de précision. Mais leurs inconvénients principaux sont d'une part la complexité et d'autre part la forte dépendance de la précision de l'environnement simulé.

Par la nature même de notre problème, qui est déjà Np-complet, l'adaptation de modèles empiriques est la seule option. Cependant, une adaptation de l'environnement à simuler est nécessaire pour garantir la précision. En littérature, les modèles de propagation les plus utilisés sont le modèle Free Space Path Loss model (FSPL), le modèle One-Slope Model (ISM) et le modèle MWF [90]. Ces modèles sont étudiés et évalués afin de retenir le plus précis et l'adapter à notre problème. Le tableau Table 2.2 résume les différents modèles de retenus.

2.4 Consommation énergétique

La consommation énergétique dans un ROC dépend de la consommation de ses unités. Un modèle global qui détaille l'énergie consommée par les différentes unités est présenté dans [91]. Dans ce modèle, chaque nœud consomme de l'énergie lors de la détection, du traitement et de la

TABLE 2.2 – Modèles de propagations d'ondes retenus.

Modèles	Équations	Paramètres	Remarques
F SPL [86, 83]	$PL(d) = 20 \log(d) + 20 \log(f) + 20 \log\left(\frac{4\pi}{c}\right)$	<ul style="list-style-type: none"> - d : Distance entre 2 nœuds - d_0 : Distance de référence (1m) 	<ul style="list-style-type: none"> - Modèle fondamental - Idéaliste - Précis que pour LoS
ISM [87]	$PL(d) = PL(d_0) + 10 \cdot p \cdot \log(d)$	<ul style="list-style-type: none"> - f : fréquence - c : vitesse de lumière - p : Exposant de perte de l'environnement - L_{jk}^w : atténuation de k-ème mur de type i. 	<ul style="list-style-type: none"> - La puissance du signal diminue logarithmiquement - Ne considère pas les phénomènes intérieurs
MWF [88]	$PL(d) = PL(d_0) + 10 \cdot p \cdot \log(d) + \sum_{j=1}^J \sum_{k=1}^{K_{fj}} L_{jk}^f + \sum_{i=1}^I \sum_{k=1}^{K_{wi}} L_{ik}^w$	<ul style="list-style-type: none"> - L_{jk}^f : atténuation de k-ème plafond de type j. - I, J : Nombre de types de mur et de plafond. - K_i^w : Nombre de i-ème type de mur. - K_j^f : Nombre de j-ème type de plafond. 	<ul style="list-style-type: none"> - Considère l'accumulation d'atténuations de tous les murs et plafonds. - Simple à implémenter

transmission des données. La consommation d'énergie d'un chemin P est la somme de l'énergie consommée à chaque nœud tout au long de ce chemin. La consommation totale d'énergie $E(P)$ d'un chemin est exprimée par l'équation 2.9 :

$$E(P) = \sum_{i=0}^L (t_i^a + t_i^p) \times P_i^o + P_i^t \times t^m \quad (2.9)$$

où :

- t_i^a : temps d'acquisition.
- t_i^p : temps de traitement.
- P_i^o : puissance opérationnelle.
- P_i^t : puissance d'émission.
- t^m : temps de transmission des messages.
- L : nombre de nœuds pour le chemin donné.

Dans un ROC, l'unité de détection et celle de communication sont les deux unités gourmandes en énergie. Les énergies consommées par les autres unités sont négligeables par rapport à l'énergie consommée par l'unité de communication et de détection. Pour cela, nous intéressons à la consommation par ces deux unités.

2.4.1 Consommation énergétique de l'unité de détection

Différents modèles énergétiques existent pour estimer la consommation énergétique de l'unité de détection. Cette énergie dépend principalement du rayon de captage. Les modèles linéaire et quadratique sont les deux modèles les plus utilisés dans la littérature [92, 93].

Selon le modèle linéaire, la puissance consommée est calculée par l'équation 2.10.

$$P(s_i) = k_l R_{S_i} \quad (2.10)$$

Selon le modèle quadratique, cette puissance est calculée par l'équation 2.11.

$$P_q(s_i) = k_q R_{S_i}^2 \quad (2.11)$$

où s_i est un nœud capteur ayant un rayon de captage R_{s_i} et P est la puissance consommée lors de la détection., k_l et k_q sont des paramètres qui dépendent du capteur utilisé.

Un modèle plus détaillé est décrit dans [94]. Dans ce modèle, la consommation de l'unité de détection est décrite en fonction de différentes étapes de détection : l'activation de la sonde de capteur, échantillonnage, conversion analogique numérique et enregistrement de la mémoire.

$$E_{ack}(b) = E_{cap}(b) + E_{memo}(b) \quad (2.12)$$

$$E_{cap}(b) = b V_{alim} I_{cap} T_{cap} \quad (2.13)$$

$$E_{memo}(b) = E_{écriture} + E_{lecture} = \frac{b V_{alim}}{8} (I_{read} T_{read} + I_{write} T_{write}) \quad (2.14)$$

Avec :

- V_{alim} : tension d'alimentation.
- I_{cap} : intensité du courant nécessaire pour la capture de données.
- T_{cap} : durée d'acquisition.
- I_{write} : intensité nécessaire pour l'écriture d'un octet dans la mémoire.
- T_{write} : durée d'écriture.
- I_{read} : intensité nécessaire pour la lecture d'un octet dans la mémoire.
- T_{read} : durée de lecture de données dans la mémoire.
- b : taille du paquet en bit.

2.4.2 Par l'unité de calcul

L'énergie consommée par cette unité est divisée en énergie consommée en mode actif et celle en veille. Lorsque le processeur est mode actif, l'énergie est calculée par l'équation 2.15.

$$E_{actif} = V_{dc} I_{actif} T_{actif} \quad (2.15)$$

L'équation 2.16 décrit l'énergie consommée par le processeur quand il est en veille.

$$E_{veille} = V_{dc} I_{veille} T_{veille} \quad (2.16)$$

Avec :

- V_{dc} : tension d'alimentation.
- I_{actif}, I_{veille} : respectivement le courant nécessaire pendant le mode actif et celui en mode veille .
- T_{actif}, T_{veille} : respectivement la durée pendant lequel le processeur est resté en mode actif et celle en mode veille.

2.4.3 Consommation énergétique de l'unité de communication

Au niveau de l'unité de détection, la consommation dépend des dispositifs intégrés dans celle-ci, la taille des données à envoyer et la qualité du canal. Cette consommation totale d'énergie dans un ROC est liée à la topologie du réseau et à la stratégie de communication (acquiescement, ré-transmission, etc.). Dans cette unité, nous distinguons deux processus différents : réception et émission.

Dans la littérature, le modèle décrit par l'équation 2.17 est le modèle le plus utilisé [95, 96, 59, 97, 98].

$$\begin{cases} E_{Rx}(n) & = E_{elec} \cdot n \\ E_{Tx}(n, d) & = E_{elec} \cdot n + \epsilon_{fs} \cdot n \cdot d^2 \text{ si } d_0 \geq d \\ & = E_{elec} \cdot n + \epsilon_{amp} \cdot n \cdot d^4 \text{ si } d_0 \leq d \end{cases} \quad (2.17)$$

où :

E_{Rx} et E_{Tx} sont respectivement l'énergie consommée en réception et en transmission.

- n : la longueur du paquet en bits.
- E_{elec} : la dissipation d'énergie par bit de l'émetteur en J/bit (Typiquement 50nJ/bit).
- ϵ_{amp} : la dissipation de l'antenne en propagation "two-ray" (typiquement de l'ordre de 0.0015pJ/bit/ m^4).
- ϵ_{fs} : dissipation de l'antenne en "Friss free space" (typiquement 10pJ/bit/ m^2).
- d : la distance séparant le récepteur et l'expéditeur.
- $d_0 = \sqrt{\frac{\epsilon_{fs}}{\epsilon_{amp}}}$: la distance seuil pour choisir entre le modèle "Friss free space" ou le modèle propagation "two-ray".

Ce modèle est illustré par la Figure 2.4.

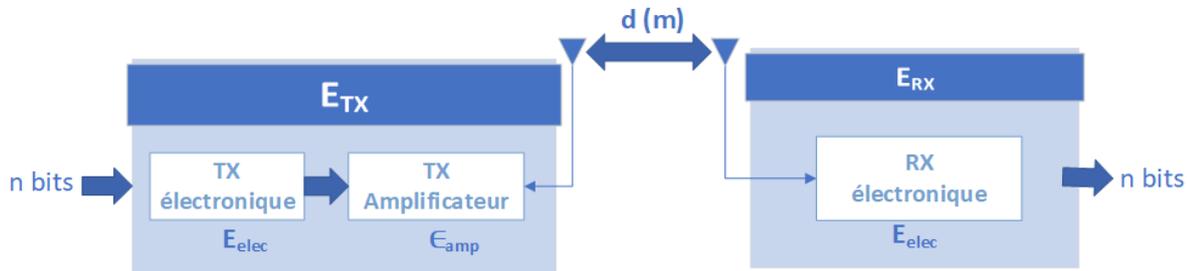


FIGURE 2.4 – Modèle de consommation énergétique de premier ordre.

2.4.4 Discussion

La consommation d'énergie par l'unité de détection est incontrôlable vu qu'elle dépend principalement de la configuration matérielle du capteur ainsi de la fréquence d'évènement. En plus, les énergies dépensées pour la transmission et la réception sont beaucoup plus importantes que les énergies dépensées par les autres unités. Pour cela, nous nous concentrons sur la consommation énergétique par l'unité de communication. En tant que modèle énergétique de communication, nous retenons le modèle du premier ordre [99] qui est acceptable pour le problème d'optimisation de la consommation énergétique dans un ROC [59]. Afin de minimiser la consommation de cette unité, il faut principalement contrôler le routage d'information. Dans un réseau assez dense, il existe plusieurs chemins pour envoyer un message d'un nœud à un autre d'où la nécessité de trouver selon la topologie du réseau le chemin optimal.

2.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons exposés les modèles physiques qui décrivent les phénomènes physiques définissant la couverture, la connectivité et la consommation énergétique. Cette étude nous a permis de choisir le modèle Elfes pour modéliser la détection des capteurs. Cependant, l'adaptation de ce modèle en fonction de capteur utilisé reste nécessaire pour garantir une meilleure précision. Quant à la connectivité, nous avons montré que les modèles empiriques sont les plus convenables pour notre problème. Après cette première étude, nous avons retenus les trois modèles empiriques les plus utilisés dans la littérature. Ces modèles seront évalués par expérimentations afin de garder le meilleur entre eux. Pour la consommation énergétique, le

modèle de premier ordre sera adopté. Dans le chapitre suivant, ces modèles seront formulés mathématiquement et intégrés dans les outils de simulations proposés.

DEUXIÈME PARTIE

Formulation et résolution du problème

MODÉLISATION DU PROBLÈME

Sommaire

4.1	Introduction	59
4.2	Optimisation multi-objectif de déploiement	60
4.2.1	Principe global du modèle génétique	61
4.2.2	Codage des individus et initialisation de la population	61
4.2.3	Évaluation et sélection	64
4.2.4	Croisement	65
4.2.5	Mutation	65
4.2.6	Configuration des opérateurs	67
4.3	Implémentation de la solution MOONGA	72
4.3.1	Architecture générale de MOONGA	72
4.3.2	Algorithme d'optimisation	73
4.4	Optimisation de la consommation énergétique et de la durée de vie : R2LTO	73
4.4.1	Présentation de l'apprentissage par renforcement	73
4.4.2	États, actions et récompense	77
4.4.3	Q-learning	79
4.4.4	Protocole de routage proposé	80
4.5	Conclusion	86

3.1 Introduction

Après avoir défini dans le chapitre précédent les modèles qui décrivent les différents phénomènes physiques liés aux métriques considérées, nous abordons dans ce chapitre les définitions mathématiques de ces métriques à partir de ces modèles. L'espace de déploiement ainsi que

le réseau sont aussi modélisés mathématiquement. A partir de ces modèles mathématiques, le problème d'optimisation du déploiement d'un ROC est transformé en problème d'optimisation multi-objectif sous contraintes. Cette optimisation se fait en deux phases : lors de la première phase et avant déploiement, les métriques de connectivité, de couverture et de coût sont utilisées pour déterminer le placement idéal des différents nœuds. Après déploiement la consommation énergétique du réseau sera optimisée tout au long de sa durée de vie en utilisant un protocole de routage intelligent.

3.2 Notations

Avant de commencer la modélisation, nous présentons la liste des symboles utilisés dans le tableau Table 3.1.

Notation 1 *Considérons l'ensemble X . Soit A un sous-ensemble de X . La fonction caractéristique de A dénoté par $\mathbb{1}_A : X \rightarrow \{0, 1\}$ est définie par l'équation 3.1.*

$$\mathbb{1}_A(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \in A \\ 0 & \text{si non} \end{cases} \quad (3.1)$$

Notation 2 *On désigne par $O_k(n_{i,j}, n_{i',j'})$ la fonction booléenne qui indique si le trajet direct (LoS) entre les nœuds $n_{i,j}$ et $n_{i',j'}$ est obstrué par le $k^{\text{-ème}}$ obstacle ou non. Cette fonction est définie par l'équation 3.2.*

$$O_k(n_{i,j}, n_{i',j'}) = \begin{cases} 1 & \text{si Obstrué} \\ 0 & \text{si non} \end{cases} \quad (3.2)$$

Dans un premier temps, nous commençons par la modélisation de l'espace de déploiement ainsi que du ROC.

3.3 Modélisation de l'espace de déploiement

L'espace de déploiement réel est subdivisé en un nombre fini de cellules. Ces cellules sont des carrés avec un coté ajustable ($1m$ par défaut). Cette subdivision permet de modéliser l'espace de déploiement par un ensemble discret, dénoté C , dont chaque éléments décrit l'état d'occupation

TABLE 3.1 – Liste de Notations.

Notation	Désignation
$ A $	Nombre d'éléments de l'ensemble A .
$\mathbb{1}_A$	Fonction caractéristique de l'ensemble A .
$\mathcal{P}(A)$	Sous-ensemble de A .
$c_{i,j}$	Cellule de centre (i, j) .
$n_{i,j}$	Nœud réseau (quelconque) installé dans la cellule $c_{i,j}$.
s	Nœud capteur.
sk	Nœud puits.
R^{min}	Rayon de captage dans la zone de certitude (voir 2.2.2).
R^{max}	Rayon de captage dans la zone d'incertitude.
RX	Sensibilité de réception.
TX	Puissance d'émission.
$E_{n_{i,j}}^{Tot}$	La capacité de la batterie du nœud $n_{i,j}$.
Sk	Ensemble de nœuds puits.
S	Ensemble de nœuds capteurs.
A	Ensemble de nœuds actionneurs.
O_k	k -ème Obstacle.
Ω	Ensemble de obstacles.
$d(n_{i,j}, n_{i',j'})$	Distance euclidien entre les deux nœuds $n_{i,j}$ et $n_{i',j'}$.
$\tau_{i,j}$	Coût d'installation à la position (i, j) .
τ_s	Coût d'achat d'un nœud capteur.
τ_{sk}	Coût d'achat d'un nœud puits.
τ_a	Coût d'achat d'un actionneur.
$PL(n_{i,j}, n_{i',j'})$	Perte de trajet entre deux nœuds $n_{i,j}$ et $n_{i',j'}$.
P	Population (ensemble d'individus).
\mathcal{E}_n	Énergie totale consommée par le nœud n .
\mathcal{E}_N	Énergie totale consommée par le réseau \mathcal{N} .
\mathcal{E}_E	Efficacité énergétique.
$N_{packets}$	Nombre de paquets.
$data$	La taille du paquet en bits.
E_{elec}	La dissipation d'énergie par bit de l'émetteur en J/bit.
ϵ_{fs}	La dissipation de l'antenne en "Friss free space".
ϵ_{amp}	La dissipation de l'antenne en propagation "two-ray" .

d'une cellule par les nœuds du réseau. En effet, une cellule $c_{i,j}$ de l'espace de déploiement C peut contenir un nœud récepteur *et / ou* un nœud capteur *et / ou* un nœud actionneur. De ce fait, une cellule peut être occupée par toute combinaison de ces nœuds. Ci-dessous quelques possibilités d'occupation de la cellule :

- $c_{i,j} = \langle null, null, null \rangle$, la cellule ne contient aucun nœud.
- $c_{i,j} = \langle null, null, a_{i,j} \rangle$, la cellule ne contient qu'un actionneur $a_{i,j}$.
- $c_{i,j} = \langle s_{i,j}, null, null \rangle$, la cellule ne contient qu'un capteur $s_{i,j}$.
- $c_{i,j} = \langle s_{i,j}, null, a_{i,j} \rangle$, la cellule contient un capteur $s_{i,j}$ et un actionneur $a_{i,j}$.
- $c_{i,j} = \langle null, sk_{i,j}, null \rangle$, la cellule ne contient qu'une station de base $sk_{i,j}$.
- $c_{i,j} = \langle null, sk_{i,j}, a_{i,j} \rangle$, la cellule contient une station de base $sk_{i,j}$ et un actionneur $a_{i,j}$.
- $c_{i,j} = \langle s_{i,j}, sk_{i,j}, null \rangle$, la cellule contient une station de base $sk_{i,j}$ et un capteur $s_{i,j}$.
- $c_{i,j} = \langle s_{i,j}, sk_{i,j}, a_{i,j} \rangle$, la cellule contient une station de base $sk_{i,j}$, un capteur $s_{i,j}$ et un actionneur $a_{i,j}$.

L'espace de déploiement peut contenir différents obstacles. Un obstacle dans notre cas est tout objet qui entraîne une atténuation de la propagation d'onde ou un blocage de celle-ci. Il est caractérisé par ses coordonnées dans l'espace de déploiement, sa forme géométrique et son atténuation en dB.

3.4 Modélisation du réseau

Dans un réseau hétérogène, chaque nœud a ses propres caractéristiques. Nous distinguons trois types de nœuds : les nœuds capteurs, notés $s_{i,j}$, les nœuds actionneurs $a_{i,j}$ et les nœuds puits, notés $sk_{i,j}$. La connectivité de ces nœuds dépend de leurs sensibilités de réception $RX_{i,j}$ et leurs puissances d'émission $TX_{i,j}$. Autre que ces deux paramètres, un nœud capteur se caractérise par deux rayons de captage $R_{i,j}^{min}, R_{i,j}^{max}$ qui définissent leur capacité de détection des événements. Tous les nœuds ont un coût dénoté $\tau_{i,j}$. Formellement, $sk_{i,j}$ et $a_{i,j}$ sont définis par le triplet $(RX_{i,j}, TX_{i,j}, \tau_{i,j})$ et $s_{i,j}$ est défini par $(R_{i,j}^{min}, R_{i,j}^{max}, RX_{i,j}, TX_{i,j}, \tau_{i,j})$.

A partir de l'occupation des cellules, nous construisons l'ensemble de capteurs \mathcal{S} , l'ensemble de puits \mathcal{S}_k et l'ensemble d'actionneurs \mathcal{A} . Formellement, ces ensembles sont définis comme suit :

$$\begin{aligned}
 \bullet \mathcal{S}_k &= \{sk_{i,j} \text{ lorsque } \langle *, sk_{i,j}, * \rangle \in C\} \\
 \bullet \mathcal{S} &= \{s_{i,j} \text{ lorsque } \langle s_{i,j}, *, * \rangle \in C\} \\
 \bullet \mathcal{A} &= \{a_{i,j} \text{ lorsque } \langle *, *, a_{i,j} \rangle \in C\}
 \end{aligned} \tag{3.3}$$

Ces ensembles forment notre ROC. En effet, le réseau dénoté par \mathcal{N} et déployé dans l'espace de déploiement C est défini formellement par $\mathcal{N} = \mathcal{S}_k \cup \mathcal{S} \cup \mathcal{A}$.

3.4.1 Exemple

Afin d'illustrer cette modélisation, nous considérons qu'un espace de déploiement est constitué de $N \times M$ cellules. Nous supposons qu'un nœud capteur, une station de base et un actionneur sont respectivement installés aux positions $(0, 0)$, $(0, 1)$ et (N, M) . La Figure 3.1 illustre l'espace de déploiement et l'occupation des cellules.

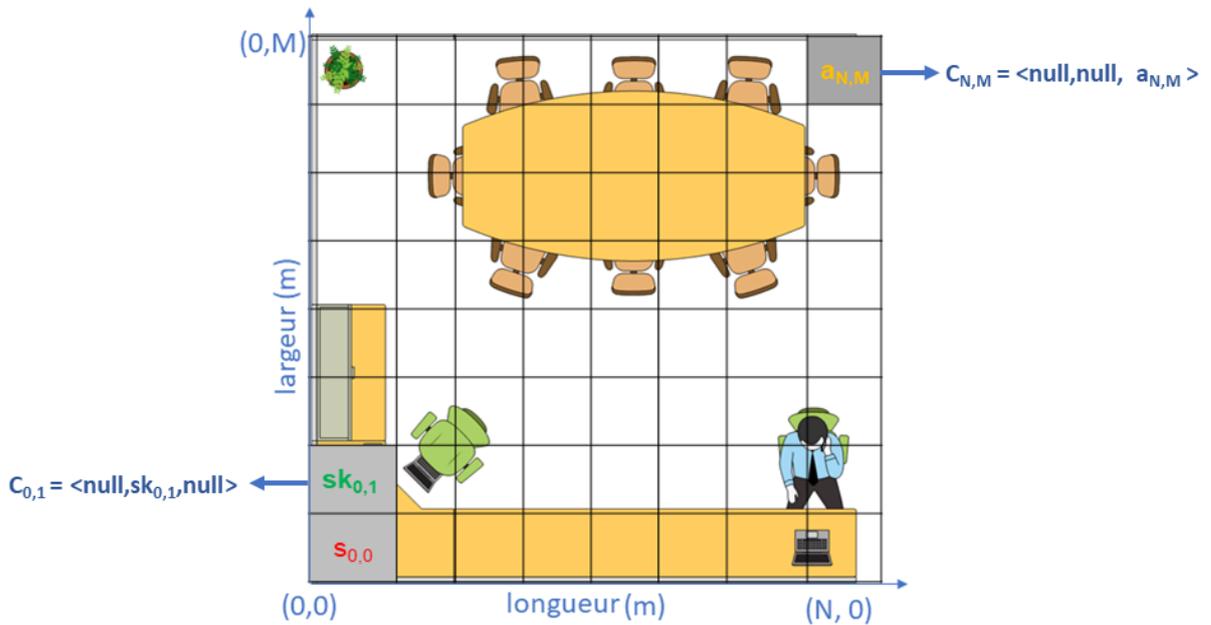


FIGURE 3.1 – Exemple d'un espace de déploiement.

3.5 Formulation des métriques

3.5.1 Couverture

La couverture du réseau, étant une métrique très importante qui définit son QoS, correspond à la capacité du ROC à détecter les événements physiques issus de son environnement. Cette métrique dépend de la qualité de détection des différents capteurs installés dans l'espace de déploiement. Chaque capteur du ROC est capable de détecter les événements qui surviennent dans les cellules voisines. Nous définissons la couverture d'une cellule c par un capteur s dénoté

par $\alpha(c, s)$, comme suit :

$$\alpha(c, s) = \begin{cases} 1 & \text{si } p(c, s) \geq p_{cov} \\ & \text{et } \forall O \in \Omega, O_k(c, s) = 0 \\ 0 & \text{si non} \end{cases} \quad (3.4)$$

où :

- $p(c, s)$ est la probabilité de détection d'un événement survenant dans la cellule c par le capteur s selon le modèle de détection Elfe adopté dans le chapitre précédent (section 2.2).
- p_{cov} est la probabilité de détection acceptable fixée par le concepteur de réseau.
- Ω est l'ensemble de obstacles présents dans C .
- $O_k(c, s)$ est défini par l'équation 3.2.

En utilisant l'équation (3.4), l'ensemble des cellules couvertes par un capteur donné s , dénoté par $\phi(s)$, est donné par l'équation 3.5.

$$\begin{aligned} \phi : S &\rightarrow \mathcal{P}(C) \\ s &\rightarrow \{c \in C, \alpha(c, s) = 1\} \end{aligned} \quad (3.5)$$

De même, nous définissons l'ensemble de capteurs couvrant une cellule donnée c dénoté par $\psi(s)$ et définie par l'équation 3.6.

$$\begin{aligned} \psi : C &\rightarrow \mathcal{P}(S) \\ c &\rightarrow \{s \in S, \alpha(c, s) = 1\} \end{aligned} \quad (3.6)$$

Enfin la couverture de l'espace entier C , dénotée par \mathcal{C} , peut être définie comme le rapport entre le nombre de cellules couvertes et toutes les cellules de l'espace. Soient C et \mathcal{N} respectivement l'ensemble des cellules et l'ensemble de tous les nœuds tels que $\mathcal{N} = \mathcal{S}_k \cup \mathcal{S}$. \mathcal{C} est décrite par l'équation 3.7.

$$\mathcal{C}(\mathcal{N}) = \frac{1}{|C|} \left| \bigcup_{s \in S} \phi(s) \right| \quad (3.7)$$

3.5.2 k-couverture

Une cellule peut être couverte par plusieurs capteurs. Dans ce cas, nous avons une couverture redondante. Généralement, cette redondance de couverture doit être minimisée pour éviter le gaspillage d'énergie et diminuer le coût du ROC. Certaines applications nécessitent une couverture redondante lorsque l'échec de la détection n'est pas acceptable. Parmi ces applications, nous citons par exemple l'application de surveillance des volcans. Dans ce cas, les cellules doivent être couvertes par k nœuds capteurs. k est appelé degré de couverture. En garantissant un k degré de couverture pour chaque cellule, l'espace reste couvert même si $k - 1$ nœuds tombent en panne.

Soient C et k respectivement l'ensemble de cellules de l'espace et le degré de couverture requis par le concepteur du ROC. Formellement, la k -couverture est évaluée par l'équation 3.8.

$$\mathcal{C}_k(C) = \frac{1}{|C|} \sum_{c \in C} \mathbb{1}_{[k, +\infty[}(|\psi(c)|) \quad (3.8)$$

3.5.3 Redondance de couverture

Si les cellules sont couvertes par plus de k nœuds de capteur, nous avons une couverture inutile ou une redondance de couverture. Afin de maîtriser cette métrique et minimiser la redondance de couverture, nous évaluons cette sur-couverture. Soient C et k respectivement l'ensemble de cellules et le degré de couverture requis. La redondance de couverture, dénotée par $\mathcal{R}_k(C)$, est calculée par 3.9

$$\mathcal{R}_k(C) = \frac{1}{|C|} \sum_{c \in C} ||\psi(c)| - k| \quad (3.9)$$

3.5.4 Connectivité

La connectivité du réseau est la capacité de différents nœuds d'échanger les informations entre eux. Pour garantir un échange fiable de ces informations, il est nécessaire de garantir des liens entre les nœuds selon la topologie du réseau.

Connectivité entre les nœuds Ces liens sont évalués en fonction de la puissance du signal reçu (RSS pour *Received Signal Strength* en Anglais) entre deux nœuds communicants et qui dépend de la perte de chemin (*PL* pour *Path Loss* en Anglais) de la propagation radio entre ces deux nœuds.

Cette puissance entre un nœud émetteur n_e et un autre nœud récepteur n_r est calculée à n_r est

définit par l'équation 3.10.

$$RSS(n_r, n_e) = TX_e - PL(n_e, n_r) \quad (3.10)$$

où TX_e est la puissance d'émission de n_e . $PL(n_e, n_r)$ est la perte de chemin entre n_e et n_r calculée selon le modèle de propagation d'onde étudié dans la section 2.3.

Une fois le RSS est estimé, la connectivité entre les deux nœuds est évaluée par l'équation 3.11. Cette équation, dénoté par $\mu(n_e, n_r)$, évalue si un nœud n_e peut communiquer avec n_r .

$$\mu(n_e, n_r) = \begin{cases} 1 & \text{si } RSS(n_r, n_e) \geq RX_r \\ 0 & \text{si non} \end{cases} \quad (3.11)$$

Connectivité du réseau La détermination de liens entre différents nœuds permet d'évaluer la connectivité du réseau. Pour cela, nous modélisons, en utilisant l'équation 3.11, le ROC par un graphe $G = (\mathcal{N}, E)$ comme suit :

$$\begin{aligned} \mathcal{N} &= \mathcal{S}_k \cup \mathcal{S} \cup \mathcal{A} \\ E &= \left\{ \{n_e, n_r\} \in \mathcal{P}_2(\mathcal{N}) \text{ tels que : } \mu(n_e, n_r)=1 \text{ et } \mu(n_r, n_e)=1 \right\} \end{aligned} \quad (3.12)$$

Nous définissons, par la suite, pour chaque nœud ses voisins. Soit \mathcal{N} notre ROC et n_1 est un nœud quelconque dans \mathcal{N} . Formellement, l'ensemble des voisins de n_1 , dénoté par $v(n_1)$, est décrit par l'équation 3.13.

$$\begin{aligned} \nu : \mathcal{N} &\rightarrow \mathcal{P}(\mathcal{N}) \\ n_1 &\rightarrow \left\{ n_2 \in \mathcal{N}, \{n_1, n_2\} \in E \right\} \end{aligned} \quad (3.13)$$

Nous utilisons l'algorithme BFS (pour *Breadth-First Search*) [100] pour explorer le graphe. Soit BFS la fonction qui prend en entrée un nœud arbitraire n et le graphe G et renvoie un ensemble de tous les nœuds visités. On désigne par $\beta(G, n)$ la fonction qui évalue si un graphe donné G

est connecté ou non. Formellement, cette fonction est calculée par l'équation 3.14 .

$$\beta(G, n) = \begin{cases} 1 & \text{si } BFS(G, n) = |\mathcal{N}| \\ 0 & \text{si non} \end{cases} \quad (3.14)$$

L'une des notions les plus importantes dans un ROC est la notion de trajet. Un trajet d'un nœud émetteur n_e à un nœud récepteur n_r , dénotée par $\varrho(n_e, n_r)$, est la séquence des liens $\langle e_1 \dots e_l \rangle$ avec $e_i \in E$, $n \geq 1$ tel que $e_1 = \{n_s, n_1\}$, $e_i = \{n_{i-1}, n_i\}$ pour $i = 2 \dots n$, et $e_n = \{n_{l-1}, n_d\}$. La longueur du chemin $\varrho(n_s, n_d)$ est égale à l . Nous présentons dans la Figure 3.2 un exemple illustratif de la notion de trajet dans un graphe.

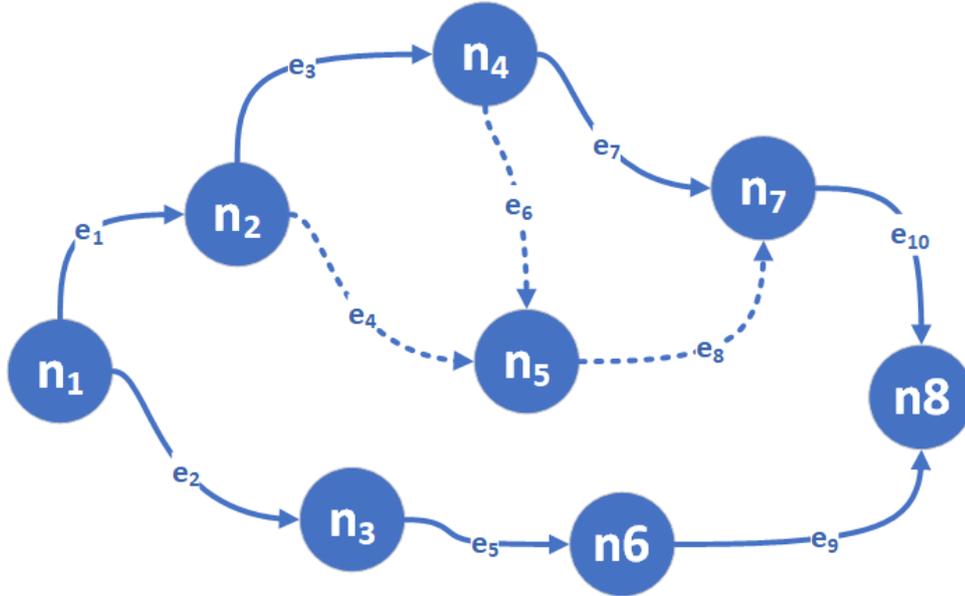


FIGURE 3.2 – Exemple d'un graphe.

Nous supposons que le nœud n_1 souhaite envoyer un message au nœud n_8 . Dans ce cas, plusieurs trajets sont possibles. À titre d'exemple sans s'y limiter, nous présentons les trajets suivants :

- $\varrho_1(n_1, n_8) = \langle n_1, n_2 \rangle, \langle n_2, n_4 \rangle, \langle n_4, n_7 \rangle, \langle n_7, n_8 \rangle$. La longueur de ce trajet est égale à 4.
- $\varrho_2(n_1, n_8) = \langle n_1, n_3 \rangle, \langle n_3, n_6 \rangle, \langle n_6, n_8 \rangle$. La longueur de ce trajet est égale à 3.

3.5.5 Topologies

La connectivité est évaluée en fonction de la topologie requise par le concepteur du réseau. Les topologies maillée, infrastructure et en étoile sont modélisées. Nous définissons Δ comme la fonction d'évaluation de la connectivité selon la topologie.

Topologie maillée Dans une topologie maillée, chaque nœud doit avoir au moins deux voisins et chaque paire de nœuds distincts doit être relié par un chemin. La topologie maillée est illustrée par la Figure 3.3.

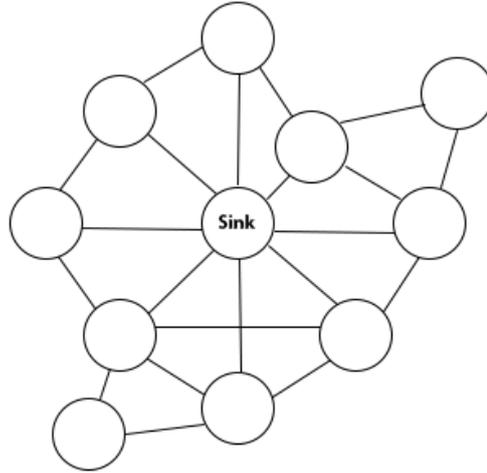


FIGURE 3.3 – Topologie maillée.

Soit n un nœud quelconque du \mathcal{N} . Nous évaluons la connectivité pour la topologie maillée comme suit :

$$\begin{aligned} \Delta : \mathcal{N} &\rightarrow [0, |\mathcal{N} - 1|] \\ \Delta(\mathcal{N}) &= \frac{1}{|\mathcal{N}|} \sum_{n \in \mathcal{N}} \mathbb{1}_{[2, |\mathcal{N}|[}(|\nu(n)|) \end{aligned} \quad (3.15)$$

Dans une topologie maillée, il est possible d'avoir plus d'un chemin entre deux nœuds. Cette caractéristique permet d'avoir plus de tolérance aux pannes et de diminuer la charge du réseau.

Nous définissons la m degré de connectivité par l'équation 3.16.

$$\Delta_m(\mathcal{N}) = \frac{1}{|\mathcal{N}|} \sum_{n \in \mathcal{N}} \mathbb{1}_{[m, |\mathcal{N}|]}(|\nu(n)|) \quad (3.16)$$

Si $m = |\mathcal{N} - 1|$, nous avons une topologie à maillage complet et donc, chaque nœud est connecté à tous les autres nœuds.

Topologie en étoile

De même, nous évaluons la connectivité pour la topologie en étoile. Comme le montre la Figure 3.4, chaque nœud de capteur ou actionneur doit être connecté à la station de base (*sink*). Seul ce nœud a plus d'un voisin.

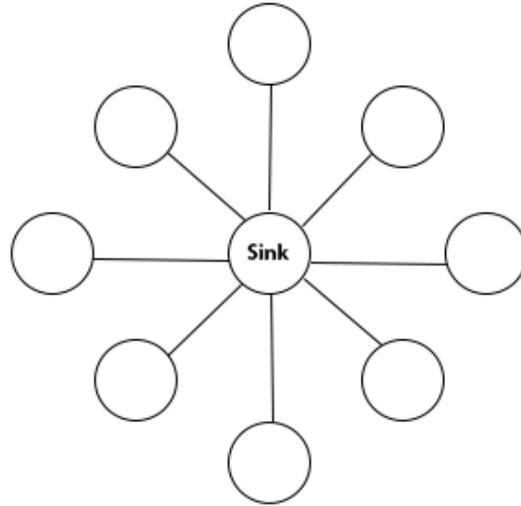


FIGURE 3.4 – Topologie en étoile.

Soit n un nœud capteur ou actionneur ($n \in \mathcal{S} \cup \mathcal{A}$). La fonction de connectivité correspondante pour la topologie en étoile est décrite par l'équation 3.17.

$$\Delta(\mathcal{N}) = \frac{1}{|\mathcal{S}| + |\mathcal{A}|} \sum_{n \in \mathcal{S} \cup \mathcal{A}} \mathbb{1}_{[1, |\mathcal{S}k|]}(|\nu(n) \cap \mathcal{S}k|) \quad (3.17)$$

Topologie infrastructure

Dans la topologie infrastructure, chaque capteur et actionneur doit être connecté à au moins une station de base et les stations de base doivent être connectées entre elles. La Figure 3.5 montre un exemple d'organisation des nœuds dans cette topologie.

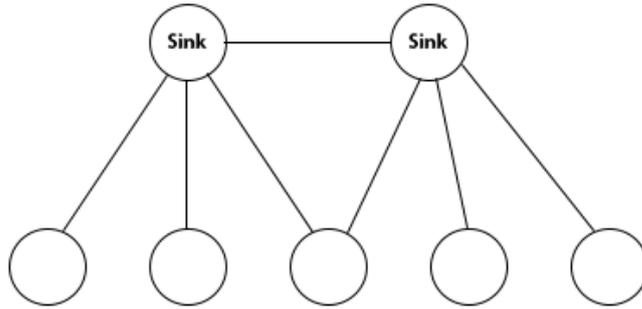


FIGURE 3.5 – Topologie infrastructure.

Soit n un nœud capteur ou actionneur ($n \in \mathcal{S} \cup \mathcal{A}$). La fonction évaluant la connectivité dans une topologie d'infrastructure est décrite par l'équation 3.18.

$$\Delta(\mathcal{N}) = \frac{1}{|\mathcal{N}|} \left[\sum_{n \in \mathcal{S} \cup \mathcal{A}} \mathbb{1}_{[1, |S_k|]} (\nu(n_{i,j}) \cap S_k) + \sum_{sk \in S_k} \mathbb{1}_{[1, |S_k|]} (\nu(sk) \cap S_k) \right] \quad (3.18)$$

3.5.6 Coût

Le coût est une métrique importante qui doit être réduite autant que possible lors du déploiement de ROC. La réduction du nombre de nœuds permet d'augmenter la rentabilité du réseau. Chaque nœud a un coût, y compris sa production, son déploiement et sa maintenance. Le coût du nœud dépend de l'emplacement du nœud et de son type. Ce coût est calculé comme la somme des coûts d'achat et d'installation de tous les capteurs, actionneurs et puits. Cette métrique est calculée par l'équation 3.19.

$$\Gamma(N) = \sum_{s_{i,j} \in S} (\tau_{i,j} + \tau_s) + \sum_{sk_{i,j} \in S_k} (\tau_{i,j} + \tau_{sk}) + \sum_{a_{i,j} \in A} (\tau_{i,j} + \tau_a) \quad (3.19)$$

Avec cette formulation, l'hétérogénéité des nœuds est prise en compte. $\tau_{i,j}$ dépend du l'emplacement du nœud. Certaines positions sont difficiles d'accès par rapport à d'autres. Par exemple, $\tau_{i,j}$ peut être exprimé en fonction de la hauteur de la position d'un nœud.

3.5.7 Consommation énergétique

Comme déjà discuté dans le chapitre précédent, nous adoptons le modèle du premier ordre pour modéliser la consommation énergétique [99]. Les énergies consommées pour transmettre ou recevoir un paquet sont calculées respectivement par l'équation 3.20 et l'équation 3.21.

$$E_{Tx}(n_{i,j}, n_{i',j'}, data) = \begin{cases} E_{elec}.data + \epsilon_{fs}.data.d(n_{i,j}, n_{i',j'})^2 & \text{si } d_0 \geq d(n_{i,j}, n_{i',j'}) \\ E_{elec}.data + \epsilon_{amp}.data.d(n_{i,j}, n_{i',j'})^4 & \text{si } d_0 \leq d(n_{i,j}, n_{i',j'}) \end{cases} \quad (3.20)$$

$$E_{Rx}(data) = E_{elec}.data \quad (3.21)$$

3.6 Optimisation multi-objectif de déploiement

Les métriques modelées permettent d'évaluer la QoS du ROC. Dans le but d'avoir un ROC avec des performances optimales, le problème est formulé comme un problème d'optimisation multi-objectif sous contraintes. Ce problème consiste à optimiser simultanément de nombreux objectifs soumis à des contraintes. Nous définissons une première contrainte liée au budget disponible (*Budget_Max*), spécifié par le concepteur du réseau. Le coût de la solution à proposer ne doit pas dépasser ce budget. De même, nous avons défini des contraintes liées aux degrés de couverture k et de connectivité m . Nous posons aussi une contrainte de connectivité du graphe.

L'équation 3.22 présente notre modélisation du problème.

$$\begin{array}{l}
 \text{Objectifs} \left\{ \begin{array}{l}
 \text{Max } \Delta(\mathcal{N}) \quad , \text{ équation (3.15 – 3.18)} \\
 \text{Max } \mathcal{C}(\mathcal{N}) \quad , \text{ équation (3.7)} \\
 \text{Max } \mathcal{C}_k(C) \quad , \text{ équation (3.8)} \\
 \text{Min } \mathcal{R}_k(C) \quad , \text{ équation (3.9)} \\
 \text{Min } \Gamma(\mathcal{N}) \quad , \text{ équation (3.19)}
 \end{array} \right. \quad (3.22) \\
 \\
 \text{contraintes} \left\{ \begin{array}{l}
 \beta(G, n) = 1 \\
 k = \text{degré de couverture} \\
 m = \text{degré de connectivité} \\
 \Gamma(\mathcal{N}) \leq \text{Budget_Max}
 \end{array} \right.
 \end{array}$$

Le problème vise à maximiser la connectivité, la couverture et la k-couverture, et à minimiser la redondance de couverture et le coût.

Ces objectifs de maximisation et de minimisation traités sont contrebalancés. Améliorer la couverture nécessite plus de nœuds et par la suite une augmentation de coût. Aussi, diminuer la redondance de couverture par l'éloignement de nœuds peut engendrer une perte de connexion entre les nœuds.

Afin de remédier à ce problème, nous combinons l'optimisation multi-objectif avec une deuxième fonction d'évaluation basée sur la méthode d'optimisation par somme pondérée. Cette méthode nous permet de fixer l'importance de chaque métrique dans la définition de la QoS du ROC.

Cette seconde fonction d'évaluation est décrite par l'équation 3.23 et la figure 3.6.

$$\mathcal{F}(\mathcal{S}) = w_1 \cdot \Delta(\mathcal{N}) + w_2 \cdot \mathcal{C}(\mathcal{N}) + w_3 \cdot \mathcal{C}_k(C) - w_4 \cdot \mathcal{R}_k(C) - w_5 \cdot \Gamma(\mathcal{N}) \quad (3.23)$$

\mathcal{S} est l'ensemble de solution. w_i présente le poids de i -ème objectif. Le poids de chaque objectif dépend de préférences du concepteur et varie d'une application à une autre. Il indique l'importance de chaque objectif dans la solution finale.

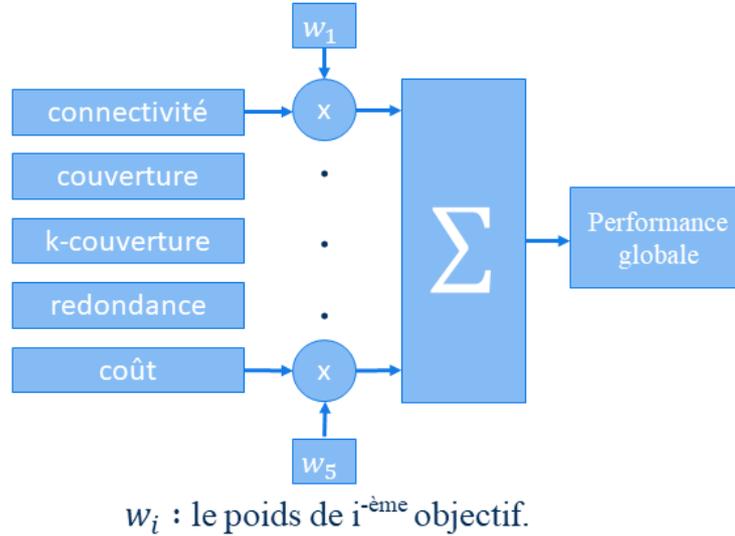


FIGURE 3.6 – La méthode de la somme pondérée.

Pour résumer, dans notre approche, deux méthodes de résolution sont combinées afin d’avoir une solution précise et générique pour différentes applications.

3.7 Optimisation de la consommation énergétique et de la durée de vie

La consommation énergétique d’un réseau après son déploiement doit être optimisée. A chaque émission ou réception d’un message, le nœud consomme de l’énergie qui dépend de la taille de message et de la distance entre les deux nœuds. Soit $\mathcal{E}_n(t)$ l’énergie totale consommée par le nœud n jusqu’à l’instant t . La minimisation de la consommation énergétique est formulée par l’équation 3.24.

$$\min_{n \in \mathcal{N}} \mathcal{E}_n(t) \tag{3.24}$$

Nous évaluons aussi la consommation totale du réseau et l’efficacité énergétique, dénotées respectivement par $\mathcal{E}_{\mathcal{N}}$ et \mathcal{E}_E . La consommation totale est calculée par l’équation 3.25.

$$\mathcal{E}_{\mathcal{N}}(t) = \sum_{n \in \mathcal{N}} \mathcal{E}_n(t) \tag{3.25}$$

Soit $N_{packets}$ le nombre de paquets reçus par la station de base. L'efficacité énergétique du réseau à un instant t est calculée par l'équation 3.26.

$$\mathcal{E}_E(t) = \frac{N_{packets}}{\mathcal{E}_N(t)} \quad (3.26)$$

Nous évaluons aussi la durée de vie d'un ROC. La durée de vie globale du ROC est définie en fonction de la durée de vie de ses nœuds. La durée de vie d'un nœud est l'instant où le nœud épuise toute l'énergie dans sa batterie. Soient n et E_n^{Tot} respectivement un nœud dans \mathcal{N} et la capacité de la batterie de n . Formellement, la durée de vie du nœud n , dénotée par $\mathcal{L}(n)$, est calculée par l'équation 3.27.

$$\mathcal{L}(n) = \{t \mid E_n^{Tot} - \mathcal{E}_n(t) = 0\} \quad (3.27)$$

Comme évoqué dans le 1^{er} chapitre, il n'y a pas de consensus pour la définition de la durée de vie du réseau. Dans nos travaux, nous avons retenu trois définitions. Ces définitions sont formulées comme suit :

Définition 1 *La durée de vie d'un ROC est la durée entre sa mise en service et le moment où un premier nœud est hors service. Un nœud est considéré comme hors service (mort) si toute sa source d'énergie est épuisée. Formellement, elle est définie par l'équation 3.28.*

$$\mathcal{L}_1(\mathcal{N}) = \min_{n \in \mathcal{N}} \mathcal{L}(n) \quad (3.28)$$

Définition 2 *La durée de vie d'un ROC est la durée entre sa mise en service et le moment où premier nœud devient isolé. Un nœud isolé est un nœud qui a encore de l'énergie mais tous ses voisins sont hors service. Formellement, cette définition est décrite par l'équation 3.29.*

$$\mathcal{L}_2(\mathcal{N}) = \min_{n \in \mathcal{N}} \{ \max_{m \in v(n)} \mathcal{L}(m) \} \quad (3.29)$$

Définition 3 *La durée de vie d'un ROC est la durée entre sa mise en service et le moment où aucun paquet ne peut plus être livré. Autrement, aucun nœud du ROC peut communiquer avec la station de base sk . Formellement, elle définit par l'équation 3.30.*

$$\mathcal{L}_3(\mathcal{N}) = \{t \text{ lorsque } \forall n \in \mathcal{N} \mid \varrho(n, sk) = 0\} \quad (3.30)$$

3.8 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté notre modélisation de l'espace de déploiement, du réseau d'objets communicants et des différentes métriques. Le problème d'optimisation de déploiement du réseau est formulé sous forme d'un problème d'optimisation multi-objectif sous contraintes. La couverture, la k-couverture, la redondance de couverture, la connectivité et le coût sont des objectifs de maximisation et de minimisation. Les contraintes de notre problème sont le budget disponible ainsi que le degré de la connectivité et le degré de la couverture. Cette formulation du problème multi-objectif fera l'objet du premier outil d'optimisation (MOONGA) qui permettra de déterminer la configuration optimale des différents nœuds avant son déploiement. La consommation énergétique et la durée de vie sont aussi formulées mathématiquement et intégrées dans le deuxième outil d'optimisation (R2LTO). Cet outil servira à l'optimisation de la consommation énergétique lors du routage de l'information. Ces deux outils seront présentés dans le chapitre suivant.

GÉNÉRATION DU DÉPLOIEMENT OPTIMAL ET OPTIMISATION ÉNERGÉTIQUE PAR APPRENTISSAGE

Sommaire

5.1	Introduction	88
5.2	Rappel des objectifs de cette validation	88
5.3	Protocole de validation des modèles	89
5.4	Évaluation de l'optimisation multi-objectif basée sur l'approche MOONGA	95
5.4.1	Conditions de simulations	96
5.4.2	Évaluation des performances pour différentes topologies	97
5.4.3	Évaluation des performances en cas de contrainte d'emplacement	98
5.4.4	Évaluation des performances en cas de préférences du concepteur	100
5.4.5	Évaluation des performances par rapport à l'importance des métriques	104
5.4.6	Évaluation des performances par rapport à l'espace de déploiement	105
5.4.7	Comparaison avec d'autres travaux	105
5.5	Optimisation de la consommation d'énergie et de la durée de vie	113
5.5.1	Conditions de simulations	113
5.5.2	Évaluation des performances relativement au rayon de communication	114
5.5.3	Évaluation des performances relativement à la densité du réseau	118
5.5.4	Comparaison avec d'autres travaux	120
5.6	Conclusion	123

4.1 Introduction

Dans le chapitre précédent, nous avons présenté notre formulation mathématique du problème d'optimisation de déploiement d'un ROC. Pour la résolution de cette problématique nous proposons et prouvons l'efficacité d'un processus d'optimisation en deux phases. La première phase de cette optimisation, effectuée dès la conception d'un ROC, consiste à déterminer les emplacements des différents nœuds pour atteindre les meilleures performances relativement à une partie des métriques définies précédemment. La seconde phase de cette optimisation s'étend pour couvrir aussi la consommation énergétique et la durée de vie.

La première phase est une optimisation multi-objectif sous contraintes. Comme nous l'avons largement commenté dans notre étude bibliographique, ce problème est un problème NP-Complet [8, 9]. Par conséquent, il ne peut pas être résolu par des méthodes exactes dans des délais raisonnables, ce qui motive la recherche de nouvelles approches basées plutôt sur des méthodes meta-heuristiques. Dans notre étude nous proposons une approche de résolution basée sur une adaptation des algorithmes génétiques bio-inspirés. En effet l'adéquation à notre problème de ces algorithmes est due à leur capacité à établir un équilibre entre exploration et exploitation de l'espace de recherche et à éviter les optimums locaux.

Pour la deuxième phase qui consiste à optimiser en permanence la consommation énergétique et la durée de vie, nous nous appuyons sur le fait que cette optimisation est fortement liée à l'efficacité du routage. Pour la résolution de ce problème nous proposons une nouvelle approche fondée sur le concept d'apprentissage par renforcement dans un système multi-agents. La modélisation du ROC par un système multi-agents permet d'effectuer cette optimisation d'une manière collaborative, distribuée et en temps réel, où chaque nœud (agent) détermine, en collaboration avec les autres, le chemin qui optimise la consommation énergétique et qui prolonge par conséquent la durée de vie. Cette interactivité des agents avec leur environnement et leur capacité de construire une stratégie dynamique et adaptée à cet environnement fait de l'apprentissage par renforcement la méthode la plus efficace pour résoudre ce problème d'optimisation [101].

Dans ce chapitre, nous présentons les différents éléments de nos approches. Dans une première partie, nous revenons sur les algorithmes génétiques avant de détailler la méthode de résolution de l'optimisation multi-objectif et sa mise en œuvre appelée MOONGA (pour Multi-Objective Optimization of Wireless Network Approach Based on Genetic Algorithm). La deuxième partie est dédiée à l'optimisation de la consommation énergétique et la durée de vie du réseau après son

déploiement. Dans cette partie, nous introduisons tout d’abord l’apprentissage par renforcement puis nous présentons notre méthode d’optimisation de la consommation énergétique et de la durée de vie ainsi que la mise en œuvre de la deuxième outil appelée R2LTO (pour Reinforcement Learning for Life-Time Optimisation).

4.2 Optimisation multi-objectif de déploiement

Le problème de la génération automatique d’un déploiement optimal pour un ROC, a été transformé en un problème d’optimisation multi-objectif, dont la formulation est détaillée dans le chapitre précédent (3.22). Par souci de compréhension et avant d’aborder la résolution de ce problème, nous rappelons les objectifs et les contraintes de cette optimisation :

$$\begin{array}{l}
 \text{Objectifs} \left\{ \begin{array}{l}
 \text{Maximisation de la connectivité} \\
 \text{Maximisation de la couverture} \\
 \text{Maximisation de la k-couverture} \\
 \text{Minimisation de la redondance de couverture} \\
 \text{Minimisation du coût}
 \end{array} \right. \\
 \\
 \text{contraintes} \left\{ \begin{array}{l}
 \text{Tous les nœuds sont connectés} \\
 \text{Assurer k degré de couverture} \\
 \text{Assurer m degré de connectivité} \\
 \text{Ne pas dépasser le budget (ou bien N° de nœuds)}
 \end{array} \right.
 \end{array} \tag{4.1}$$

Entre les différentes méthodes de résolution de ce problème, mentionnées dans notre étude bibliographique, nous avons opté pour les algorithmes génétiques qui montrent une efficacité pour résoudre ce type de problèmes lorsqu’il n’existe pas de méthode exacte de complexité raisonnable. Le principe de ces algorithmes, bio-inspirés de l’évolution naturelle, est de faire évoluer un sous ensemble de solutions pour converger vers une solution optimale. Cette évolution est faite au gré des opérations de sélection, de croisement et de mutation. Cependant, ces algorithmes ne conduisent pas forcément, de manière certaine, à une solution optimale. Leur efficacité repose sur le choix de la fonction d’évaluation et sur les stratégies d’application des opérateurs génétiques. Traditionnellement, ces algorithmes sont appliqués et adaptés à des problèmes d’optimisation mono-objectif. Leur adaptation à des problèmes multi-objectif passe en général par une trans-

formation en problème mono-objectif, ce qui entraîne une limitation de l'approche en termes d'exactitude et d'efficacité.

En choisissant donc ces algorithmes génétiques, nous nous trouvons face à la problématique de leur adaptation à la nature de notre problème. Cette adaptation concerne le codage des individus, la fonction d'évaluation, les opérateurs génétiques de sélection, de croisement et de mutation et leur paramétrage. Dans cette étude, nous avons expérimenté plusieurs adaptations de ces algorithmes, pour finalement développer une approche hybride, agile et adaptable à toute instance de ce problème ; inspirée dans sa forme de ces algorithmes mais assez éloignée dans ses principes et ses détails.

4.2.1 Principe global du modèle génétique

La Figure 4.1 illustre le principe général de ce processus d'optimisation par algorithme génétique. Dans ce processus bio-inspiré de l'évolution naturelle, les solutions possibles sont appelées individus (ou chromosomes) et toute ensemble d'individus forme une population. Initialement, un ensemble d'individus est créé aléatoirement, ou fixé par l'utilisateur, qui forme la population initiale. Ensuite, ces individus qui représentent des solutions potentielles sont évalués par une fonction d'évaluation (Fitness en Anglais). Selon cette fonction, les meilleurs sont identifiés et seront par la suite croisés et mutés pour créer une nouvelle génération. L'ancienne génération et la nouvelle sont évaluées pour ne garder que les meilleurs entre eux dans la prochaine génération. Le remplacement des individus les plus faibles conduit à l'amélioration en moyenne des performances d'une génération à une autre. Avec cette approche, uniquement les meilleurs individus survivent.

Malgré cette simplicité de principe, l'implémentation des AGs nécessite une adaptation au problème traité pour garantir l'efficacité de l'algorithme. Cette adaptation commence par la définition de la représentation adéquate des solutions (individus). Cette représentation influence énormément la complexité de l'algorithme. Une fois la représentation de l'individu est définie, les opérateurs génétiques sont adaptés en fonction de celle-ci.

4.2.2 Codage des individus et initialisation de la population

Un individu doit représenter au mieux la solution en encodant toutes les informations nécessaires. En ce qui concerne notre problème, il doit coder l'espace de déploiement et les caractéristiques

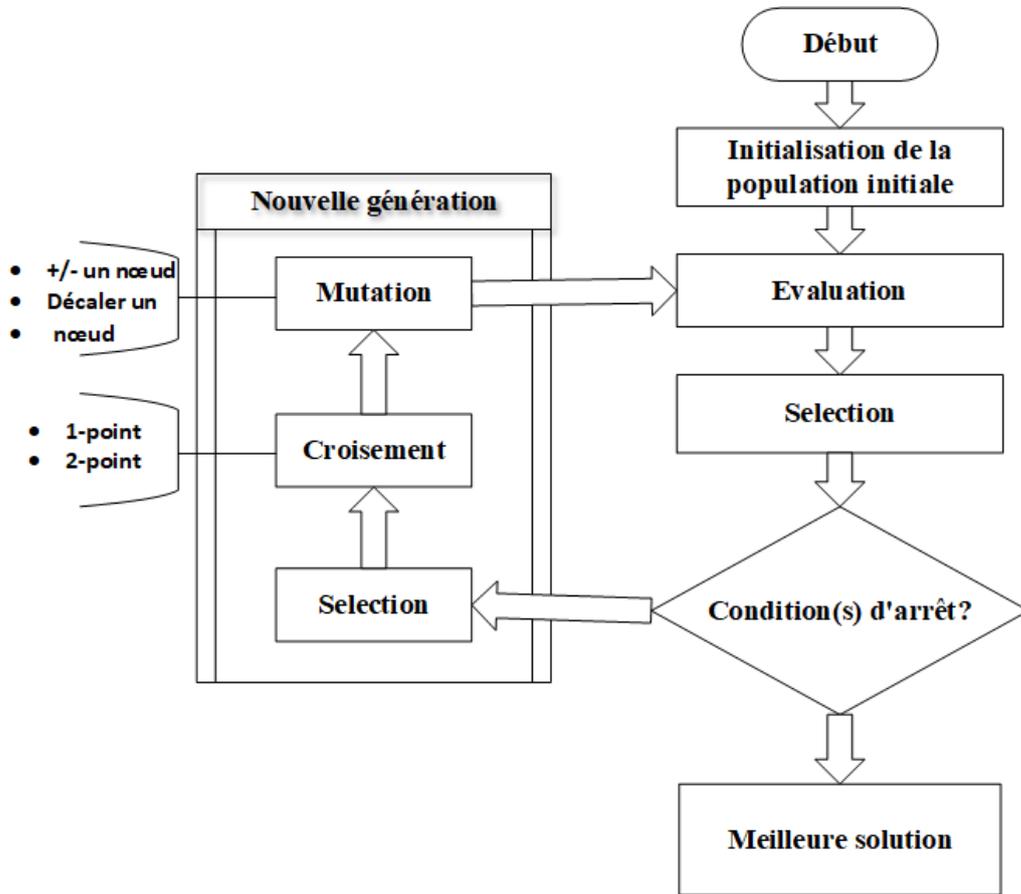


FIGURE 4.1 – Principe global du modèle génétique.

des différents nœuds placés. Pour cela, nous représentons un individu comme un vecteur dont la taille est égale au nombre de cellules de l'espace de déploiement. Chaque élément de ce vecteur, appelé gène, code l'occupation d'une cellule de cet espace C (voir section 3.3). Considérons l'espace de déploiement illustré sur la Figure 4.2, l'individu correspondant à cet exemple est traduit par la Figure 4.3.

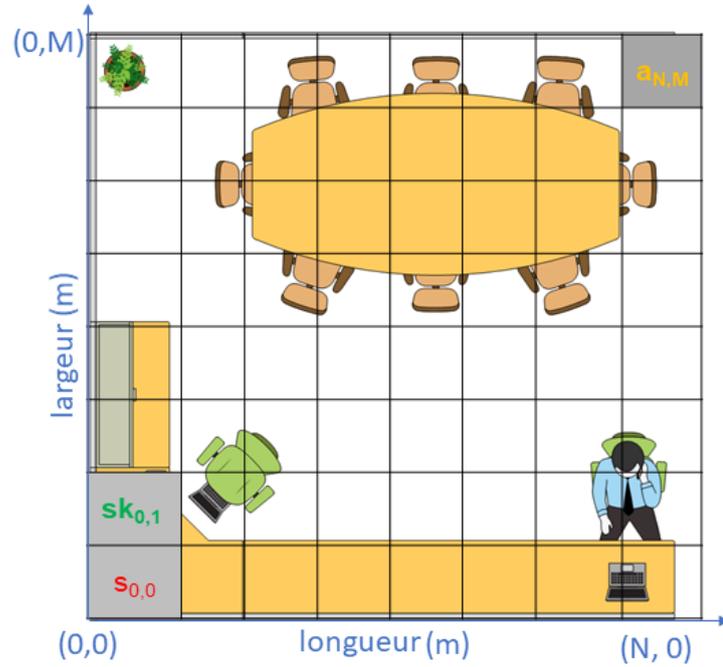


FIGURE 4.2 – Exemple d'un espace de déploiement.

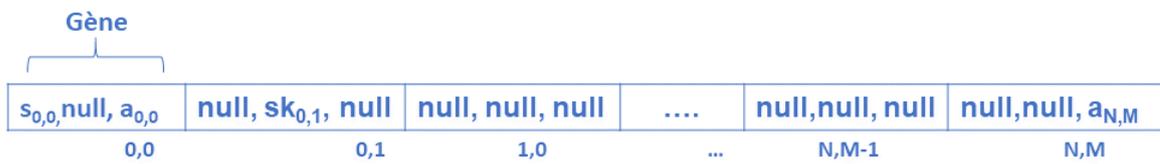


FIGURE 4.3 – Représentation des individus.

L'ensemble des individus forme une population P :

$$P = \{I_1, I_2, \dots, I_{|C|}\} \quad (4.2)$$

Une fois la représentation des individus est fixée, la population initiale P_0 , contenant un grand nombre de solutions réalisables, est créée aléatoirement tout en assurant une diversité suffisante afin d'éviter les optimums locaux.

4.2.3 Évaluation et sélection

La performance de chaque individu, qui représente une éventuelle solution, est évaluée relativement à chaque métrique parmi toutes les métriques définies précédemment par les équations 3.15, 3.7, 3.8, 3.9 et 3.19. Autrement dit, chaque individu aura une valeur pour chaque métrique considérée (couverture, k-couverture, redondance de couverture, connectivité, m-connectivité, coût) qui reflète sa qualité en termes d'optimisation de celle-ci. A partir de ces évaluations, une moyenne pondérée est également calculée relativement à l'importance, selon les préférences du concepteur, de chaque métrique. Cette évaluation de la performance globale est définie par l'équation 3.23.

Après l'évaluation de chaque individu de la population, la question qui se pose est : quels individus sélectionner pour participer à la reproduction génétique ? Plusieurs opérateurs de sélection existent dans la littérature (sélection aléatoire, sélection par tri, sélection de roulette, etc.). Il s'avère que pour des problèmes d'optimisation multi-objectif, converger vers l'optimum global est moins probable que pour des problèmes mono-objectifs. Pour pallier à ce problème, nous combinons deux méthodes de sélection.

La première est une sélection avec la méthode NSGA-II. Cette méthode, initialement proposé par [102], est basée sur la notion de dominance de Pareto. Vu que les objectifs sont en concurrence, il n'est pas possible d'optimiser tous les objectifs à la fois. L'amélioration de l'un engendre la dégradation de l'autre. Dans ce cas, parmi les solutions possibles, il aura des solutions qui peuvent être meilleures en termes d'un objectif mais moins bons pour l'ensemble de tous les objectifs. Pour illustrer ce phénomène, considérons un exemple de problème de minimisation à deux objectifs f_1 et f_2 illustré dans la Figure 4.4. Dans cet exemple, l'ensemble de solutions peut être divisé en deux sous-ensembles. Un premier sous-ensemble qui regroupe les solutions dont les performances, pour les deux objectifs f_1 et f_2 , sont minorés par une même solution. Ces solutions sont appelées des solutions dominées. Dans l'exemple illustratif, cet ensemble englobe les solutions $\{e, f, g, h, j, k\}$. L'autre ensemble de solutions non dominées forme ce qu'on appelle le Pareto-front.

Parmi les solutions Pareto, il n'existe pas une meilleure que les autres. La décision peut être confiée au concepteur du réseau pour choisir la solution adaptée à ses préférences. Dans notre approche, pour plus d'agilité et d'adaptabilité aux différentes instances de ce problème d'opti-

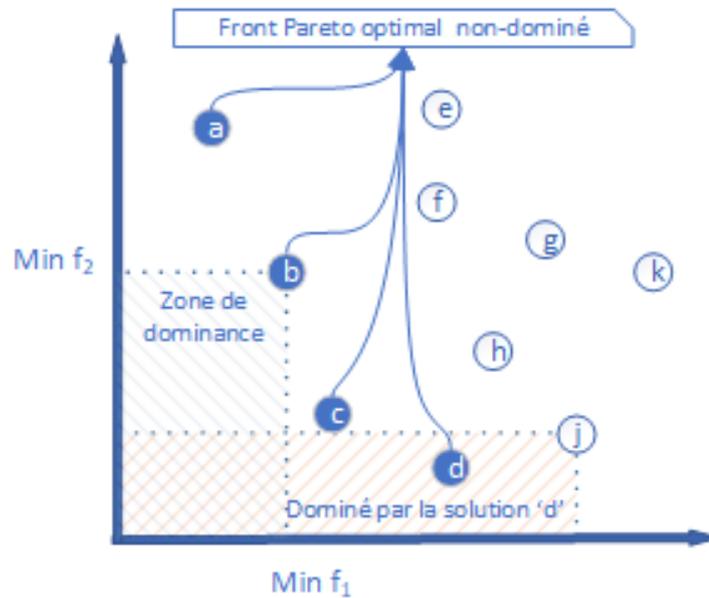


FIGURE 4.4 – Dominance Pareto.

misation, nous avons intégré une deuxième méthode de sélection. Il s'agit de la sélection élitiste. Cette deuxième méthode permet de déterminer la meilleure solution parmi les solutions du front Pareto en se basant sur la performance globale calculée par l'équation 3.23.

4.2.4 Croisement

L'idée générale du processus de croisement est l'échange de certains gènes entre les deux parents sélectionnés. Ce processus permet de générer de nouvelles solutions qui se trouvent dans des espaces inexplorés auparavant. Dans notre approche, nous adoptons la stratégie de croisement à un point et à deux points. Les points de croisement sont choisis arbitrairement. Nous sélectionnons les $R_c \cdot |P|$ meilleurs individus de la population P où R_c est le taux de croisement. Dans la Figure 4.5, nous illustrons le processus de croisement en un point.

4.2.5 Mutation

La mutation consiste à modifier certains gènes d'un individu. Cet opérateur aide à maintenir la diversité afin d'éviter la convergence prématurée vers un optimum local, mais il peut également

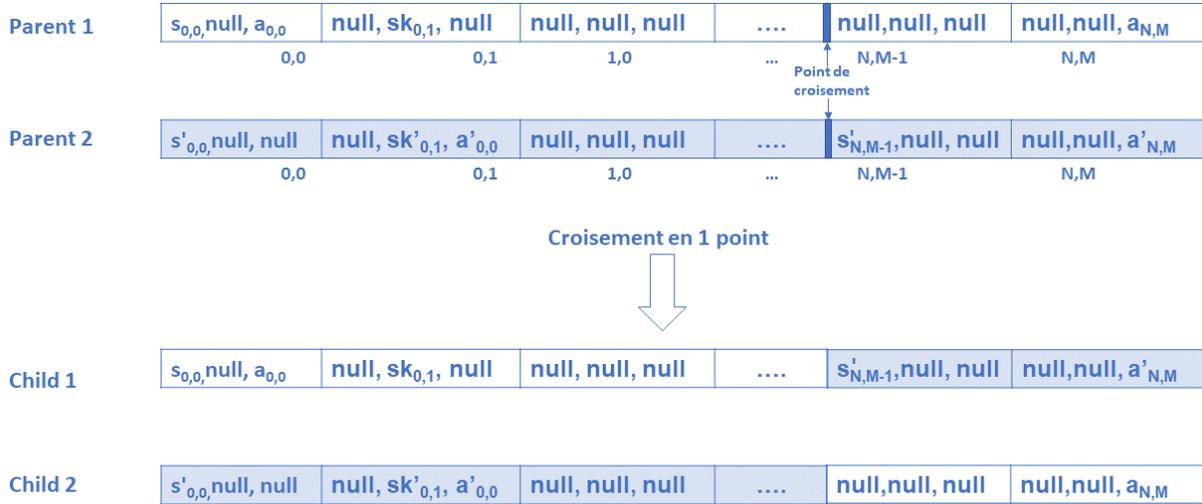


FIGURE 4.5 – Exemple du processus de croisement en un point.

perturber la convergence de l’algorithme. Les individus sont mutés avec un taux de mutation R_m . Les $R_m \cdot |P|$ meilleurs individus sont mutés avec une probabilité P_m de mutation de leurs gènes. Dans notre approche, nous avons développé deux opérateurs de mutation adaptés à la nature de notre problème. Le premier opérateur de mutation permet d’ajouter/supprimer au hasard un nœud de l’espace de déploiement. Le second opérateur de mutation modifie la position d’un nœud déployé en ajoutant ou en soustrayant une valeur aléatoire Δ . Les opérateurs de mutation proposés sont illustrés dans Figure 4.6.

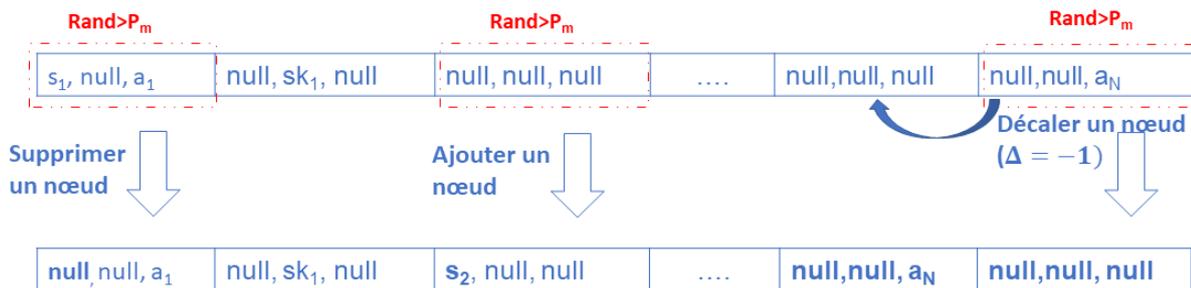


FIGURE 4.6 – Exemple du processus de mutation.

4.2.6 Configuration des opérateurs

Après avoir présenté les différents opérateurs génétiques, nous étudions leurs paramètres afin de garantir la convergence vers une solution optimale avec une complexité moindre, en termes de temps d'exécution. Cette convergence est liée à la capacité de l'algorithme à explorer de nouvelles solutions et à exploiter ces solutions que les raffinent et les améliorent. Le croisement et la mutation permettent l'exploration de l'espace de solutions. Tandis que la sélection permet d'exploiter les meilleurs individus. Aussi, la taille de la population et le nombre de générations affecte l'efficacité de l'algorithme.

Nous soulignons ici que la configuration de ces paramètres est très sensible et dépend de l'instance du problème (taille de l'espace, caractéristiques des nœuds, etc.). Mais, vu que la configuration des opérateurs nécessite des simulations intensives et un temps de calcul important, il n'est pas possible de configurer les opérateurs pour chaque instance. Dans la suite, nous choisissons l'instance du problème décrit par le tableau Table 4.1 pour configurer les différents opérateurs.

TABLE 4.1 – Instance du problème pour la configuration des opérateurs

Paramètres	Valeurs
Espace de déploiement	184
Topologie	Maillée
N° nœud	8
TX(dBm)	0
RX(dBm)	-92
G_{Tx}, G_{Rx} (dBm)	0
$R^{min}(m)$	4
p	2
τ_s	0.5
τ_{sk}	0.5
τ_a	0.5
$\tau_{i,j}$	0.5
w_i pour $i \in \{1, 2, 4, 5\}$	1
w_3	0
k	1
m	1

Taux de croisement et de mutation

Le choix des taux R_c et R_m affecte d'une manière critique les performances et le comportement de l'algorithme. Pour choisir les taux les plus adaptés, nous varions R_c et R_m de 0 à 1 avec un pas de 0,1. Vu la nature aléatoire des opérateurs, nous utilisons la technique de validation croisée (10-Cross-Validation) pour moyenner les performances et les temps d'exécution pour chaque couple (R_c, R_m) . Le nombre de générations est fixé à 300. Le tableau Table 4.2 résume la moyenne de la fonction d'évaluation obtenue pour chaque couple (R_c, R_m) . La Figure 4.7 montre graphiquement la variation de cette moyenne par rapport à différents taux.

TABLE 4.2 – Variation des valeurs de fitness en fonction des taux de croisement et de mutation.

$R_m \setminus R_c$	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9
0.1	0.853	0.908	0.908	0.989	1.005	0.935	0.946	0.946	0.978
0.2	0.859	0.880	0.935	0.880	0.880	0.951	0.978	0.951	0.967
0.3	0.848	0.962	0.946	0.940	0.967	0.973	0.946	1.016	1.000
0.4	0.821	0.929	0.902	0.864	0.913	1.071	0.940	0.897	0.984
0.5	0.821	0.897	0.897	0.946	0.967	0.918	0.940	0.978	0.940
0.6	0.940	0.946	1.043	0.946	0.929	0.913	0.962	0.962	1.000
0.7	0.772	0.918	0.918	0.913	0.891	1.005	1.08	1.000	0.984
0.8	0.837	0.918	0.870	1.000	1.054	0.967	0.940	0.913	1.000
0.9	0.810	0.935	0.913	0.978	0.940	1.065	0.967	0.957	0.989

Selon le tableau Table 4.2 et la Figure 4.7, nous avons des couples avec des valeurs assez proches (couples mis en gras dans le tableau Table 4.2). Dans ce cas, nous choisissons le meilleur couple en fonction du temps d'exécution. Le tableau Table 4.3 montre le temps d'exécution pour ces couples.

TABLE 4.3 – Le temps d'exécution en fonction de R_c et R_m .

(R_c, R_m)	(0.3,0.6)	(0.5,0.8)	(0.6,0.4)	(0.6,0.9)	(0.7,0.7)
Temps (s)	363.283	628.992	687.738	761.264	832.318

Le couple (0.3,0.6), ayant le temps d'exécution le plus court, est choisi pour avoir un compromis entre optimisation de la fonction d'évaluation et le temps d'exécution.

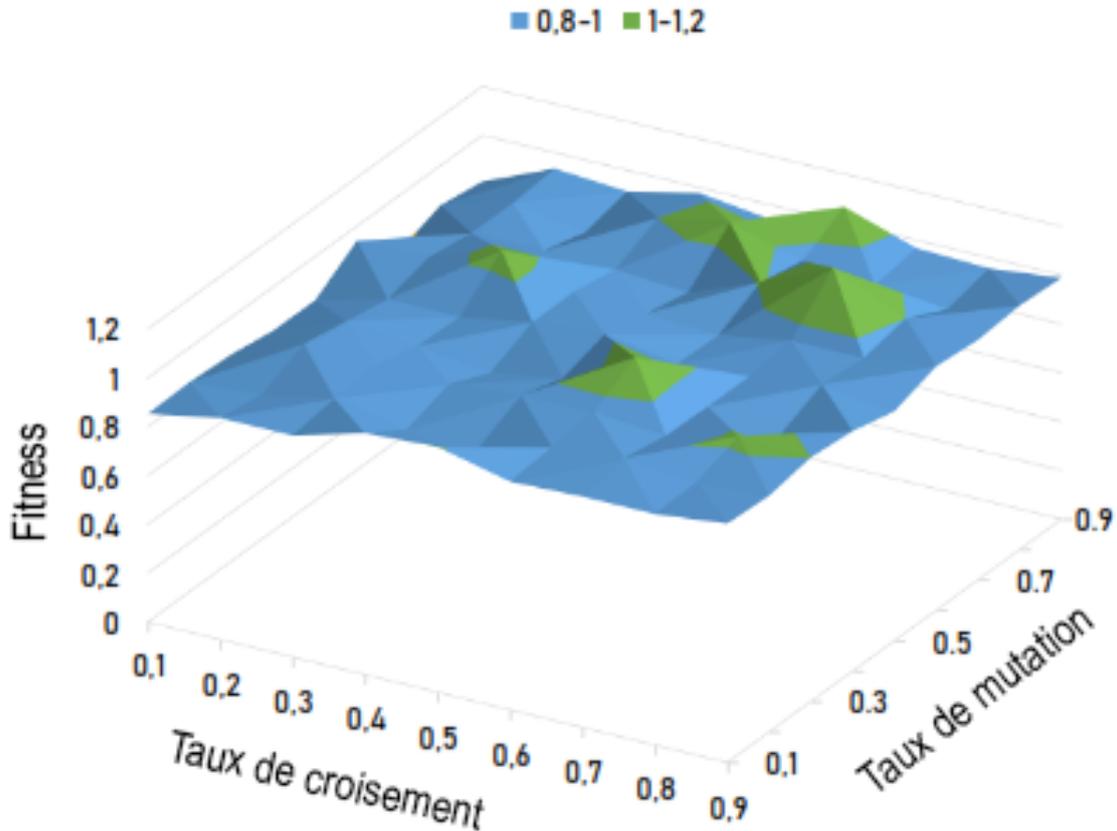


FIGURE 4.7 – Impact des taux de croisement et de mutation sur la fonction d'évaluation

Probabilité de mutation

Dans chaque population, une proportion de 60% de la population P est sélectionnée pour être mutée. Tout gène d'un individu sélectionné est muté avec une probabilité P_m . Ce paramètre impacte la convergence et le temps de calcul. Les probabilités testées ainsi que les résultats obtenus sont résumés dans la Figure 4.8.

En se référant à la Figure 4.8, la valeur la plus élevée de la fonction d'évaluation est obtenue pour $P_m = 0,15$. Nous remarquons que le temps d'exécution n'est pas très affecté par ce paramètre. Cela est dû à la nature du processus de mutation qui consiste à échanger deux valeurs (décalage d'un gène) ou une simple affectation de variable (modification d'un gène).

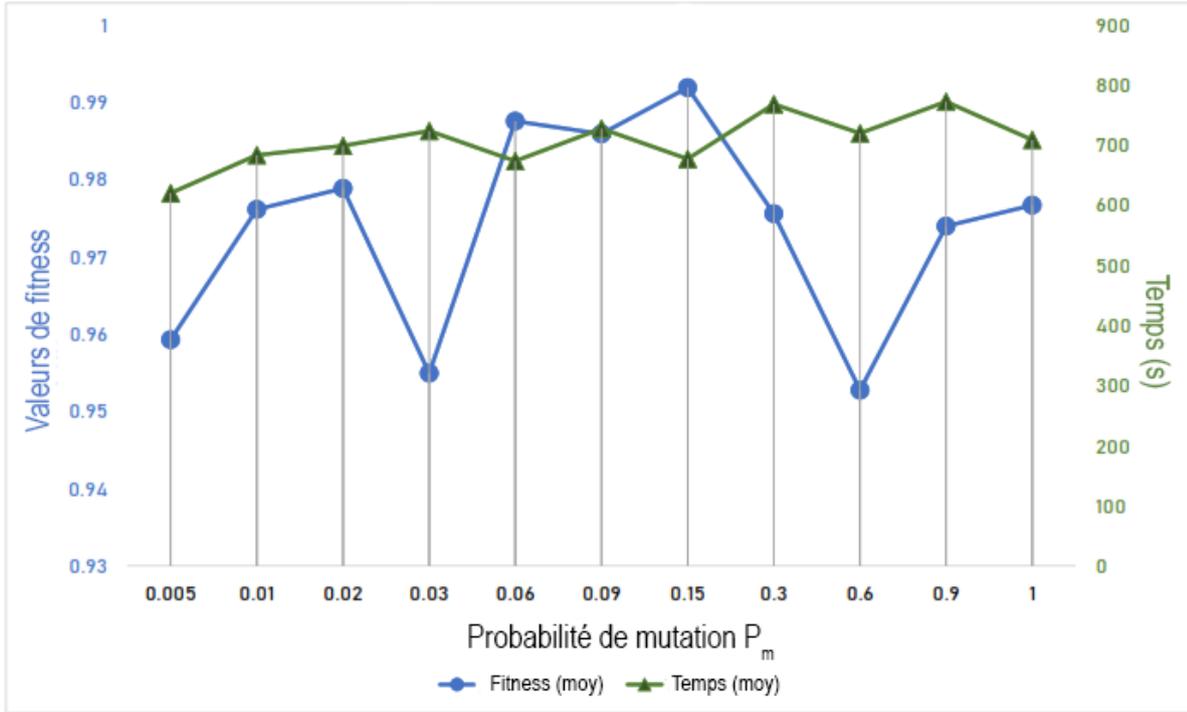


FIGURE 4.8 – Impact de la probabilité de mutation sur la fonction d'évaluation et le temps d'exécution.

Taille de la population

La taille de la population est un autre facteur qui influence la convergence. Pour choisir la taille de population optimale, nous varions la taille de la population de 10 à 100 individus avec un pas de 10. La Figure 4.9 montre l'impact de la taille de la population sur l'algorithme proposé.

La Figure 4.9 illustre l'évolution du maximum de la fonction d'évaluation par rapport à la taille de la population et le temps d'exécution nécessaire pour atteindre ce maximum. Pour des populations de taille supérieures à 40 individus, le maximum de la fonction d'évaluation se stabilise. Pour garantir, donc, un compromis entre l'optimisation de la fonction d'évaluation et le temps d'exécution, la taille de la population est fixée à 40.

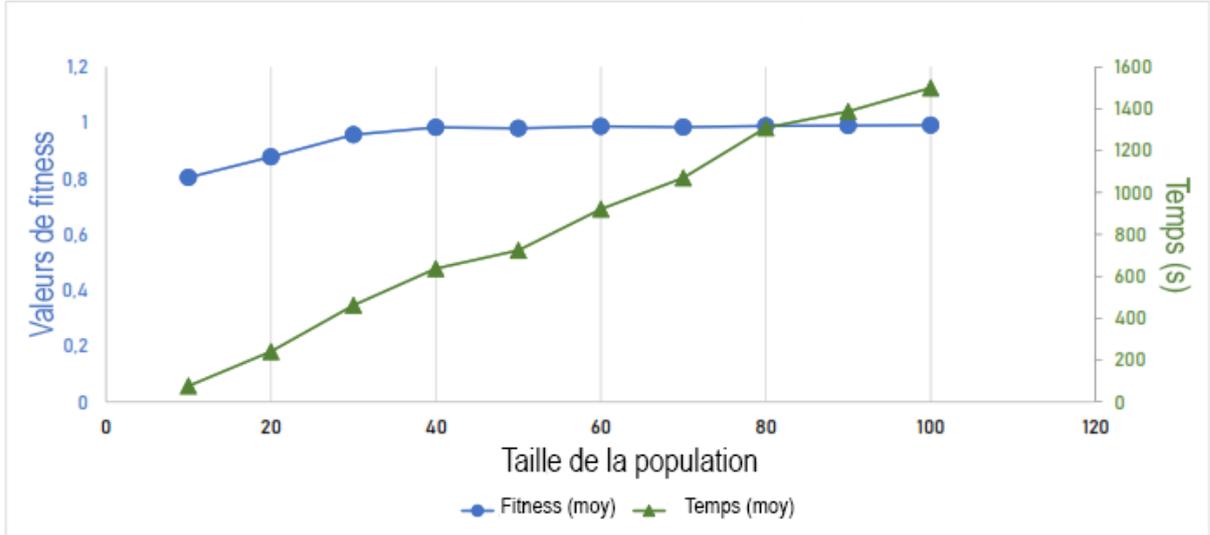


FIGURE 4.9 – Impact de la taille de la population sur la fonction d'évaluation et le temps d'exécution.

Nombre maximum de générations

Le nombre maximum de générations, critère d'arrêt dans notre algorithme, influence le temps d'exécution et conditionne la convergence. Pour évaluer l'impact de ce paramètre, et déterminer la valeur qui assure le meilleur compromis, nous étudions, d'une part, l'évolution de l'optimum de la fonction d'évaluation par rapport à ce paramètre et d'autre part l'évolution du nombre d'itérations nécessaire pour atteindre cet optimum. Les résultats illustrés dans la Figure 4.10, permettent de constater que notre algorithme converge lorsque le nombre maximum d'itérations générées est d'environ 90 itérations. Par prudence, nous fixons cette valeur à 100 itérations.

Nous résumons dans le tableau Table 4.4 les différents paramètres retenus.

TABLE 4.4 – Configuration finale de notre algorithme.

Paramètres	R_c	R_m	P_m	Max_Gen	Pop_Size
Valeurs	0.3	0.6	0.15	100	40

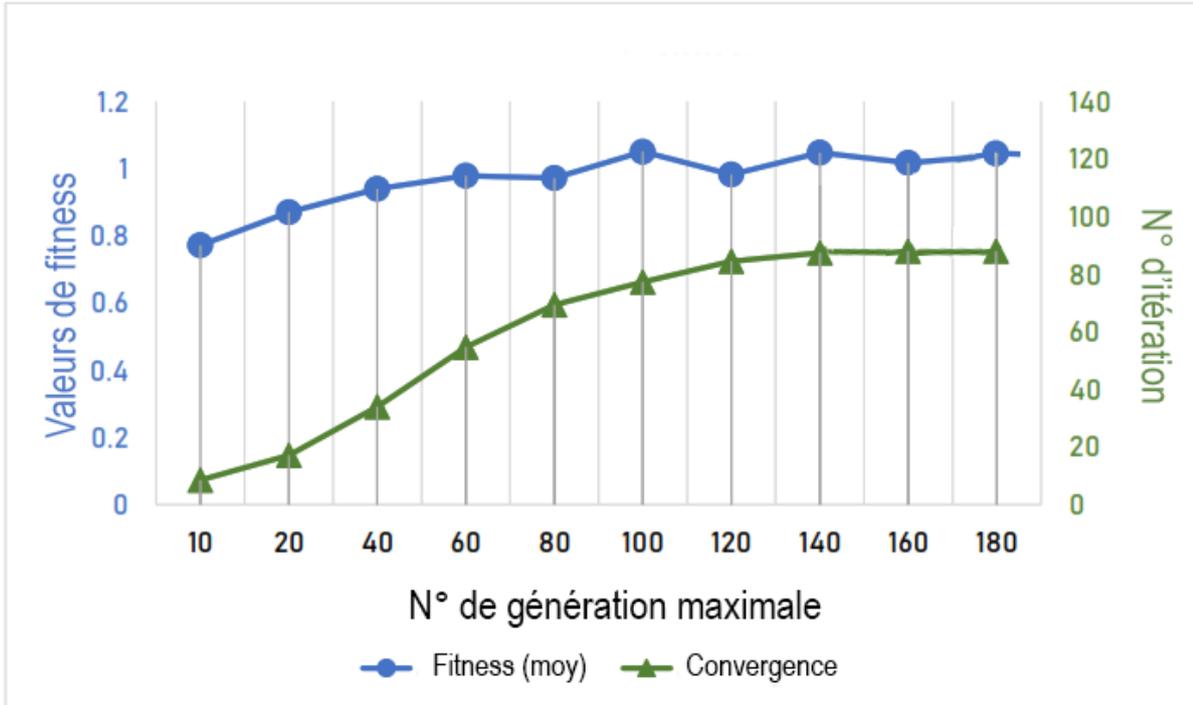


FIGURE 4.10 – Impact de la génération maximale sur la convergence de l’algorithme.

4.3 Implémentation de la solution MOONGA

Nous consacrons cette section à la description de notre outil d’optimisation multi-objectif MOONGA (pour **M**ulti-**O**bjective **O**ptimization of Wireless Network Approach Based on **G**enetic **A**lgorithm), qui permet d’expérimenter, d’analyser et de valider les concepts et modèles que nous avons exposés dans les chapitres précédents. Cet outil est réalisé en python, sous l’environnement de développement "PyCharm", en utilisant la bibliothèque Python DEAP.

4.3.1 Architecture générale de MOONGA

La Figure 4.11 détaille la structure finale MOONGA. En entrée, le concepteur peut fixer certains paramètres tels que les dimensions et les caractéristiques de l’espace de déploiement, les différentes caractéristiques des nœuds, le protocole utilisé, la topologie souhaitée et les préférences du concepteur (importance de chaque métrique, positions préférées ou éliminées) via une application Web développée en Angular et Node. Js. Les différentes interfaces utilisateurs

de cette application peuvent être hébergées et qui peuvent être consultées à travers ce lien : <https://moonga.king-empire.space/#/>

4.3.2 Algorithme d'optimisation

Notre approche d'optimisation multi-objectif basée sur la notion de dominance de Pareto et la méthode de somme pondérée est décrite par l'algorithme 1.

4.4 Optimisation de la consommation énergétique et de la durée de vie : R2LTO

Après avoir exposé la mise en œuvre de l'approche de génération automatique d'un déploiement optimal d'un ROC, à partir des spécifications de conception et relativement à un ensemble des métriques, nous nous intéressons ici à l'optimisation, lors du fonctionnement d'un ROC, de deux importantes métriques : la consommation d'énergie et de la durée de vie. Comme discuté dans le chapitre 2, ces deux métriques dépendent du temps. Il n'est pas possible d'apporter une optimisation importante de ces deux métriques pendant la phase de conception. Leur optimisation doit, donc, être faite en permanence après le déploiement. Il est établi que ces deux métriques sont liées et dépendent principalement de la consommation d'énergie du module de communication [101]. Notre problème peut donc être vu comme une optimisation de la consommation énergétique due au module de communication.

Dans ce contexte, nous proposons un protocole de routage intelligent basé sur l'apprentissage par renforcement (AR). Des études montrent que l'AR présente la méthode la plus efficace à résoudre les problèmes d'optimisation liés aux systèmes distribués en général et au routage en particulier [101]. Nous entendons par problème de routage la recherche du meilleur chemin entre deux nœuds dans un ROC tout en garantissant une QoS et une utilisation optimale des ressources. Le protocole proposé, qui ne nécessite pas de connaissance préalable de la topologie du réseau, permet de prolonger la vie du réseau tout en économisant l'énergie consommée par chaque nœud du réseau.

4.4.1 Présentation de l'apprentissage par renforcement

Dans cette partie, nous présentons les concepts de base de l'apprentissage par renforcement, nécessaires pour la compréhension du protocole de routage proposé. Pour plus de détails, le

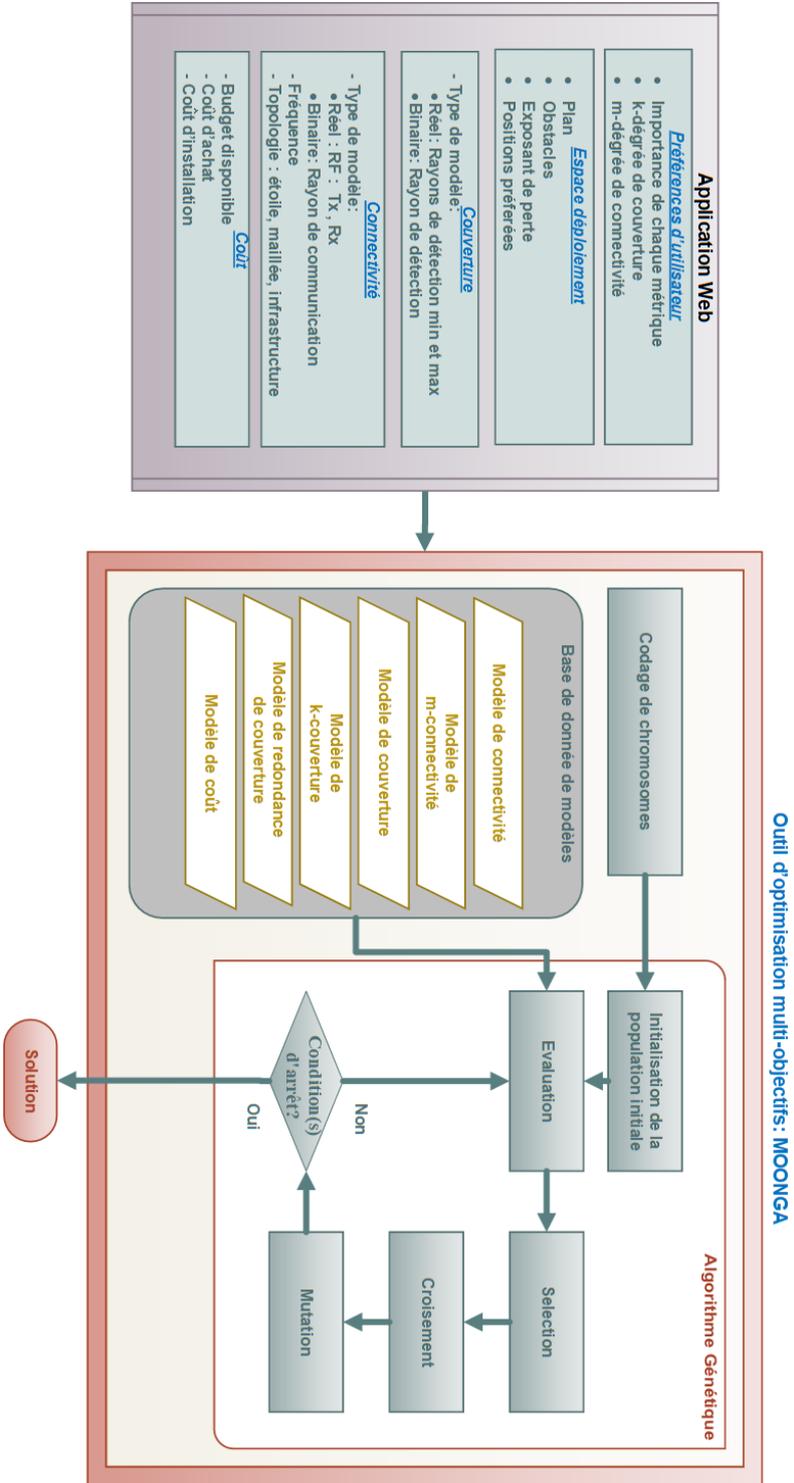


FIGURE 4.11 – Architecture de l'approche proposée

Algorithme 1 : Algorithme d'optimisation proposé : MOONGA.

```

Input :  $C, pop\_size, R_c, R_m, P_m$  :
Output : Best solution
1 Function computeFitness(individu, type, cells) :
2    $N, E \leftarrow \text{CreateNet}(\text{individu}, C)$  ; // create network (eq.3.3)
3   if (type==NSGA-II) then
4      $\text{fitness} \leftarrow \Delta(N), \mathcal{C}(N), \mathcal{C}_{k_c}(C), \mathcal{R}_{k_c}(C), \Gamma(N)$ ; // (eq.3.15, 3.7, 3.8, 3.9, 3.19)
5   else
6      $\text{fitness} \leftarrow \mathcal{F}(\text{cells}, N)$  ; // (eq.3.23)
7   EndIf
8   return fitness ;
9 begin
10   $k \leftarrow 0$  ; // initialize the first population
11   $P_k \leftarrow \text{Initialize}(pop\_size, C)$ ; // of randomly-created individus
12  foreach  $i \in P_k$  do
13    // Evaluate  $P_k$ 
14     $i.\text{fitness} \leftarrow \text{computeFitness}(i, \text{NSGA-II})$ ;
15     $i.\text{global} \leftarrow \text{computeFitness}((i, \text{Elite}))$ ;
16  EndFor
17  while  $k < \text{max number of generations}$  do
18     $\text{elite} \leftarrow \text{selectElite}(P_k, \frac{pop\_size}{2})$ ; // Elite selection based on i.global
19     $\text{nonDominant} \leftarrow \text{selectNSGA}(P_k, \frac{pop\_size}{2})$ ; // NSGA-II selection based on
20     $i.\text{fitness}$ 
21     $P_{k+1} \leftarrow \text{elite} \cup \text{nonDominant}$  ; // Insert in the next generation
22     $\text{childrenCx} \leftarrow \text{selectNSGA}(P_k, \frac{R_c}{2} \cdot |P_k|) \cup \text{selectElite}(P_k, \frac{R_c}{2} \cdot |P_k|)$ ;
23     $\text{childrenMut} \leftarrow \text{selectNSGA}(P_k, \frac{R_m}{2} \cdot |P_k|) \cup \text{selectElite}(P_k, \frac{R_m}{2} \cdot |P_k|)$ ;
24     $\text{childrenCx} \leftarrow \text{mate}(\text{childrenCx})$ ; // Crossover
25     $\text{childrenMut} \leftarrow \text{mutate}(\text{childrenMut}, P_m)$ ; // Mutation
26    foreach child in ( $\text{childrenCx} \cup \text{childrenMut}$ ) do
27       $\text{child.fitness} \leftarrow \text{computeFitness}(i, \text{NSGA-II})$ ; // Evaluate Fitness
28       $\text{child.global} \leftarrow \text{computeFitness}((i, \text{Elite}))$ ;
29       $P_{k+1} \leftarrow P_{k+1} \cup \{\text{child}\}$ ; // Form new population
30    EndFor
31     $k \leftarrow k + 1$ 
32  EndWhile
33  return  $\text{selectElite}(P_k, 1)$ ;
End

```

lecteur intéressé peut se référer à [103].

L'apprentissage par renforcement (AR), une classe de l'apprentissage automatique (pour *machine learning* en anglais), est un processus par lequel un système apprend, à travers ces interactions précédentes avec son environnement, à sélectionner efficacement ses actions futures [101].

Dans l'AR, l'apprenant, également appelé *agent*, interagit avec son *environnement* et sélectionne ses *actions* à appliquer à cet environnement en fonction de son *état* actuel et de la *récompense* qu'il recueille de la part de son environnement. En fonction des récompenses, le système raffine sa politique de prise de décision. La Figure 4.12 illustre un modèle d'apprentissage par renforcement.

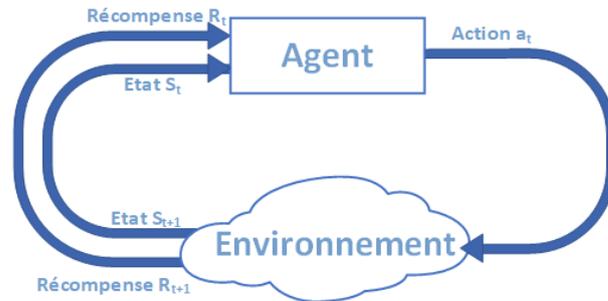


FIGURE 4.12 – Modèle d'apprentissage par renforcement.

Lors de la conception d'un AR, trois points doivent être abordés :

- identification des états et actions les plus appropriés d'un agent,
- définition de la fonction de récompense à partir des métriques à optimiser,
- identification du modèle d'environnement lorsqu'il est disponible.

Selon la disponibilité du modèle qui décrit l'environnement, nous distinguons deux principaux types d'algorithmes AR. Un premier type qui se base sur un modèle et un autre type qui ne nécessite aucun modèle. Contrairement à l'algorithme basé sur un modèle d'environnement, l'algorithme d'AR sans modèle estime la politique optimale sans avoir besoin d'une fonction de transition.

Dans notre cadre, un nœud réseau interagit avec ses voisins afin de prendre des décisions de routage. Dans ce cas, l'agent est le nœud réseau, l'environnement est le voisinage de ce nœud et une action consiste à sélectionner les prochains nœuds voisins.

4.4.2 États, actions et récompense

Notre problème de routage, formalisé comme un problème d'apprentissage par renforcement multi-agents, peut être vu comme un processus de décision markovien partiellement observable (POMDP)[104] (\mathbb{S} , \mathbb{A} , \mathbb{R}) où \mathbb{S} est l'ensemble des états, \mathbb{A} l'ensemble des actions et \mathbb{R} est la fonction de récompense. Nous définissons dans ce qui suit ces éléments.

Espace d'états

L'espace d'état S_n de l'agent n est définie par $S_n = PI_n, SI_n$,

où :

- PI_n (pour *Personal Information*) présente l'ensemble des informations relatives à l'agent n .
 $PI_n = \langle ID, coord, \epsilon_{fs}, \epsilon_{amp}, E(range), Energy, Q_n, Hop, NetStat \rangle$, où :
 - ID : identifiant unique du nœud
 - $coord$: coordonnée du nœud
 - ϵ_{fs} : dissipation de l'antenne en "Friss free space"
 - ϵ_{amp} : dissipation de l'antenne en propagation "two-ray"
 - $E(range)$: la consommation d'énergie la plus élevée possible
 - $Energy$: énergie restante
 - Q_n : indicateur de qualité de chemin
 - Hop : nombre de sauts vers le nœud puits
 - $NetStat$: état du nœud (actif, isolé ou épuisé)
- SI_n (pour *Shared Information*) est l'ensemble des informations partagées par les nœuds voisins de l'agent n . Pour chaque nœud $m \in \nu(n)$, l'agent n sauvegarde les informations relatives à ce voisin m : $SI_n = \langle ID(m), coord(m), Energy(m), Q_n(m), Hop(m), NetStat(m) \rangle$.
 Réellement SI_n correspond à la table de routage pour l'agent n .

Pour différents pas de temps (discret), appelés épisodes, l'état observé par l'agent évolue en fonction du changement dynamique du trafic réseau.

Espace d'actions

En fonction de son état et l'état de ses voisins, l'agent sélectionne le nœud suivant pour atteindre une destination donnée. Pour cela, l'espace d'action d'un agent n , dénoté par A_n , est défini comme l'ensemble des nœuds voisins du nœud n . $A_n = \nu(n)$, où $\nu(n)$ est l'ensemble des nœuds voisins du nœud n , exprimé dans le chapitre 3 par l'équation 3.13. Pour chaque agent, la taille de son espace d'actions est égale au nombre de ses nœuds voisins ($|\nu(n)|$). Un paquet de données est arrivé ou bien a été créé par une détection d'évènement, l'agent n observe son état actuel $s \in S_n$ et choisit une action $a \in A_n$, et par la suite ce paquet est envoyé au voisin choisi.

Récompense

L'AR est basé sur la notion de récompense retournée par l'environnement à l'agent. Cette notion définit implicitement le but poursuivi et définit l'efficacité de la dernière action prise par l'agent. Nous concevons cette récompense afin de guider l'agent vers un choix optimal du trajet qui minimise la consommation d'énergie. Elle doit être proportionnelle à l'énergie restante du voisin et inversement proportionnelle au nombre de sauts et à l'énergie nécessaire pour envoyer un paquet (éventuellement la distance). La récompense à un épisode i est définie par l'équation 4.3.

$$R_i(n, a_i) = \frac{E(range)}{\mathbf{E}(n, a_i)} \cdot \left[\frac{\mathbf{Energy}(a_i)}{\mathbf{Energy}(a_0)} + \frac{Hop(n)}{\mathbf{Hop}(a_i)} \right] \quad (4.3)$$

où :

- $\mathbf{Energy}(a_i)$: l'énergie restante pour le nœud a à l'épisode i ,
- $Hop(a_i), Hop(n)$: le nombre de sauts entre les nœuds a_i et n vers le nœud puits,
- $\mathbf{E}(n, a_i)$: l'estimation de l'énergie consommée pour envoyer un paquet de n à a_i après avoir ajusté la puissance d'émission en fonction de la distance entre n et a_i ,
- $\mathbf{E}(range)$: la consommation d'énergie la plus élevée possible (pour TX maximal).

Cette récompense, calculée en fonction du temps, intègre des paramètres qui varient avec le trafic réseau (l'énergie et le nombre de sauts). Ces deux paramètres rendent le choix de la meilleure action dynamique.

Dans le cadre du problème de routage d'information, notre environnement est imprévisible où il n'est pas possible de prédire à quel nœud le paquet est généré et quel chemin va suivre, et donc, il n'est pas possible de construire un modèle d'environnement. Face à cette imprévisibilité,

l'agent doit apprendre à agir d'une façon optimale pour tous les états possibles qu'il rencontre. Aussi par la nature même de notre approche qu'est une approche multi-agents où chaque nœud présente un agent indépendant, l'algorithme Q-Learning [105], est la technique d'AR sans modèle (model-free) la plus adaptée. Il permet de trouver la meilleure action à prendre en tenant compte de l'état actuel dans le but d'optimiser les récompenses. La rapidité et la capacité d'explorer et d'exploiter ont motivé l'utilisation de cet algorithme dans la résolution du problème de routage.

4.4.3 Q-learning

Dans le Q-learning, chaque agent est doté d'une valeur appelée *Q-value*. Cette valeur est construite en fonction des différentes métriques à optimiser et de l'historique des décisions. Deux modèles de fonctions existent pour le calcul de la *Q-value* : le modèle *état-valeur* et le modèle *action-valeur*. Dans le modèle *état-valeur*, la fonction *Q-value* dépend de changement d'état, alors que dans le modèle *action-valeur*, elle dépend de l'action prise. Dans notre cas la récompense dépend des actions prises et non pas de l'état de l'agent.

Chaque agent $n \in N$ met à jour ses *Q-value* pour ses voisins a à l'épisode i par l'équation 4.4 .

$\forall a \in A_n :$

$$\underbrace{Q_n(s_i, a)}_{\text{Nouvelle Q-Valeur}} = (1-\alpha) \underbrace{Q_n(s_i, a)}_{\text{Ancienne Q-value}} + \underbrace{\alpha}_{\text{taux d'apprentissage}} \left[\underbrace{R_i(n, a)}_{\text{Récompense}} + \underbrace{Q_a(s_i)}_{\text{Meilleure Q-value pour toutes les actions}} \right] \quad (4.4)$$

où α est appelé taux d'apprentissage. Ce dernier définit l'importance de la nouvelle valeur ($R_i(n, a) + Q_a(s_i)$) par rapport à l'ancienne ($Q_n(s_i, a)$).

A un épisode i , l'agent choisit, de son espace d'actions, celle qui maximise son propre *Q-value*. Cette fonction est décrite par l'équation 4.5.

$$Q_n(s_i) = \max_{a \in A_n} Q_n(s_i, a) \quad (4.5)$$

En maximisant son *Q-value*, l'agent apprend à contribuer au routage optimal grâce aux récompenses recueillies de ses nœuds voisins lors de la réception du paquet qui lui était envoyé.

L'Algorithme 2 illustre le pseudo-code de Q-learning adopté.

Algorithme 2 : Algorithme Q-Learning généralisé

```

1 begin
2   Initialiser  $Q(s, a)$  pour tous  $s, a$  ;
3   Initialiser l'état  $s_t, t \leftarrow 0$ ;
4   foreach pas de t do
5     Choisir une action étant donné un état  $s_t$  ; // équation 4.5
6     Prendre une action  $a_t$ ;
7     Déterminer la récompense  $R_t(s_t, a_t)$  et l'état  $s_{t+1}$ ;
8     Mettre à jour  $Q_n(s_t, a_t)$  ; // équation 4.4
9      $s_t \leftarrow s_{t+1}$  ; // Mettre à jour l'état
10  EndFor
11  End

```

4.4.4 Protocole de routage proposé

Le routage d'information nécessite une connaissance totale des différents nœuds, de leurs caractéristiques ainsi que la topologie du réseau. Dans le cas des réseaux traditionnels, ces informations sont fixées par le concepteur. Cependant, ceci n'est plus possible dans le cas des ROCs, qui sont des réseaux exceptionnellement denses et hétérogènes. D'où la nécessité d'un *processus de découverte* qui permet d'explorer le réseau.

Une fois les nœuds auto-configurés, ils commencent échanger des paquets. Dans le cas d'un réseau dense, plusieurs chemins existent. Afin de maintenir une efficacité énergétique et maximiser la durée de vie, il faut choisir le chemin optimal entre deux nœuds. Pour aboutir à cet objectif, nous proposons un *processus d'apprentissage et de routage*. Lors du routage, les nœuds sont susceptibles d'épuiser leurs ressources énergétiques ce qui peut engendrer l'isolement de certains nœuds. Afin de pallier à ces défaillances, il est nécessaire que chaque nœud contrôle sa ressource énergétique et notifie ses états à ses voisins avant son épuisement. Pour cela, un dernier processus, appelé *processus d'alerte*, permet au réseau de s'adapter aux défaillances et aux changements topologiques. Dans la suite, nous présentons les trois processus proposés.

Processus de découverte

Afin de déterminer le chemin de routage optimal, il faut explorer tous les chemins possibles entre deux nœuds. Pour cela, il faut tout d'abord initialiser les différents nœuds. Chaque nœud doit avoir une connaissance totale de son environnement (ses voisins, les liens et leurs qualités, etc.).

Ceci est achevé par la diffusion d'un paquet, appelé paquet de notification, par chaque nœud du ROC. Ce paquet est reçu par les nœuds qui sont déployés dans la zone couverte par le nœud émetteur. Ce paquet de notification permet de partager les informations entre les nœuds voisins. La Figure 4.13 montre la composition de ce paquet.

ID paquet
ID nœud
Position du nœud
Energie restante
Compteur de sauts

FIGURE 4.13 – Paquet de notification

Ce paquet est formé par son ID et les informations du nœud précédent (ID de nœud, emplacement, énergie restante et nombre de sauts). Chaque nœud n_i extrait les informations de l'expéditeur n_j lors de la réception d'un paquet de notification. Il calcule son propre compteur de saut vers le puits via l'expéditeur selon l'équation 4.6 et la qualité du chemin initiale vers le nœud puits passant par cet expéditeur selon l'équation 4.7. Ensuite, le nœud code ses propres informations dans le paquet de notification et les diffuse à tous ses voisins, etc.

$$Hop(n_i) = Hop(n_j) + 1 \quad (4.6)$$

$$Q_{n_i}(n_j) = \frac{Energy(n_j)}{Hop(n_j)} \quad (4.7)$$

Ces informations échangées à travers le paquet de notification pendant cette étape sont stockées dans SI_n . Pour un protocole de routage réel, le processus de découverte permet à chaque nœud d'initialiser sa table de routage.

Exemple Considérons le réseau illustré sur la Figure 4.14. Nous supposons que chaque nœud a un niveau d'énergie initial égal à 0,5J.

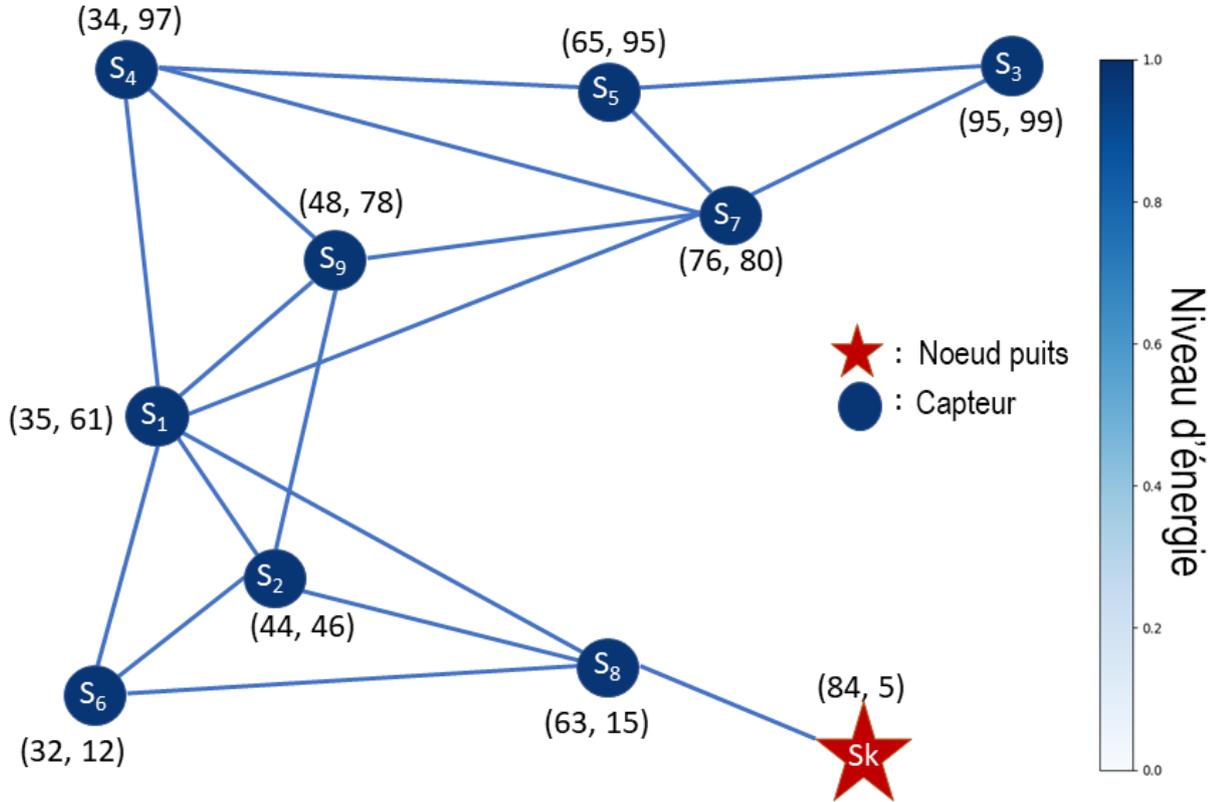


FIGURE 4.14 – Exemple simplifié de réseau

En prenant l'exemple du nœud S_4 , la table voisinage de ce nœud est décrite par le tableau Table 4.5.

TABLE 4.5 – Table de voisinage du nœud S_4 .

ID des Voisins S_j	S_1	S_5	S_7	S_9
Table de S_4				
<i>coord</i>	(35, 61)	(65, 95)	(76, 80)	(48, 78)
<i>NetStat</i> (S_j)	<i>Alive</i>	<i>Alive</i>	<i>Alive</i>	<i>Alive</i>
<i>Energy</i> (S_j)	0.5	0.5	0.5	0.5
<i>Hop</i> (S_j)	2	4	3	3
$Q_{S_j}(st)$	0.25	0.125	0.1666	0.1666

Processus d'apprentissage et de routage

Après le processus de découverte, le routage du paquet de données avec un processus d'apprentissage continu démarre. Un nœud du réseau peut recevoir un paquet de données d'un autre nœud ou bien générer un nouveau paquet s'il s'agit d'une détection d'un évènement par un nœud capteur. Ce paquet, en plus des attributs d'un paquet de notification, possède une Q-value, un ID de nœud suivant et un attribut de données. La Figure 4.15 montre la composition de ce paquet.

ID Packet
ID nœud
Position du nœud
Energie restante
Compteur de sauts
Q-Value
ID suivant
Données

FIGURE 4.15 – Paquet de données

Avec ce mécanisme d'écoute, un nœud peut recevoir un paquet de données avec une valeur « *ID suivant* » différente de son propre *ID*. Dans ce cas, le nœud profite de cette réception et met à jour sa table de routage. Par la suite, il abandonne ce paquet. De cette façon, chaque nœud maintient sa table à jour, et donc le processus de routage est conforme aux conditions réelles du réseau.

Si un nœud reçoit un paquet avec une valeur « *ID suivant* » identique à son propre *ID*, il choisit le meilleur candidat selon sa table de voisinage. Si le nœud puits est accessible, le paquet est envoyé directement. Sinon, il choisit le prochain nœud intermédiaire. Ce nœud ne doit pas être ni un nœud *isolé* ni *mort*. Dans le cas où aucun voisin ne satisfait cette condition, le paquet sera abandonné et le nœud actuel est considéré comme un nœud *isolé* et son compteur de sauts et sa Q-valeur sont alors mis à 0.

A la présence de plusieurs candidats, le nœud actuel calcule la nouvelle Q-value pour chaque action par l'équation 4.4. Il choisit par la suite parmi ces valeurs l'action avec le Q-value maximal. Finalement, il met à jour son propre Q-value et le compteur de sauts (équations 4.8 et 4.9).

$$Q_n(s_i) = \max_{a \in A_n} Q_n(s_i, a) \quad (4.8)$$

$$Hop(n) = Hop(d_n) + 1 \quad (4.9)$$

où d_n est le nœud suivant choisi par l'agent n .

Par la suite, le nœud n met à jour l'entête de paquet de données y compris son ID, ses coordonnées, son énergie résiduelle, le nombre de sauts vers le nœud puits et sa Q-valeur, puis envoie le paquet à la destination suivante d_n .

L'Algorithme 3 décrit le processus d'apprentissage et de routage.

Processus d'alerte

A chaque émission d'un paquet de taille $data$ du nœud n vers le nœud m , les deux nœuds (agents) consomment une quantité d'énergie donnée $E_{Tx}(n, m, data)$ et $E_{Rx}(data)$ calculée respectivement par les équations 3.20 et 3.21. Donc, les deux agents doivent mettre à jour leurs énergies résiduelles qui seront partagées avec leurs voisins. Cette énergie est calculée par l'équation 4.10.

$$\begin{cases} Energy(n) = Energy(n) - E_{Tx}(n, m, data) \text{ (En cas d'émission)} \\ Energy(m) = Energy(m) + E_{Rx}(data) \text{ (En cas de réception)} \end{cases} \quad (4.10)$$

Pour assurer la continuité de fonctionnement optimal du réseau, un processus d'alerte est mis en œuvre. Ce processus est lancé si l'énergie résiduelle est inférieure à certaine valeur appelée seuil d'alerte. Ce seuil est défini par $E(range)$ qui désigne l'énergie maximale qu'un nœud peut dépenser. Il permet au nœud concerné de notifier à ses voisins l'épuisement de son énergie avant sa mort. Ces derniers mettront à jour leurs tables de routage en supprimant les données partagées relatives au nœud n . A leurs tours, les voisins vérifient leurs tables de routage et s'ils n'ont aucun

Algorithme 3 : Pseudo-code du processus d'apprentissage et de routage

```

Input   :  $n$  : nœud courant,  $p$  : paquet,  $d$  : destination du paquet
1 begin
2   Function Routage_Intelligent( $n, p, d$ ) :
3      $next \leftarrow null$ ;
4     if  $n = d$  then
5       // Si voisin : envoyer directement
6       Fin routage; // Paquet arrivé à la destination
7     else if  $d \in \nu(n)$  then
8       Routage_Intelligent( $d, p, d$ ); // Envoyer directement  $p$ 
9     else
10      //Apprentissage et routage
11      foreach  $m \in \nu(n)$  do
12        // Observer son table de routage
13        Observer( $SI_n(m)$ ) ; // Récupérer  $Q_n(m)$  de la table de routage
14        Estimer( $R_t(n, m)$ ); // Estimer récompense (équation 4.3)
15        Mettre_A_jour( $Q_n(s_t, m)$ ) ; // Mettre à jour Q-val (équation 4.4)
16        if  $Q_n(s_t, m) > Q_n(s_t, d)$  then
17          |  $next \leftarrow m$ ; // Choisir le voisin avec ma meilleur Q-val
18         $Q_n(s_t) \leftarrow Q_n(s_t, next)$ ; // Mettre à jour Q-val (équation 4.8)
19         $Hop(n) \leftarrow Hop(next) + 1$ ; // Mettre à jour Hop (équation 4.9)
20        Mettre_A_jour( $PI_n$ );
21        Encoder( $p$ ) ; // Encoder ses nouveaux infos
22        return Routage_Intelligent( $next, p, d$ ); // Envoyer le paquet
23      EndIf
24    End

```

voisin, ils deviennent des nœuds isolés. L'Algorithme 4 décrit le déroulement de ce processus d'alerte.

La Figure 4.16 illustre l'organigramme du protocole proposé.

Dans R2LTO (pour **R**einforcement **L**earning for **L**ife-**T**ime **O**ptimisation), chaque nœud est indépendant et interagit avec ses voisins. À partir des informations collectées sur ses voisins, le nœud applique une action envoyant le paquet à l'un de ses voisins. Par la suite, il reçoit une récompense et met à jour ses informations locales. Ce protocole agit comme un système multi-agents dans un environnement collaboratif.

Algorithme 4 : Pseudo-code de processus d'alerte

```

1 begin
  input :  $n$  : nœud en alerte
  // Processus pour nœud en alerte  $n$ 
2  Function Notifier Voisin( $n$ ) :
3    if  $|Energy(n)| \leq E(range)$  then
4      ; // Batterie faible)
       $Q_n(st) \leftarrow 0$ ; // Mettre à jour ses infos
5      ;
       $Hop(n) \leftarrow 0$ ;
6       $NetStat(n) \leftarrow dead$ ;
7      Notifier  $m \in \nu(n)$ ;
      ; // Notifier les voisins
8    EndIF
9  EndFn
  // Processus pour les voisins de  $n$ 
10 Function Mise à jour de voisins( $n$ ) :
11   foreach  $m \in \nu(n)$  do
12     Supprimer  $n$  de  $A_m$ ; //  $n$  n'est plus un voisin de  $m$ 
13     Mettre à jour  $SI_m$ ; // Mettre à jour le table de routage
14     // N'a plus de voisin
15     if  $|\nu(m)| = 0$  then
16        $NetStat(m) \leftarrow isolated$ ;
17       ; // Devenir isolé
18       Notifier voisins;
19     EndIF
20   EndFor
EndFn
EndAlgo

```

4.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté nos deux outils d'optimisation. Le premier outil, appelé MOONGA s'effectue dès la conception d'un ROC et s'intéresse à l'optimisation du ROC. Basé sur un algorithme génétique multi-objectif et la méthode d'optimisation de somme pondérée, MOONGA permet de générer un déploiement optimal en fonction de la topologie requise, de l'environnement, de la nature d'application et des préférences des utilisateurs. Cette optimisa-

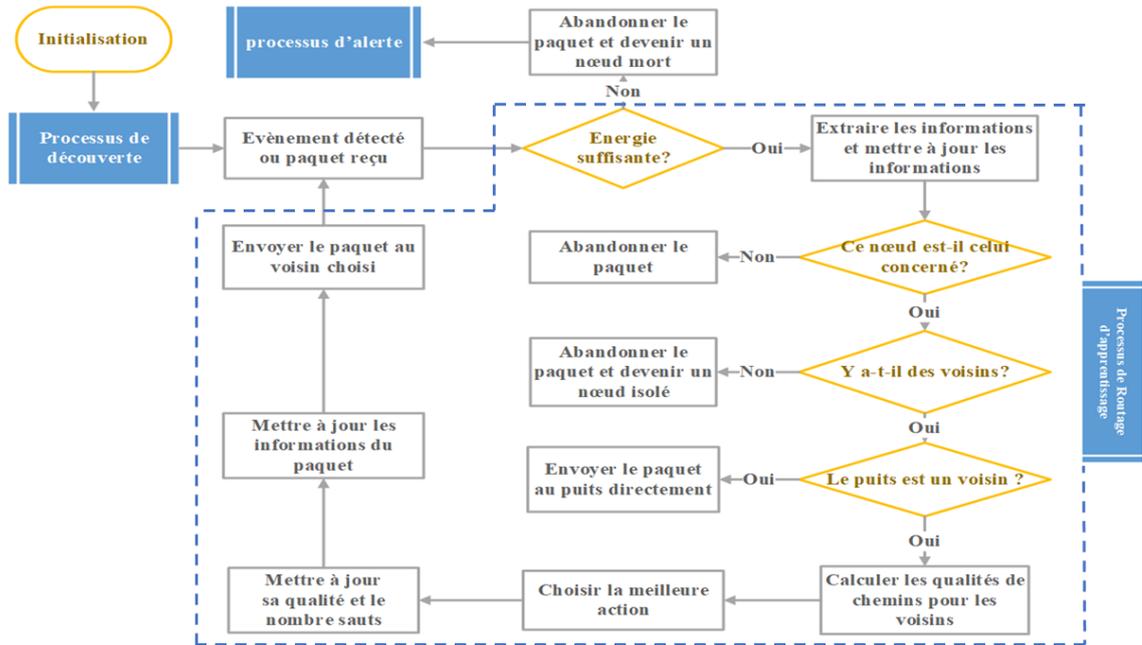


FIGURE 4.16 – Organigramme de l'approche proposée.

tion s'étend pour couvrir l'optimisation du ROC après son déploiement. L'outil, appelé R2LTO, qui est un nouveau protocole de routage intelligent basé sur l'apprentissage par renforcement, permet d'optimiser en permanence la consommation énergétique et la durée de vie. Ce nouveau protocole de routage ainsi que les trois processus le constituant : processus de découverte, processus d'apprentissage et de routage et processus d'alerte ont été détaillés dans ce chapitre.

L'étude et l'analyse de l'efficacité de ces approches et outils fait l'objet du chapitre suivant.

EXPÉRIMENTATIONS ET SIMULATIONS

5.1 Introduction

Dans les deux chapitres précédents, nous avons présenté la modélisation ainsi que les méthodes de résolutions utilisées pour l'optimisation du ROC lors de sa conception et de son fonctionnement. Dans la première partie de ce chapitre, nous validons le choix des modèles physiques de propagation d'onde et de détection d'évènement retenus. Nous déterminons, par des mesures, les paramètres de chaque modèle afin de garantir une meilleure précision adaptée à nos cas d'études. Dans la seconde partie, nous évaluons, par des simulations intensives, nos deux approches proposées sous différentes configurations afin de déterminer l'impact des différents paramètres. Finalement, nous comparons les résultats obtenus par nos deux outils avec d'autres travaux afin de prouver l'efficacité des approches proposées.

5.2 Rappel des objectifs de cette validation

Dans notre analyse du chapitre 2, nous avons démontré que le modèle Elfes est le plus adéquat pour modéliser la détection des capteurs. Afin de garantir une haute précision, le paramétrage de ce modèle en fonction de capteur utilisé est nécessaire. Quant au modèle de propagation d'onde, nous avons démontré que les modèles empiriques sont les plus convenables pour notre problème. Après cette étude, nous avons retenus les trois modèles empiriques les plus utilisés dans la littérature (FSPL, 1SM et MWF). Ses modèles sont évalués et comparés afin de ne garder que le modèle le plus précis.

5.3 Protocole de validation des modèles

Pour la validation de modèle de détection, nous plaçons un capteur de mouvement, celui illustré est référencé dans la Figure 5.1, à une distance variable par rapport à des événements générés. Nous mesurons la capacité de détection à chaque position plusieurs fois pour moyenner les résultats et avoir un meilleur résultat plus précis d'estimation de différents paramètres du modèle.

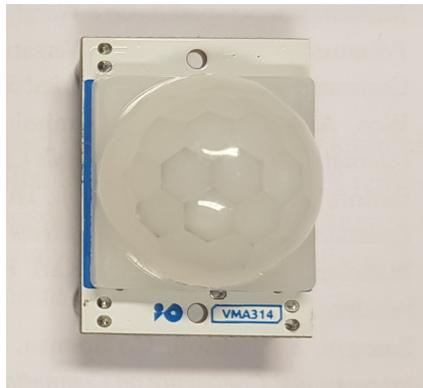


FIGURE 5.1 – Capteur PIR : VMA314.

Pour la validation du modèle de propagation d'onde, les expérimentations sont effectuées à l'aide de kits de développement ESP32. Le composant matériel utilisé est représenté par la Figure 5.2.

Nous représentons les paramètres de modules dans le tableau Table 5.1.

TABLE 5.1 – Paramètres de mesures.

Paramètres	Désignations	Valeurs
F (Ghz)	Fréquence	2.4
$TX_{i,j}$ (dBm)	Puissance de transmission	0
$RX_{i,j}$ (dBm)	Sensibilité à la réception	-92
G_{Tx}, G_{Rx} (dBm)	Gain d'antenne	0

A l'aide de deux modules ESP32 (un émetteur et un récepteur), nous mesurons la puissance de signal reçu au niveau de nœud récepteur à plusieurs positions. Ces mesures sont comparées aux résultats théoriques calculés par les équations qui décrivent les modèles retenus. Le modèle qui

présente des résultats les plus proches des mesures réelles sera choisi.

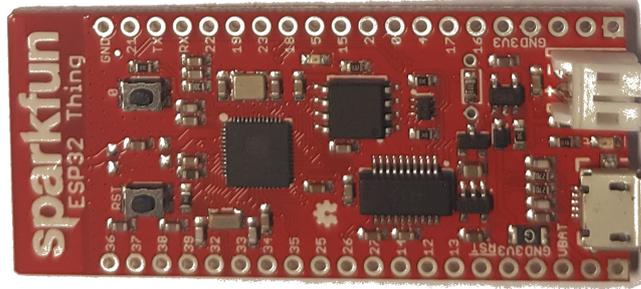


FIGURE 5.2 – Kits de développement ESP32.

Ces mesures sont faites dans l’environnement illustré dans la Figure 5.3. Cet environnement est un couloir au premier étage de l’École Nationale Supérieure d’Ingénieurs du Mans (ENSIM). Les points en verts présentent les différentes positions de mesures.

Dans la suite, nous rappelons pour chaque modèle à valider l’équation qui le décrit et nous présentons les résultats d’expérimentations.

Modèle de détection

Le modèle d’Elfe retenu est décrit par l’équation 5.1.

$$p(d) = \begin{cases} 1 & \text{si } d \leq R^{min} \\ e^{-\gamma(d-R^{min})^\beta} & \text{si } R^{min} \leq d \leq R^{max} \\ 0 & \text{si non} \end{cases} \quad (5.1)$$

Les paramètres à déterminer sont les deux rayons de captage R^{min} et R^{max} ainsi que les paramètres matériels du capteur γ et β . Dans nos expérimentations, nous avons varié, avec un pas de 0,5 m, la distance entre le capteur et les évènements à détecter de 0,5 m jusqu’à ce que le capteur soit incapable de détecter les évènements. 20 mesures sont prises pour chaque distance afin d’estimer la probabilité de détection. Le tableau Table 5.2 illustre les mesures réelles.

En se référant au tableau Table 5.2, nous remarquons que pour les distances inférieures à 4 m les évènements sont certainement détectés. En conséquence, R^{min} est fixé à 4 m. D’autre coté, à

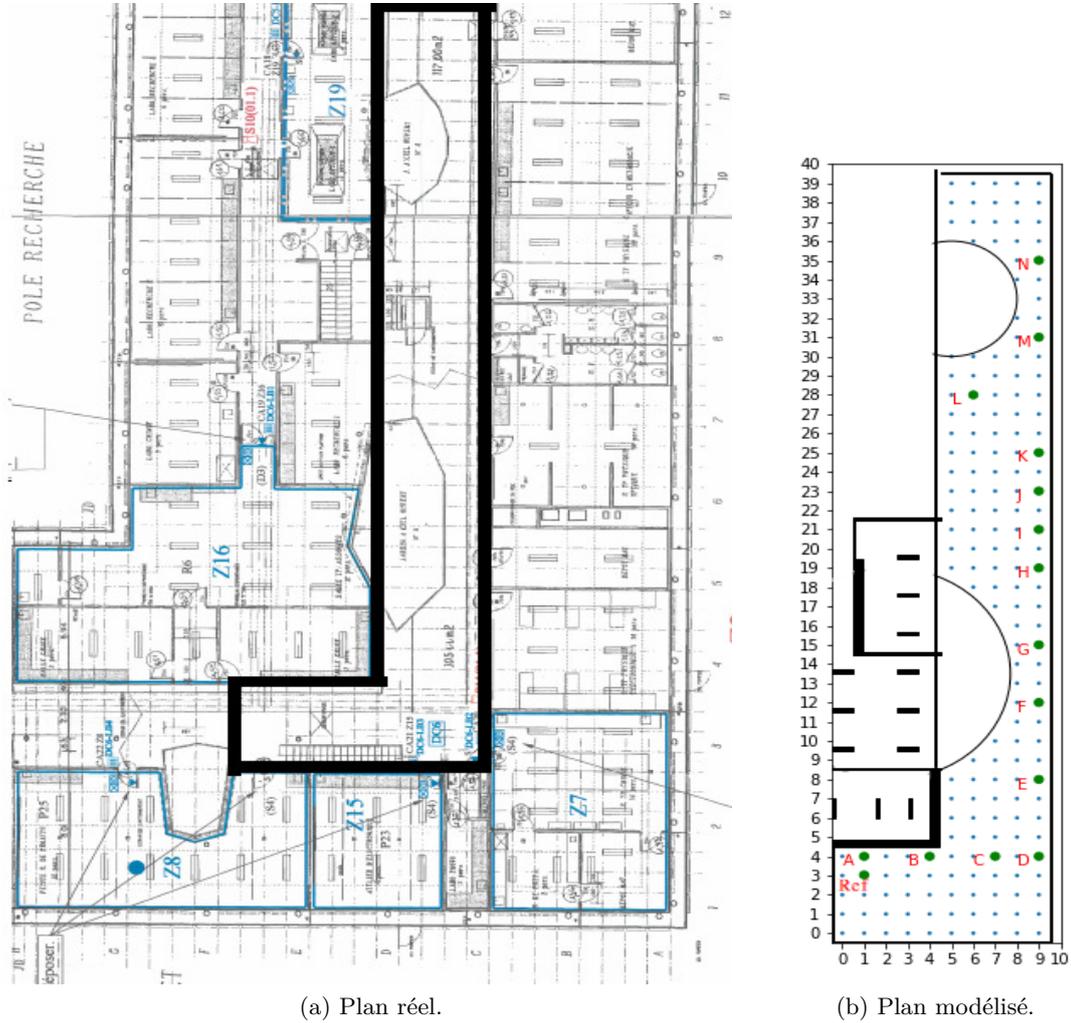


FIGURE 5.3 – Environnement d’expérimentations.

partir d’une distance supérieur à 8,5, les évènements ne sont plus détectés ($R^{max} = 8,5$). γ et β sont obtenus par une simple interpolation. Nous trouvons que γ doit être égal à 0,1 et $\beta = 2,2$ à partir des mesures réelles. Par conséquent, la probabilité de détection décrite par 5.1 pour les

TABLE 5.2 – Évaluation de modèle de détection.

d (m)	Probabilité mesuré
[0-4]	1
4.5	0.9
5	0.9
5.5	0.8
6	0.6
6.5	0.5
7	0.3
7.5	0.2
8	0.1
8.5	0.1
[9 - +∞]	0

modèles Elfes devient :

$$p_{Elfe}(d) = \begin{cases} 1 & \text{si } d \leq R^{min} \\ e^{-0.1(d-4)^{2.2}} & \text{si } R^{min} \leq d \leq R^{max} \\ 0 & \text{si non} \end{cases} \quad (5.2)$$

Cette probabilité est intégrée dans l'équation 3.4 pour évaluer la couverture de détection du ROC.

Modèle de propagation d'onde

Tout d'abord, les mesures réelles du RSS ainsi que les valeurs théoriques de RSS sont calculées par les modèles retenus. Soient $n_{i,j}$ et $n_{i',j'}$ respectivement l'émetteur et le récepteur. $TX_{i,j}$ et $RX_{i',j'}$ sont respectivement la puissance d'émission de $n_{i,j}$ et la sensibilité de réception de $n_{i',j'}$. La perte de trajet entre $n_{i,j}$ et $n_{i',j'}$ est calculée selon le modèle de propagation d'onde $PL(n_{i,j}, n_{i',j'})$. Le RSS calculé à $n_{i',j'}$, d'un signal envoyé de $n_{i,j}$, dénoté par $RSS(n_{i',j'}, n_{i,j})$, est donné par l'équation 5.3.

$$RSS(n_{i',j'}, n_{i,j}) = TX_{i,j} - PL(n_{i,j}, n_{i',j'}) \quad (5.3)$$

Le modèle de FSPL et 1SM sont décrits respectivement par les équations 5.4 et 5.5.

$$PL(d) = PL_0 + 20 \log_{10}(d) \quad (5.4)$$

$$PL(d) = PL_0 + 10.p.\log(d) \quad (5.5)$$

Le modèle MWF est adapté pour prendre en compte non seulement les murs et les plafonds mais également toutes obstacles dans l'environnement. L'équation qui calcule la perte de chemin entre $n_{i,j}$ et $n_{i',j'}$, devient donc :

$$PL(n_{i,j}, n_{i',j'}) = PL_0 + 10 p \log(d(n_{i,j}, n_{i',j'})) + \sum_{k=1}^{|\Omega_O|} A(O_k) \cdot O_k(n_{i,j}, n_{i',j'}) - G_{Tx} - G_{Rx} \quad (5.6)$$

où :

- PL_0 : l'atténuation à la distance de référence $d_0 = 1$ mètre.
- p : l'exposant de perte de chemin.
- $A(O_k)$: atténuation due à $k^{\text{-ème}}$ obstacle. Il est construit empiriquement (Voir Table 5.3).
- G_{Tx}, G_{Rx} : gains d'antenne de l'émetteur et du récepteur.

Dans FSPL, l'exposant de perte de chemin p est égal à 2. Dans le même étage, 1SM suppose une valeur de p égale à 4, 56. Pour le modèle MWF modifié, nous supposons un exposant égal à 1, 8. Nous notons que les valeurs de p sont déterminées selon les recommandations de [106] pour s'adapter aux caractéristiques de l'environnement (empiriquement).

Dans le but d'avoir des résultats plus précis et plus adaptés, nous avons mesuré les différentes valeurs d'atténuation causées par ces obstacles ($A(O_k)$). Dans la Figure 5.3, les lignes représentent les murs. Les lignes en gras représentent des murs épais et les cercles sont des obstacles en verre. Leurs valeurs d'atténuation mesurées sont données par le tableau Table 5.3.

Les 13 emplacements testés sont présentés par des points verts dans la Figure 5.3. Le point A est défini comme le nœud émetteur et tous les autres nœuds sont des récepteurs. Nous avons fixé notre émetteur à l'emplacement : (1, 4). Ensuite, nous avons acquis les valeurs RSS pour

TABLE 5.3 – Atténuation des obstacles.

Obstacle	Épaisseur (cm)	Atténuation (dBm)
Mur	20	2
Mur Blindé	30	4
Verre	4	6

les différentes positions testées. Le tableau Table 5.4 illustre l'erreur moyenne (%) des modèles testés pour chaque emplacement par rapport aux mesures réelles.

TABLE 5.4 – Mesures de RSS Vs. RSS calculés par les modèles.

Emplacements	Distance d (m)	Mesures réelles RSS (dBm)	Erreurs (%)		
			FSPL	1SM	MWF Modifié
Ref	1	-34,05	0	0	0
B	3	-55,4	21,31	0,46	12,22
C	6	-55,9	11,25	23,97	3,30
D	8	-55,35	5,85	35,41	1,71
E	8,94	-65,95	19,51	16,98	1,18
F	11,31	-66,75	17,42	22,50	0,38
G	13,6	-70,05	19,02	21,91	1,99
H	17	-64,35	8,85	39,51	10,62
I	18,78	-78,55	24,22	16,80	8,37
J	20,61	-79,45	24,06	17,78	0,31
K	22,47	-79,35	23,02	20,06	1,28
L	24,51	-83,8	26,21	15,73	3,28
M	28,16	-81,35	22,50	22,56	0,95
N	32,01	-75,9	15,48	34,70	9,53

La Figure 5.4 illustre les prédictions du RSS (dBm) selon les modèles par rapport au RSS mesuré.

Le modèle FSPL qui considère une propagation dans un environnement idéal ne tient pas en compte les obstacles présents dans l'environnement. Ce qui explique les valeurs d'erreur élevées par rapport aux mesures RSS réelles. Le modèle 1SM malgré qu'il soit ajusté en fonction de données empiriques, il ne réussit pas à prédire les valeurs de RSS. Le modèle MWF modifié présente de meilleures prédictions de RSS. Donc, nous choisissons le modèle MWF modifié décrit par l'équation 5.6. Cette équation est intégrée dans l'équation 3.11 qui évalue la connectivité

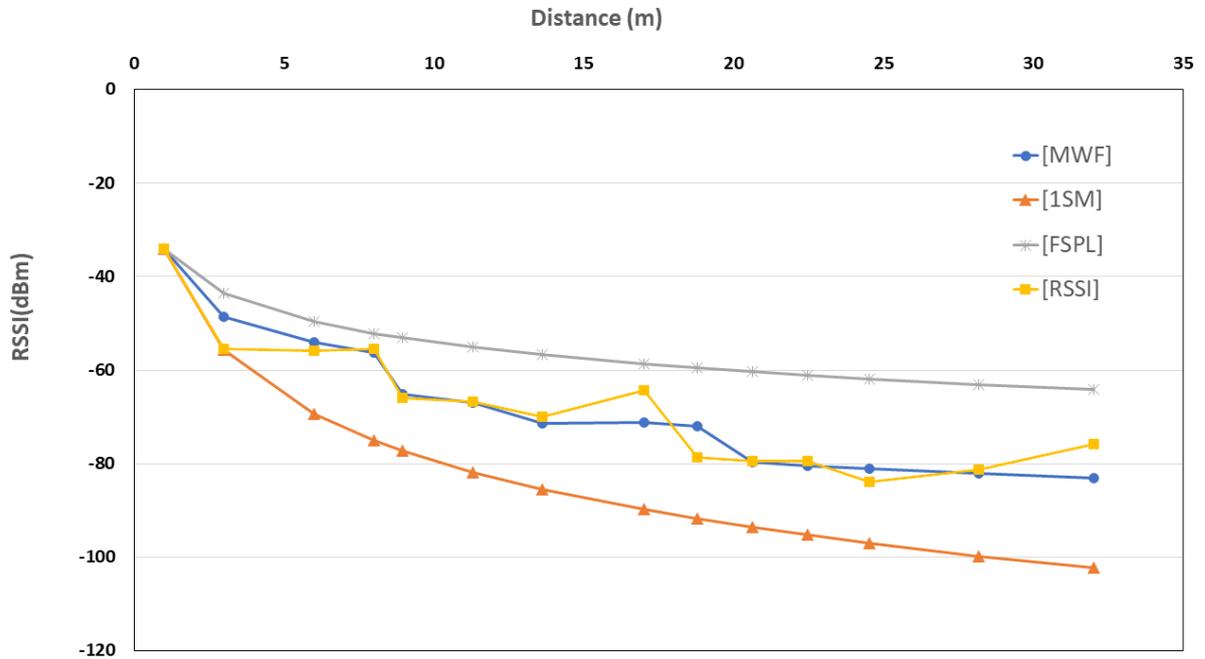


FIGURE 5.4 – Prédications par modèles Vs. valeurs mesurées.

entre deux nœuds dans un ROC.

5.4 Évaluation de l'optimisation multi-objectif basée sur l'approche MOONGA

Après avoir validé les modèles physiques, ils ont été intégrés dans notre outil MOONGA. A ce stade, il reste à évaluer les méthodes de résolution adoptées et l'impact de chaque paramètre sur la solution finale par des simulations. Avant de présenter nos simulations, il faut préciser les différents paramètres d'entrées. Le concepteur du ROC doit fixer :

- les dimensions de l'espace de déploiement,
- les caractéristiques de l'espace,
- les caractéristiques des nœuds,
- le protocole utilisé,
- la topologie souhaitée et,

- ses préférences : importance de chaque métrique, positions préférées ou éliminées, budget disponible ou bien le nombre de nœuds, le degré de couverture k et le degré de connectivité m .

Une fois ces paramètres sont fixés, nous lançons des simulations et nous étudions la réactivité de notre outil en termes de topologies, de formes et de caractéristiques de l'espace de déploiement, de préférences du concepteur et de l'importance des métriques.

5.4.1 Conditions de simulations

Tous nos simulations sont exécutées sur un PC avec un processeur Intel Core 7-5500U, 2,4 GHz et 8 Go de RAM. L'espace de déploiement simulé dans cette partie est un espace de 225 m^2 . Il s'agit d'un couloir au premier étage de l'École nationale supérieure d'ingénieurs du Mans (ENSIM). Cet espace est déjà décrit par la Figure 5.3.

Les différents paramètres utilisés durant nos simulations sont reportés dans le tableau Table 5.5.

TABLE 5.5 – Paramètres de simulation.

Paramètres	Désignations	Valeurs
F (Ghz)	Fréquence	2.4
TX (dBm)	Puissance de transmission	0
RX (dBm)	Sensibilité à la réception	-92
G_{Tx}, G_{Rx} (dB)	Gain d'antennes	0
R^{min} (m)	Rayon de détection minimum	4
R^{max} (m)	Rayon de détection max.	8.5
p	Exposant de perte de chemin	1.8
τ_s	Coût d'un nœud de capteur	0.5
τ_{sk}	Coût d'un nœud puits	0.5
τ_a	Coût d'un nœud actionneur	0.5
$\tau_{i,j}$	Les coûts d'installation	0.5
w_i	Poids des objectifs	1
k	Degré de couverture	1
m	Degré de connectivité	1

Nous configurons notre outil pour exécuter 10 instances (10 validations croisées) pour chaque simulation décrite. La valeurs moyenne (*Avg*) et le meilleur résultat (*Best*) pour chaque métrique sont reportés.

5.4.2 Évaluation des performances pour différentes topologies

Comme mentionné dans le chapitre 3, nous avons modélisé le ROC en fonctions de trois topologies afin d'avoir une approche plus générique. Nous rappelons que le choix de la topologie, qui décrit les liens entre les différents nœuds du ROC, a un impact majeur sur le positionnement des nœuds et plus particulièrement sur la connectivité du réseau. Dans cette partie, nous étudions l'impact de ce paramètre sur le résultat final. Toujours sous les mêmes conditions décrites dans la section 5.4.1, nous étudions les trois topologies considérées : étoile, maillé et infrastructure. Pour chaque topologie, notre outil doit être capable de trouver la meilleure architecture du ROC qui optimise les différentes métriques.

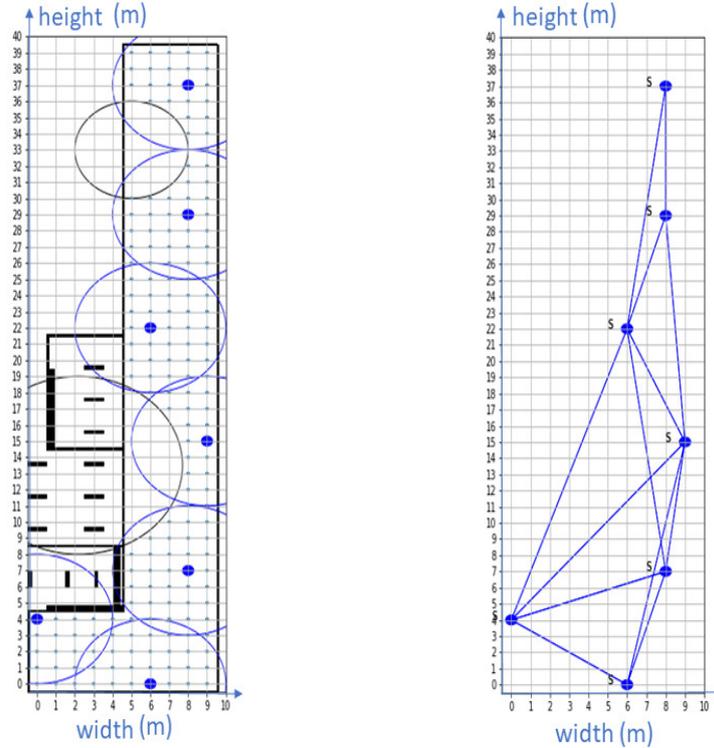
Pour la première simulation (Sim n° 1), l'objectif est d'optimiser les différentes métriques tout en connectant les nœuds selon une topologie maillée. La solution proposée est illustrée sur la Figure 5.5. MOONGA nous propose un ROC à 7 nœuds. Pour cette simulation, 1 nœud joue le rôle de puits et les autres sont des capteurs. Ce ROC assure la couverture de 174 cellules couvertes avec 10 cellules en sur-couvertures. Tous les nœuds sont connectés selon une topologie maillée.

Dans la deuxième simulation (Sim n° 2), nous imposons une topologie en étoile à notre simulateur. Les paramètres sont les mêmes que pour les simulations précédentes. La solution obtenue est illustrée par la Figure 5.6. Le point rouge représente le nœud puits. Pour cette simulation, 8 nœuds sont déployés : 1 nœud puits et 7 capteurs. Ce ROC assure la couverture de 175 cellules couvertes avec 3 cellules sur-couvertes.

Une autre topologie est évaluée. Cette fois, nous considérons la topologie infrastructure AP (Sim n°3). Avec les mêmes paramètres que précédemment, la solution obtenue est représentée sur la Figure 5.7.

La Figure 5.7 illustre que les nœuds sont parfaitement placés. Les résultats de simulation de la topologie en l'infrastructure montrent que notre outil a réussi à converger vers une solution optimale. Le ROC proposé assure un taux de couverture de détection élevé de l'ordre de 99 (seulement deux cellules qui ne sont pas couvertes) et une faible redondance de couverture. Tous les nœuds capteurs sont connectés au moins à un nœud puits (AP) et les nœuds AP (en rouges) sont connectés entre eux.

Le tableau Table 5.6 résume les résultats obtenus pour différentes simulations. Ces résultats prouvent l'efficacité et l'adaptabilité de notre approche en termes de topologies. Pour chaque



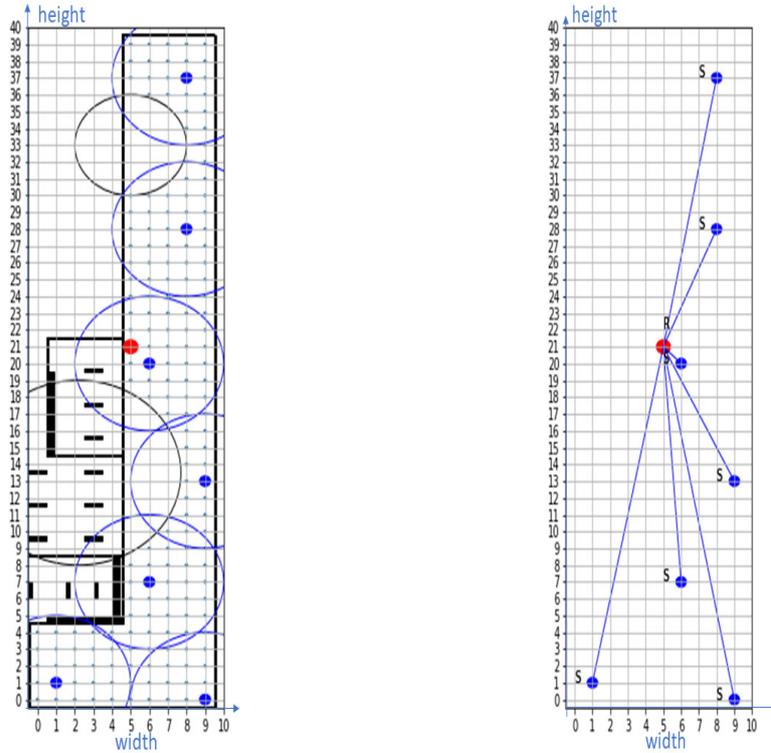
(a) Couverture de détection de l'espace. (b) Connectivité des nœuds.

FIGURE 5.5 – Simulation de topologie maillée (Sim n°1).

topologie, MOONGA réussit à trouver l'architecture qui optimise les différentes métriques simultanément.

5.4.3 Évaluation des performances en cas de contrainte d'emplacement

Dans des conditions réelles, il est possible d'avoir soit des positions où le déploiement des nœuds est impossible soit des positions qui sont plus préférées que les autres. Face à ces conditions qui peuvent varier d'une application à une autre, notre outil d'optimisation doit être capable de trouver le déploiement optimal tout en considérant ces contraintes d'emplacement. Dans ce contexte et dans la quatrième simulation (Sim n°4), nous souhaitons trouver le déploiement optimal d'un ROC qui sera dédié à un réseau d'éclairage existant. Ce système d'éclairage contient 13 sources lumineuses. Ces unités d'éclairage ont des positions prédéfinies et fixes. Dans ce cas, il est plus économique d'installer des nouveaux nœuds aux mêmes emplacements que les



(a) Couverture de détection de l'espace.

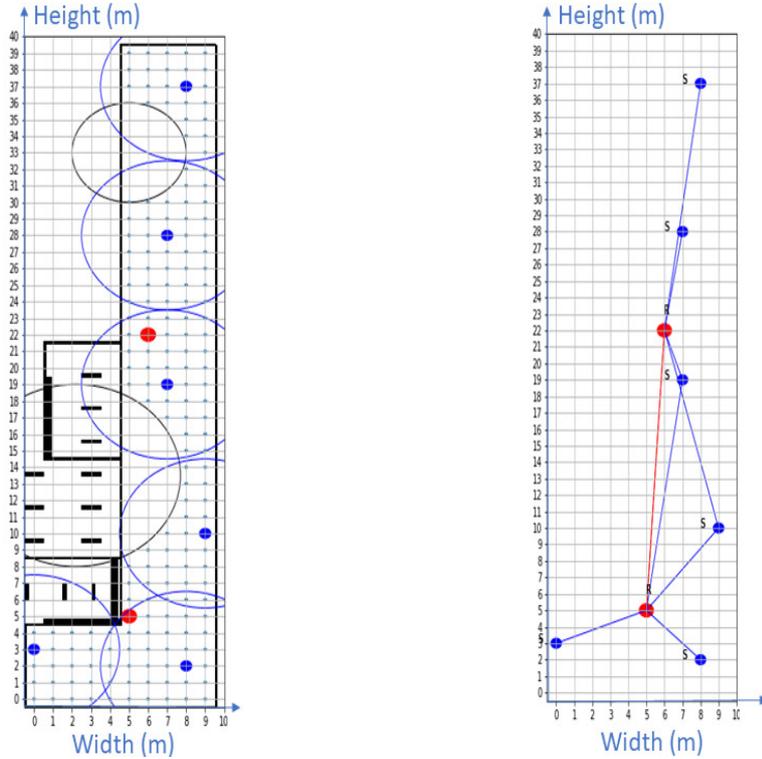
(b) Connectivité des nœuds.

FIGURE 5.6 – Simulation de topologie en étoile (Sim n°2).

nœuds d'éclairage. Pour cette simulation, nous considérons que ces actionneurs ont les mêmes spécifications radio-fréquence (RF) que les autres nœuds. Les résultats obtenus sont présentés par la Figure 5.8.

Dans la Figure 5.8, les points verts représentent les sources lumineuses pré-installées. Notre outil propose d'implémenter 8 nœuds. Le nœud représenté par un point rouge est un nœud puits. 7 capteurs sont proposés pour couvrir la zone d'intérêt. 164 cellules sont couvertes par ces 7 nœuds capteurs et 14 cellules sont sur-couvertes. Dans cette situation, un seul module RF supplémentaire est nécessaire (6, 28). Dans le ROC suggéré, un nœud puits et 6 capteurs sont placés aux mêmes positions que les nœuds d'éclairage. Ces nœuds d'éclairage sont considérés dans l'optimisation de la connectivité et le ROC est entièrement connecté.

Les résultats obtenus en termes de différentes métriques pour ce quatrième scénario sont détaillés



(a) Couverture de détection de l'espace.

(b) Connectivité des nœuds.

FIGURE 5.7 – Simulation de topologie infrastructure AP (Sim n°3).

dans le tableau Table 5.6. Ces résultats de simulation montrent que MOONGA a bien considéré ces positions préférées ce qui prouve l'efficacité de notre approche proposée relativement à des contraintes d'emplacement.

5.4.4 Évaluation des performances en cas de préférences du concepteur

Afin de couvrir plus d'applications, nous considérons qu'il est important de prendre en considération les préférences du concepteur dans l'optimisation du réseau. Ces préférences peuvent être des préférences relatives à la probabilité de détection d'évènement acceptable, au degré de couverture ou de connectivité. Pour cela, plus d'expérimentations ont été effectuées afin d'évaluer les degrés de couverture k et de connectivité m . Dans les deux simulations suivantes (Sim n° 5-6), nous évaluons respectivement la réactivité de notre outil avec un degré de connectivité égal à 2 puis à 3 selon une topologie maillée. Pour $m = 3$, chaque nœud doit être connecté

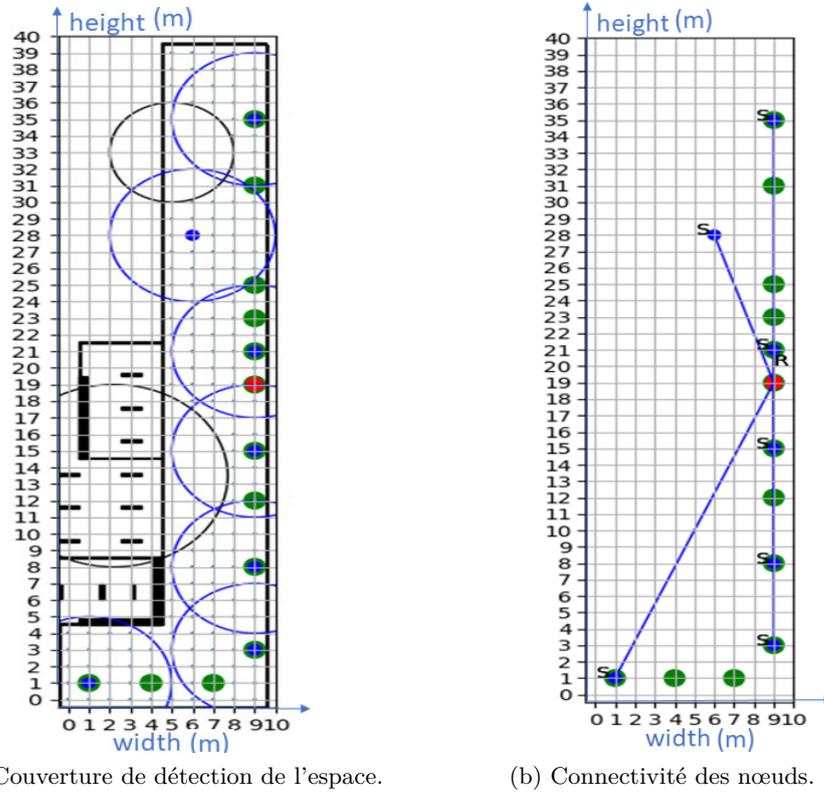


FIGURE 5.8 – Simulation de topologie en étoile avec des position préférés (Sim n°4).

au moins à 3 autres nœuds. Pour garantir cette condition, manifestement, les nœuds doivent se rapprocher les uns des autres lorsque cela est possible ou bien des nœuds supplémentaires doivent être ajoutés. Figure 5.9 montre les résultats obtenus.

Au passage de $m = 2$ à $m = 3$, les résultats montrent que tous les nœuds possèdent au moins trois voisins. Dans Sim n° 6, nous remarquons que les nœuds sont plus proches les uns des autres par rapport à Sim n° 5 afin de garantir un degré $m = 3$. Nous constatons aussi que suite à ce rapprochement, la redondance de couverture a légèrement augmenté.

Dans les prochaines simulations (Sim n° 7-8), nous supposons que le concepteur exige qu'une cellule de l'espace de déploiement doit être couverte par au moins deux nœuds capteurs. Pour assurer cette condition, des nœuds supplémentaires sont nécessaires. Les résultats obtenus sont illustrés sur la Figure 5.10.

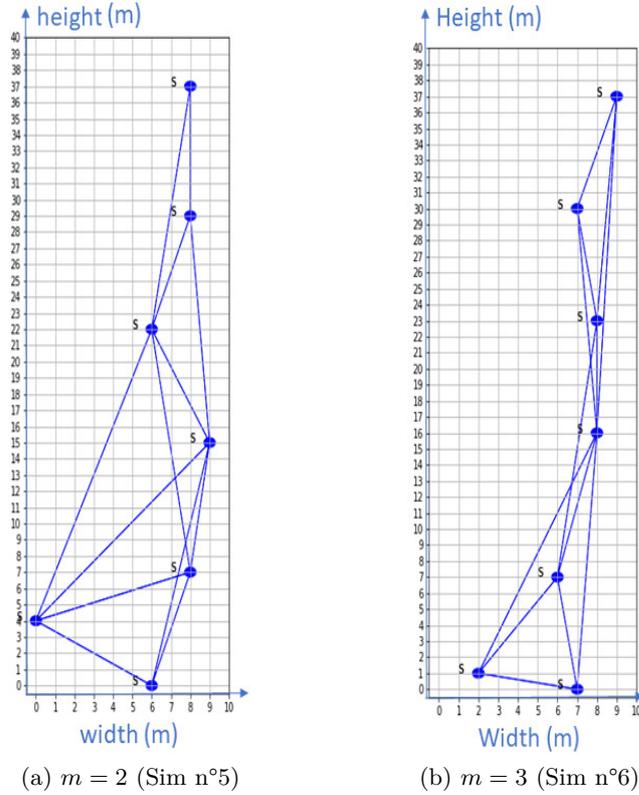


FIGURE 5.9 – m Degré de connectivité.

Nous pouvons voir clairement que les nœuds sont doublés, passant d’une moyenne de 7,1 pour la Sim n° 7 à 15,1 pour la Sim n° 8. Nous notons que la redondance de connectivité et la redondance de couverture ne sont pas influencées, ce qui prouve que notre outil réussit à prendre en considération le k -degré de couverture tout en gardant l’optimalité des différentes métriques.

Dans la prochaine simulation, nous supposons que notre application n’a aucune tolérance face à l’échec de détection des évènements. Pour cela, nous considérons qu’une cellule n’est couverte que si la probabilité de détection est égale à 1 ($p_{Elfe} = 1$). Nous comparons cette simulation (Sim n° 9) avec une autre simulation où les cellules sont considérées couvertes lorsque la probabilité de détection est supérieure à 0,7 (Sim n° 10). En minimisant la probabilité de détection, l’espace couvert par un seul capteur augmente et avec la même configuration des nœuds la redondance de couverture augmentera en conséquence. Pour éviter cela, les nœuds capteurs doivent s’éloigner les uns des autres. Ceci peut entraîner une déconnexion des nœuds. Si tel est le cas, certains

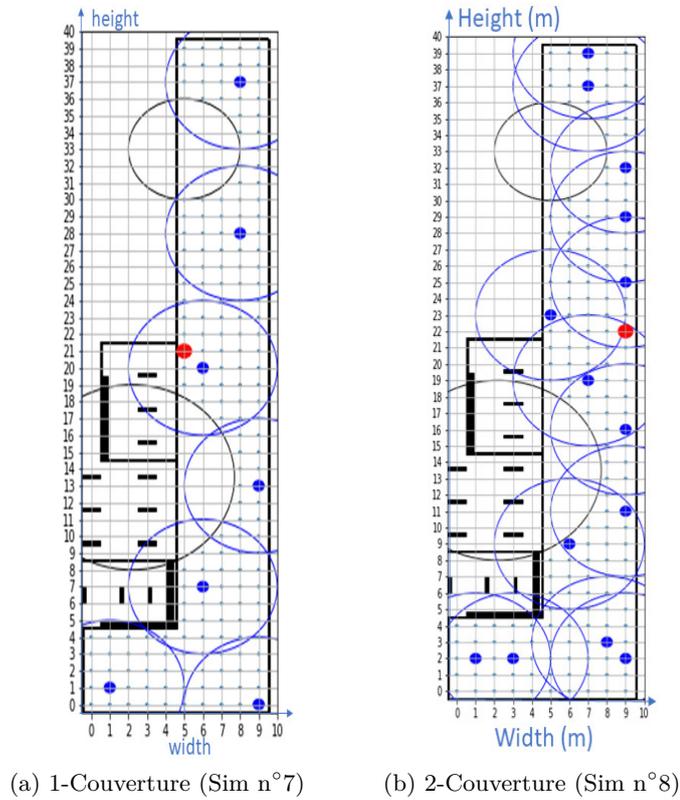
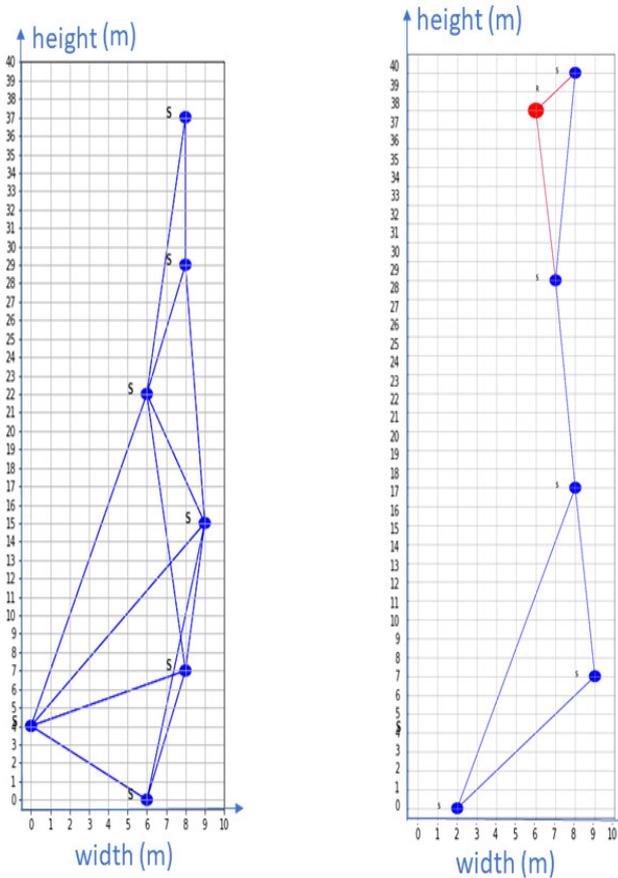


FIGURE 5.10 – k degré de couverture.

nœuds supplémentaires sont nécessaires. Figure 5.11 illustre la solution proposée par MOONGA.

Pour la Sim n° 10, nous constatons que le nombre de nœuds utilisés pour couvrir le même espace avec $p_{cov} = 0,7$ est diminué par rapport à la Sim n° 9 vu que le nombre des cellules couvertes par un seul capteur augmente. Un nœud supplémentaire a été proposé par rapport au ROC proposé pour $p_{cov} = 1$. Ce nœud a été ajouté à la position (8, 39) afin de garantir que ce nœud ait un deuxième voisin (condition nécessaire pour la topologie maillée). En ce qui concerne le taux de couverture de détection, un taux élevé est satisfait pour les deux simulations (Figure 5.11). Tous les résultats de simulations qui évaluent les performances en cas de préférences du concepteur (N° 5-10) sont décrites dans le tableau Table 5.6. Ces résultats indiquent que notre outil est capable à trouver une solution optimale tout en prenant en compte les différentes préférences



(a) Sim n° 9 : $p_{cov} = 1$ (b) Sim n° 10 : $p_{cov} = 0,7$

FIGURE 5.11 – Probabilité de détection.

du concepteur.

5.4.5 Évaluation des performances par rapport à l'importance des métriques

Comme décrit précédemment, l'importance des métriques varie selon la nature de l'application. Pour évaluer les performances par rapport à ce paramètre, nous varions les poids des différents objectifs afin d'évaluer leurs impacts sur la solution finale. Dans les simulations Sim ° 11-13, nous modifions l'importance de la couverture (w_2) pour voir la réactivité de MOONGA. De la même façon, nous étudions, dans les simulations 14-16, l'efficacité de notre outil en fonction de l'importance de la redondance de couverture (w_4). Les résultats des simulations Sim ° 11-16 sont

rapportés dans le tableau Table 5.6.

Nous pouvons voir qu'en augmentant w_2 de 1 à 3, la couverture de détection augmente. Elle passe de 93,1 à 99,3 (moyenne sur 10 simulations). Il est tout à fait raisonnable qu'en accordons à la couverture un poids plus important que les autres métriques, elle sera maximisée au déterminant des autres, ce qui est compatible avec les résultats obtenus. Pour assurer une couverture de détection plus élevée, davantage de nœuds sont nécessaires et la redondance de couverture passe d'une moyenne de 7.5 pour $w_2 = 1$ à 14.1 pour $w_2 = 3$.

En ce qui concerne, l'importance de la redondance de couverture dans la résolution de solution, nous remarquons clairement que la redondance de la couverture de détection diminue avec l'augmentation du poids w_4 . Il passe de 7,5 à 0,5. Une petite diminution du taux de couverture de détection accompagne cette réduction du taux de redondance de couverture de détection. Ce qui confirme que ces deux métriques sont contrebalancées.

Les différents résultats exposés dans le tableau Table 5.6 montrent bien que notre outil est adaptable à la nature de l'application tout en variant l'importance de chaque métrique dans la résolution du problème. Cependant, ces poids doivent être ajustés tout en restant prudent car ils affectent la solution finale.

5.4.6 Évaluation des performances par rapport à l'espace de déploiement

Toujours dans le but d'avoir une solution plus générique, nous avons modélisé et développé notre approche d'une façon qui permet de considérer différentes formes et tailles de l'espace de déploiement. Nous retenons de simulations précédentes, la simulation Sim N °1 qui considère l'optimisation d'un ROC pour un espace sous une forme en « L ». Dans les simulations Sim N °17-18, des espaces de déploiement de formes carrées sont simulés. Dans la simulation Sim N °19, un espace circulaire est considéré. Les résultats de ces simulations sont présentés dans le tableau Table 5.7.

Nous remarquons que notre outil est capable de trouver la solution optimale pour différents espaces de déploiement et avec différentes tailles.

5.4.7 Comparaison avec d'autres travaux

Pour montrer l'efficacité de notre approche, nous avons évalué les performances de notre outil MOONGA en fonction de différents paramètres et dans différentes configurations. Pour valider

TABLE 5.6 – Résultats de simulations N° 1-16.

#	Option	Connect(%)		m-Conn(%)		Conn_Red(%)		Coverage(%)		k-Cover(%)		Cover_Red(%)		Cost(#)		
		Avg	Best	Avg	Best	Avg	Best	Avg	Best	Avg	Best	Avg	Best	Avg	Best	
1	Maillée	100	100	100	100	89.5	85.7	95.8	96.7	95.8	96.7	7.3	2.7	7.3	7	
2	Topologie	En étoile	100	100	100	100	0	0	93.1	95.1	93.0	95.1	7.5	1.6	8.3	8
3	AP	100	100	100	100	0	0	93.1	95.1	93.0	95.1	7.5	1.6	8.3	8	
4	Noeuds existants	Éclairage	100	100	100	100	0	0	89.5	89.1	89.5	89.1	3.8	7.6	1.6	1
5	m degrés	2-Mesh	100	100	100	100	89.5	85.7	95.8	96.7	95.8	96.7	7.3	2.7	7.3	7
6		3-Mesh	100	100	94.5	100	62.1	71.4	91.7	94.6	91.7	94.6	10.7	9.2	7.1	7
7	k-degrés	1-Cov	100	100	100	100	0	0	93.1	95.1	93.0	95.1	7.5	1.6	8.3	8
8		2-Cov	100	100	100	100	0	0	99.4	99	89.2	89.1	9.7	8.7	15.1	14
9	Probabilité	$p_{cov} = 1$	100	100	100	100	89.5	85.7	95.8	96.7	95.8	96.7	7.3	2.7	7.3	7
10	détection	$p_{cov} = 0.7$	100	100	100	100	25.8	0.33	94.9	99.4	94.9	99.4	6.9	13	5.6	6
11	Importance de la couverture	$w_2 = 1$	100	100	100	100	0	0	93.1	95.1	93.1	95.1	7.5	1.6	8.3	8
12		$w_2 = 2$	100	100	100	100	0	0	97.8	98.3	97.8	98.3	13.6	8.7	8.1	8
13		$w_2 = 3$	100	100	100	100	0	0	99.3	100	99.3	100	14.1	11.9	9.1	9
14	Importance de la redondance	$w_4 = 1$	100	100	100	100	0	0	93.1	95.1	93.0	95.1	7.5	1.6	8.3	8
15		$w_4 = 2$	100	100	100	100	0	0	90.1	92.4	90.1	92.4	1.1	1.1	7.8	7
16		$w_4 = 3$	100	100	100	100	0	0	86.6	90.2	86.6	90.2	0.5	0	7.6	7

TABLE 5.7 – Résultats de simulations pour différents espaces de déploiement.

#		1	17	18	19
Forme		en « L »	Carré		Circulaire
Taille		225 m ²	10 x 10	100 x 100	Rayon 9 m.
R^{min} (m)		4.5	1.5	15	4
Connect(%)	Avg	100	100	93.7	100
	Best	100	100	100	100
m-Connect(%)	Avg	100	100	93.7	100
	Best	100	100	100	100
Connect_Red(%)	Avg	89.5	5.9	0	0
	Best	85.7	0	0	0
Cover (%)	Avg	95.8	96.7	91.5	91.17
	Best	96.7	98	94	96.31
k-Cover (%)	Avg	95.8	96.7	91.5	91.17
	Best	96.7	98	94	96.31
Cover_Red(%)	Avg	7.3	8.9	12.1	13.52
	Best	2.7	2	8	17.62
Cost (#)	Avg	7.3	18.2	15	7.8
	Best	7	18	15	7

notre travail, nous comparons MOONGA avec deux travaux ultérieurs : [1] (Benatia, 2017) et avec (Hajjej, 2017) [62] et ceci sous les mêmes conditions de simulation. Nous avons choisi ces études car elles sont similaires à notre problème en termes de métriques sélectionnées.

Au début, nous avons configuré notre outil avec le même environnement et les mêmes caractéristiques que dans [1]. Dans [62], les auteurs ont testé deux algorithmes différents. L’un est basé sur MOFPA (pour *Multi-Objective Flower Pollination Algorithm* en Anglais) et l’autre sur PSO (pour *Particle Swarm Optimisation* en Anglais). En jouant sur la contrainte liée au nombre de nœuds disponibles, nous avons configuré notre outil pour générer des réseaux avec 15, 13 et 10 nœuds comme décrit dans [62]. Les simulations Sim N° 17 et Sim N° 18 représentent respectivement les résultats de notre outil pour les mêmes paramètres que [1] et [62]. Ces paramètres de simulation sont illustrés dans le tableau Table 5.8.

TABLE 5.8 – Paramètres de simulation.

Paramètres	Valeurs selon l’approche	
	[1]	[62]
Taille de l’espace (m)	10x10	100x100
TX(dBm)	Puits : 2, capteur : 0	0
RX(dBm)	-90	-90
R^{min} (m)	1.5	15
Atténuations des murs (dBm)	2	-

La Figure 5.12 illustre les résultats obtenus pour le même scénario décrit dans [1].

Comme rapporté dans le tableau Table 5.9, nous pouvons voir que MOONGA assure une connectivité complète par rapport à 96% pour [1]. Les capteurs proposés couvrent 97% de la zone d’intérêt. Pour l’approche de (Benatia, 2017) [1], seulement 91% de l’espace est couvert. Bien que plus de nœuds sont proposés par MOONGA (18 faces à 16), nous avons maintenu une redondance de couverture de détection faible qui confirme le placement optimal (Sim n° 17). De plus, notre outil montre une meilleure performance que (MOFPA, 2017) et (PSO, 2017) pour les différentes métriques, sauf en termes de connectivité. Cela est dû à l’utilisation d’un modèle de connectivité binaire dans [62].

Des comparaisons supplémentaires étaient nécessaires pour prouver l’efficacité de MOONGA en termes de k-couverture, de m-connectivité et de coût. Cette évaluation est effectuée avec

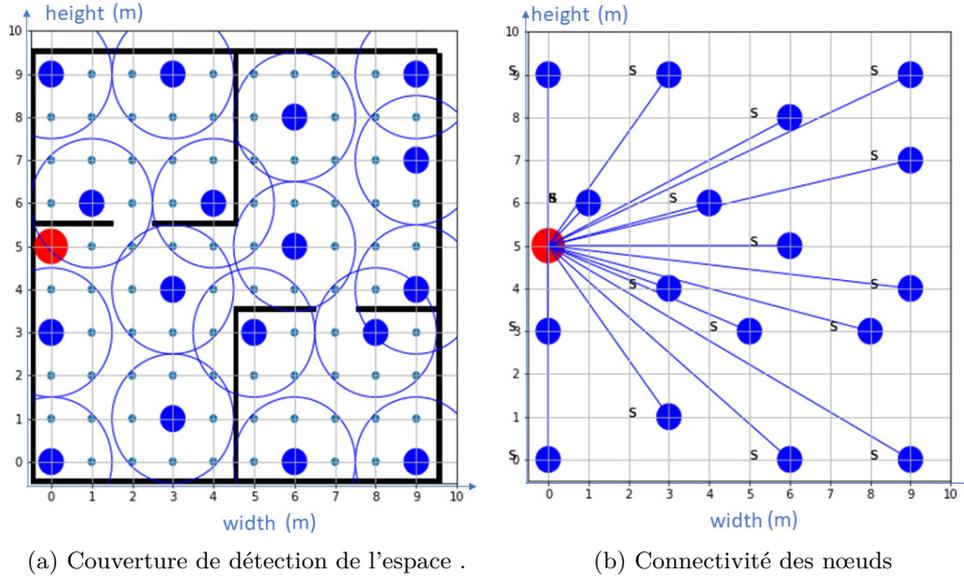


FIGURE 5.12 – Résultat de la simulation sous les mêmes conditions que dans [1].

TABLE 5.9 – Comparaison des résultats avec d'autres travaux.

Référence	Solution	Connect(%)	Cover(%)	Cost(#)
[1]	MOONGA	100	96.7	18.2
	Benatia	96	91	16
[62]	MOONGA	93.7	91.5	15
	MOFPA	100	82	
	PSO	100	76	
[62]	MOONGA	98.7	86.3	13
	MOFPA	100	75	
	PSO	100	70	
[62]	MOONGA	100	71.3	10
	MOFPA	100	64	
	PSO	100	52	

les mêmes conditions que celles utilisées dans [65, 66, 2]. Ces études considèrent un espace de déploiement de 300 m x 300 m. L'objectif est de couvrir des événements distribués aléatoirement dans cet espace. Pour répondre aux mêmes conditions de simulation, l'environnement est divisé

en 100 de superficie de 30 m² carrés pour obtenir 100 positions potentielles, où les nœuds peuvent être déployés. Ces études visent à minimiser le nombre de nœuds déployés tout en maintenant une k-couverture et une m-connectivité. Pour avoir une comparaison équitable, nous utilisons des modèles binaires pour les modèles de couverture de détection et de connectivité utilisés. Les paramètres de simulation sont résumés dans le tableau Table 5.10. La Figure 5.13 illustre une instance du problème traité.

TABLE 5.10 – Paramètres de simulation.

Paramètres	Valeurs
N°. de évènements cibles	100
N°. de positions potentiels	100
Rayon de communication (m)	100
Rayon de détection (m)	60

Nous avons effectué plusieurs simulations afin de les comparer avec les autres approches, en termes de nombre de nœuds de capteurs nécessaires, pour assurer la k-couverture et la m-connectivité souhaitées (k, m). Nous varions les valeurs de k de 1 à 4 et, m de 1 à 3. Vu l'aspect aléatoire du placement des différents évènements cibles et pour une meilleure estimation, la moyenne du nombre de nœuds nécessaires pour 10 simulations et les meilleurs résultats sont rapportés. La Figure 5.14 et le tableau Table 5.11 montrent la comparaison de nos résultats avec les algorithmes proposés dans [2], [66] et [65].

TABLE 5.11 – Comparaison en termes de nombre de nœuds.

(k,m)	MOONGA (Best)	MOONGA (Avg)	GA-BPSO	Gupta et al.	Rebai et al.
1,1	14	15,9	18	19	21
1,2	16	17	18	20	24
1,3	17	17,9	19	26	32
2,1	22	23,2	24	27	35
2,2	24	24,7	25	29	31
2,3	25	26,4	26	35	38
3,1	33	34,2	36	38	42
3,2	35	36,7	36	41	43
3,3	35	36	38	42	48
4,1	44	45,6	46	42	44
4,2	43	45,2	46	47	49
4,3	44	46,4	47	48	49

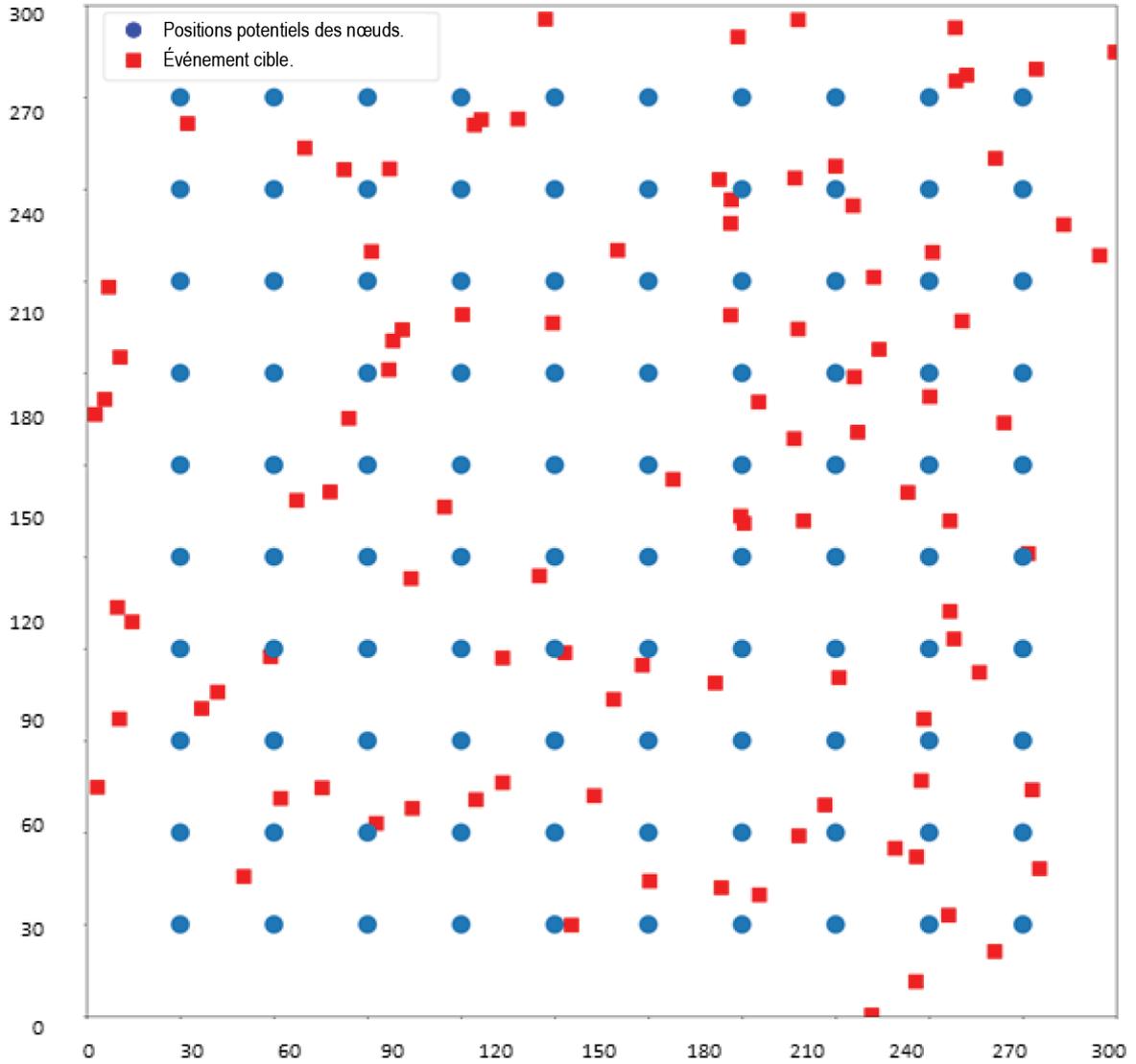


FIGURE 5.13 – Exemple d'instance de problème identique à [2].

D'après Figure 5.14, on peut remarquer que pour les différentes combinaisons de la k -couverture et la m -connectivité (k, m) , notre outil MOONGA est capable de proposer une solution avec moins de nœuds tout en assurant la k -couverture et la m -connectivité, sauf pour le couple $(4, 1)$, où [65, 66] montre une meilleure performance. Il faut noter que pour ces deux études le nombre

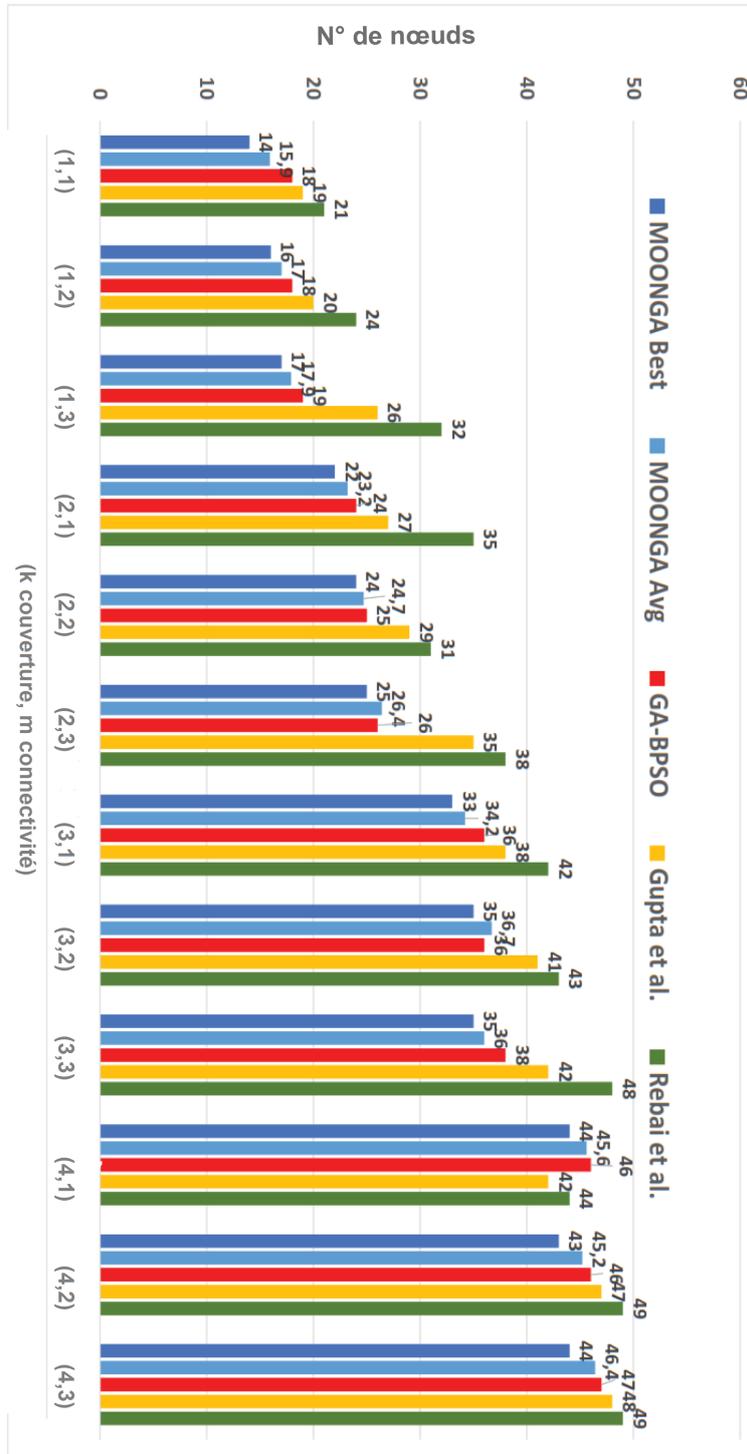


FIGURE 5.14 – Comparaison en termes de nombre de nœuds.

de nœuds passe de 42 à 47 pour [65] et de 44 à 49 pour [66] pour le couple (4, 2). Le nombre de nœuds accroît en fonction de k plus significativement que par rapport à m . Cela revient au fait que le rayon de communication (100 m) est supérieur au rayon de détection (60 m). Nous notons qu'une large plage de communication permet de maintenir les capteurs connectés les uns aux autres toute en convergeant vers la solution optimale.

Ces différentes comparaisons confirment que notre approche MOONGA présente une solution efficace au problème de déploiement du ROC. De plus, nous concluons que notre approche est plus générique et prend en compte :

- trois topologies (Sim N°1-3),
- les positions préférées et les nœuds existants (Sim N°4),
- les préférences du concepteur (Sim N°5-10),
- la nature de l'application (Sim N°11-16),
- les différents formes et tailles de l'espace de déploiement (Sim N° 1, 17 et 18).

5.5 Optimisation de la consommation d'énergie et de la durée de vie

Nous évaluons dans cette partie notre deuxième outil d'optimisation appelé R2LTO. Cet outil s'intéresse à l'optimisation de la consommation d'énergie et de la durée de vie lors du fonctionnement d'un ROC. Ces deux métriques dépendent principalement du module de communication et leur optimisation passe par l'optimisation du routage. Nous évaluons l'efficacité de notre approche à trouver les chemins optimaux entre les nœuds d'un ROC tout en garantissant une QoS et une utilisation optimale des ressources. Nous étudions aussi l'influence du rayon de communication et du nombre de nœuds sur la durée de vie et la consommation énergétique du ROC. Nous comparerons, finalement, R2LTO avec d'autres approches proposées dans la littérature pour prouver son efficacité.

5.5.1 Conditions de simulations

Afin de mesurer les performances de notre nouveau protocole R2LTO, nous avons développé un simulateur. Ce simulateur est codé en python sous l'environnement de développement "Py-Charm". Toutes les simulations sont exécutées sur un PC avec un processeur Intel Core 7-

5500U, 2,4 GHz et 8 Go de RAM. Les paramètres de simulation sont représentés dans le tableau Table 5.12.

TABLE 5.12 – Paramètres de simulation.

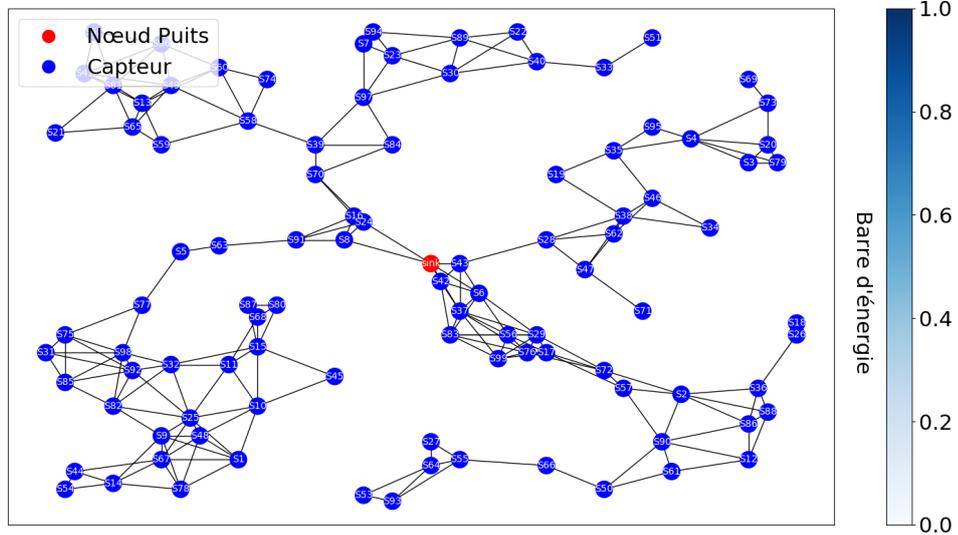
Paramètres	Valeurs
Nombre de nœuds	100
Espace de déploiement	100 m x 100 m
Énergie initiale	0.5 J
E_{elec}	50 nJ/bit
ϵ_{amp}	100 pJ/bit/m ²
Taux de génération de paquets	1/ épisode
Taille du paquet	512 bits
Taux d'apprentissage	0.5

5.5.2 Évaluation des performances relativement au rayon de communication

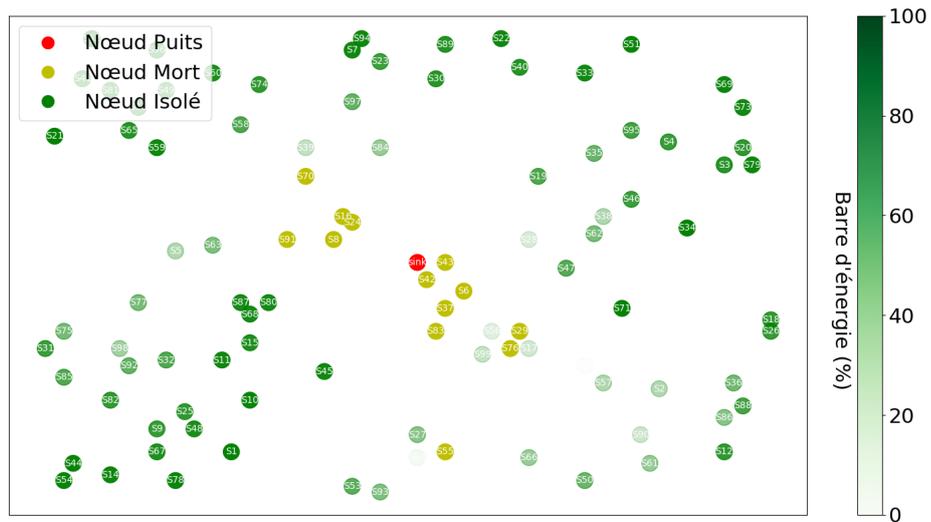
Sous les mêmes conditions, nous considérons des rayons de communication des 30, 15 et 10 m et nous générons trois ROCs appelés respectivement ROC 1, ROC 2 et ROC 3. Les emplacements des nœuds ainsi que le scénario de génération des paquets sont identiques. Ces réseaux sont illustrés dans les Figures 5.15a, 5.16a et 5.17a. Ces figures montrent le maillage des réseaux avec les différents rayons de communication évalués. Les nœuds avec des rayons de communication égalent à 10 m ont moins de voisins que celles avec des rayons égalent 30. Avec moins de voisins le choix du nœud suivant est plus facile.

Les Figures 5.15b, 5.16b et 5.17b montrent les états des nœuds à la fin des simulations. Nous présentons, dans la Figure 5.18, l'évolution du nombre de nœuds actifs en fonction des épisodes pour chaque ROC. Les différentes métriques évaluées sont présentées dans le tableau Table 5.13.

Avec le même scénario de génération des paquets, pour les ROC 1, ROC 2 et ROC3, un paquet passe en moyenne respectivement par 5.88, 5.26 et 2.89 nœuds intermédiaires (sauts ou bien *hop* en anglais) pour arriver au nœud puits. En termes de nombre de paquets reçus par le nœud puits, ROC 1 a consommé 19.16 J pour assurer l'envoi de 3081 paquets. Alors que ROC 3 envoie plus de paquets (4042) en consommant 42.61 J. D'après les Figures 5.15b, 5.16b et 5.17b, le nombre des nœuds isolés est moins dans le cas du ROC 3 que dans ROC 1 et 2. D'autre part, le ROC 3 a plus de nœuds morts après l'épuisement de leurs ressources ce qui explique donc la surconsommation des ressources pour envoyer plus de paquets. Nous remarquons aussi que les



(a) États initiaux des nœuds.



(b) États des nœuds à la fin de simulations.

FIGURE 5.15 – ROC 1 : rayon de communication égale à 10 m.

nœuds les plus proches de puits sont ceux qu'épuisent leurs ressources énergétiques en premier (voir répartition de nœuds jaunes dans les Figures 5.15b, 5.16b et 5.17b).

Comme le montre le tableau Table 5.13, R2LTO a réussi à différer l'apparition du premier

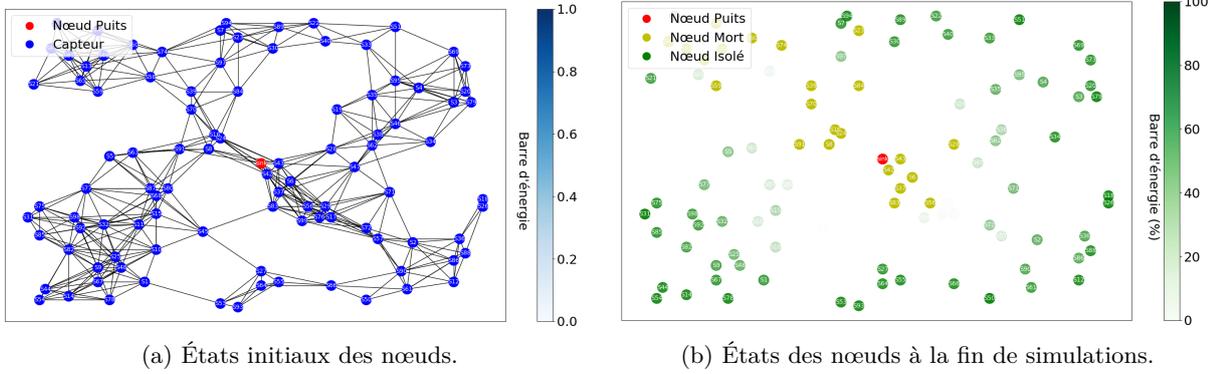


FIGURE 5.16 – ROC 2 : rayon de communication égale à 15 m .

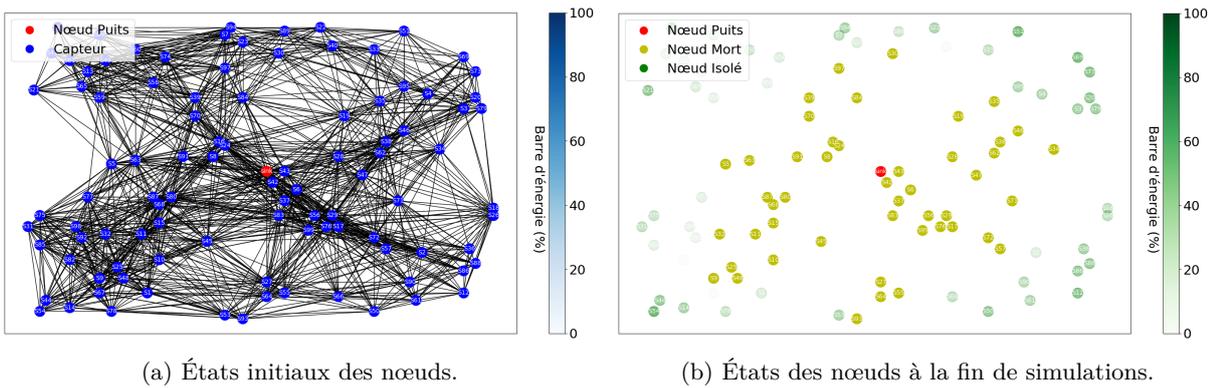


FIGURE 5.17 – ROC 3 : rayon de communication égale à 30 m.

nœud mort et du premier nœud isolé avec ROC 2 et ROC 3. Nous remarquons aussi qu'en augmentant le rayon de communication, les durées de vie du ROC selon les définitions $\mathcal{L}_1(\mathcal{N})$, $\mathcal{L}_2(\mathcal{N})$ et $\mathcal{L}_3(\mathcal{N})$ sont prolongées. En effet, le premier nœud mort apparaît à l'épisode 1815 pour le ROC 1 et à 2162 pour le ROC 3. Ceci s'explique par le fait qu'avec un nombre limité de voisins le passage par un nœud est parfois inévitable même si le nœud a une énergie résiduelle faible ce qui induit les changements aigus dans la courbe de ROC 1 dans la Figure 5.18. A titre d'exemple, nous énumérons les nœuds S_{43} , S_{70} , S_{77} , S_{55} qui présentent les seuls nœuds intermédiaires pour plusieurs nœuds vers le nœud puits dans le ROC 1. Aussi nous remarquons que $\mathcal{L}_1(\mathcal{N}) = \mathcal{L}_2(\mathcal{N}) = 1815$. A l'épisode 1815, la batterie du nœud S_{91} est épuisée. Un isolement d'un sous réseau (les nœuds S_{80} , S_{87} , S_{68} , etc.), a suit cette mort (voir Figure 5.15b). Plus

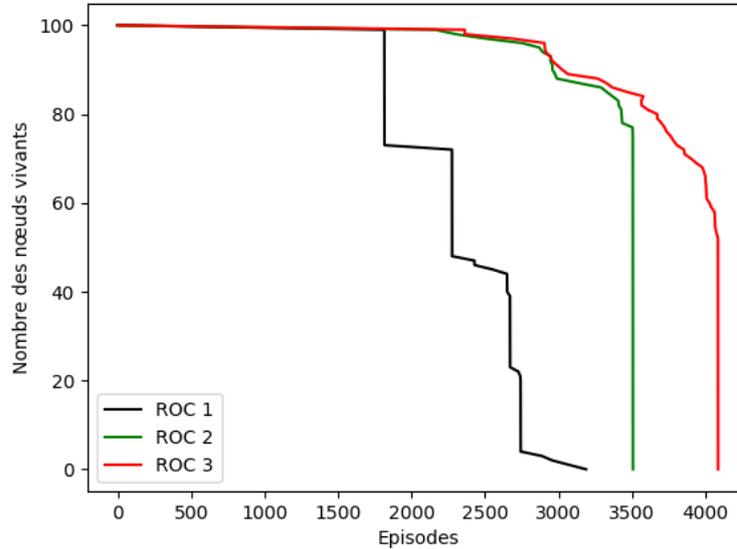


FIGURE 5.18 – Évolution de nombre des nœuds actifs en fonction de rayon de communication.

TABLE 5.13 – R2LTO en fonction du rayon de communication.

Métriques	Réseaux		
	ROC 1	ROC 2	ROC 3
Rayon de communication (m)	10	15	30
N° de sauts en moyenne	5,88	5,26	2,89
Durée de vie	$\mathcal{L}_1(\mathcal{N})$ équation 3.28	1815	2162
	$\mathcal{L}_2(\mathcal{N})$ équation 3.29	1815	3434
	$\mathcal{L}_3(\mathcal{N})$ équation 3.30	3275	3586
Consommation du réseau	\mathcal{E}_{tot} équation 3.25	17,18	27,36
N° de paquets reçus	N_{packet}	3081	3472
Efficacité énergétique	\mathcal{E}_E équation 3.26	179,30	126,89

intéressant encore, R2LTO réussit à faire approcher la valeur de $\mathcal{L}_2(\mathcal{N})$ de $\mathcal{L}_3(\mathcal{N})$. Il permet d'éviter, toutefois possible, l'isolement des nœuds. L'analyse de la Figure 5.18 confirme que l'existence de plusieurs chemins vers le nœud puits permet d'aplatir la courbe du nombre de nœuds actifs en fonction des épisodes. Le ROC 3 présente moins de changements aigus par rapport à ROC 1 et 2 (Figure 5.18).

Nous concluons qu'un rayon plus grand implique plus de chemins de routage possibles, ce qui permet une meilleure optimisation du routage. Les résultats des simulations montrent que R2LTO a réussi à améliorer la durée de vie tout en prenant en compte le rayon de communication et les différentes possibilités de routage existantes. Cette prolongation de durée de vie du réseau a permis d'augmenter le nombre de paquets reçus par le nœud puits d'où une utilisation optimale des ressources.

5.5.3 Évaluation des performances relativement à la densité du réseau

De la même façon, nous évaluons l'influence du nombre de nœuds sur l'optimisation de la durée de vie et de la consommation énergétique. Nous appelons respectivement ROC 4, ROC 5 et ROC 6, les réseaux générés avec 100, 150 et 200 nœuds. Le ROC 5 est obtenu en ajoutant au ROC 4, 50 nouveaux nœuds. De la même façon, pour ROC 6 (ROC 5 + 50 nouveaux nœuds).

La Figure 5.19 montre l'évolution du nombre de nœuds actifs en fonction des épisodes. Cette figure montre qu'avec moins de nœuds, la chute de nombre de nœuds isolés ou morts est plus brusque. Cependant, cette chute est moins aigüe pour ROC 5 et encore moins pour ROC 6. L'augmentation du nombre de nœuds permet d'aplatir cette courbe. Nous présentons dans le tableau Table 5.14 les résultats détaillés de simulations de ROC 4, 5 et 6.

TABLE 5.14 – R2LTO en fonction du nombre de nœuds.

Métriques	Réseaux		
	ROC 4	ROC 5	ROC 6
Rayon de communication (m)	100	150	200
N° de sauts en moyenne	5,29	8,11	8,63
Durée de vie	$\mathcal{L}_1(\mathcal{N})$ équation 3.28	1433	1636
	$\mathcal{L}_2(\mathcal{N})$ équation 3.29	2244	3976
	$\mathcal{L}_3(\mathcal{N})$ équation 3.30	4263	4630
Consommation du réseau	\mathcal{E}_{tot} équation 3.25	23,91	52,51
N° de paquets reçus	N_{packet}	3872	3918
Efficacité énergétique	\mathcal{E}_E équation 3.26	161,93	63,75

D'après le tableau Table 5.14, nous pouvons remarquer que le nombre de sauts en moyenne pour ROC 6 est plus élevé que celui de ROC 4, malgré que les deux réseaux sont installés dans le même espace de déploiement et avec le même rayon de communication. La première raison, c'est que R2LTO, afin de minimiser la consommation des nœuds, choisit des nœuds proches les uns

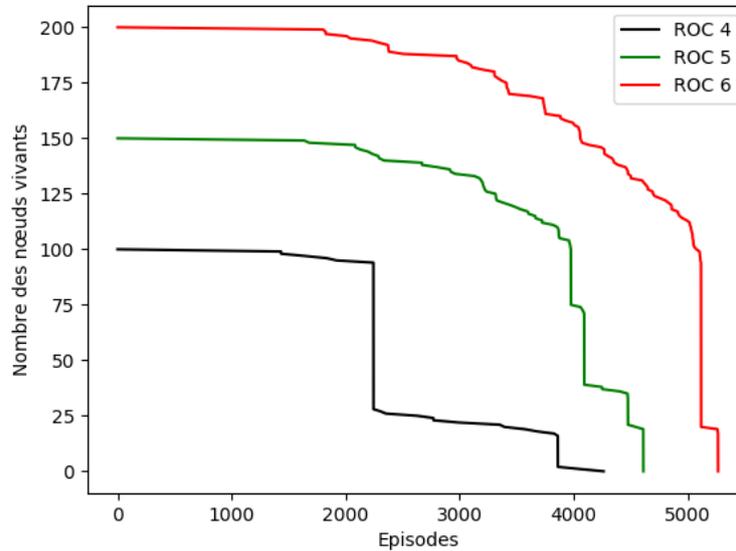


FIGURE 5.19 – Évolution de nombre des nœuds actifs en fonction de la densité du réseau.

des autres. La deuxième raison, c'est que notre protocole ne choisit pas forcément le chemin le plus court, mais le chemin qui permet l'extension de la durée de vie des nœuds. Malgré que le nombre de paquets reçus par les nœuds puits soit très proche, ROC 6 consomme plus d'énergie que ROC 4 et ROC 5. Dans ROC 6, afin de prolonger la durée de vie, R2LTO évite de passer par les nœuds dont l'énergie résiduelle est faible. Cette stratégie rend le chemin plus long mais permet de différer l'apparition pré-mature des nœuds morts (1433 pour ROC 4 et 1802 pour ROC 6) ainsi que des nœuds isolés (2244 pour ROC 4 et 5117 pour ROC 6). Nous remarquons que pour les réseaux les plus denses, la durée de vie est prolongée en termes de trois définitions. Mais le plus important que notre protocole à réussi à différer l'apparitions de nœuds isolés. Nous constatons que pour ROC 6 avec plus de nœuds, le premier nœud isolé apparaît à l'épisode 5117 quelque épisode avant le moment où l'envoi du paquet n'est plus possible. Donc avec plus de choix de routage, les décisions intelligentes du protocole a permis de rapprocher la deuxième définition de durée de vie à la troisième. D'après ces simulations, nous déduisons que a chaque fois que plusieurs alternatives de routage se présente, notre protocole en profite pour minimiser la consommation et prolonger la durée de vie.

5.5.4 Comparaison avec d'autres travaux

Afin de se situer par rapport aux autres travaux, nous comparons notre outil avec le protocole de routage "Q-routing" [56] et le protocole "RLBR" [59]. Nous plaçons, tout d'abord, 100 nœuds à des emplacements aléatoires. Cette même configuration est celle utilisée par les différentes approches. Les scénarios de génération des paquets sont toujours identiques pour les trois protocoles simulés. Nous évaluons les résultats de simulations pour un rayon de communication fixé à 30 m pour le premier scénario. Pour les trois protocoles de routage, nous exécutons le simulateur jusqu'à ce que le routage du paquet au nœud puits ne soit plus possible. La Figure 5.20 illustre une comparaison du nombre de nœuds actifs en fonction des épisodes.

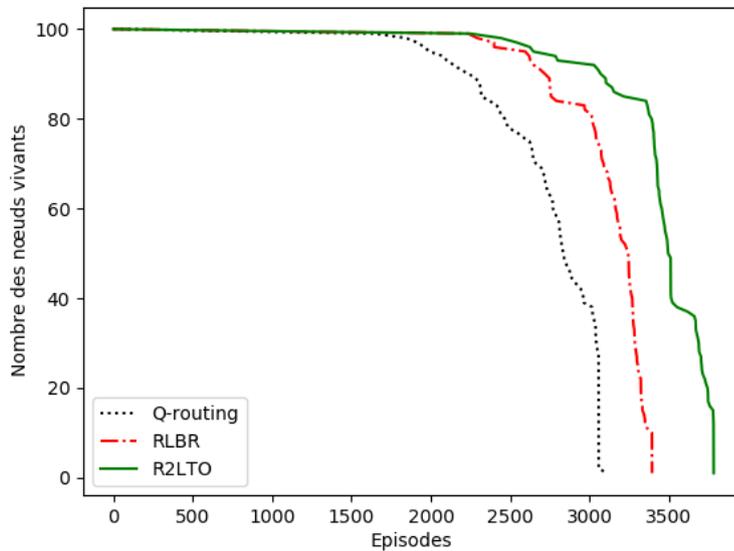


FIGURE 5.20 – Variation du nombre de nœuds actifs en fonction de épisodes (30 m).

Le tableau Table 5.15 présente les résultats obtenus pour les trois approches.

La Figure 5.20 et le tableau Table 5.15 montrent que notre protocole a réussi à maintenir un nombre de nœuds actifs légèrement plus élevé par rapport à Q-Routing et RLBR. Cela est dû au faible nombre de sauts vers le nœud puits avec un rayon de communication égal à 30 m dans un environnement de 100 m x 100 m. Le choix du nœud suivant n'affecte pas fortement les performances ; quel que soit le nœud sélectionné, il pourra atteindre le nœud récepteur avec quelques sauts.

TABLE 5.15 – Résultats obtenus pour une portée de communication égale à 30 m.

Métriques		Approche		
		R2LTO	RLBR [59]	Q-routing [56]
Durée de vie	$\mathcal{L}_1(\mathcal{N})$ équation 3.28	2249	2235	1647
	$\mathcal{L}_2(\mathcal{N})$ équation 3.29	3101	2970	2964
	$\mathcal{L}_3(\mathcal{N})$ équation 3.30	3796	3403	3112
Consommation du réseau	\mathcal{E}_{tot} équation 3.25	35,407	35,139	45,323
N° de paquets reçus	N_{packet}	3645	3245	2994
Efficacité énergétique	\mathcal{E}_E équation 3.26	102,943	92,34	66,058

Cette fois-ci, nous fixons la portée de communication à 15 m puis à 10 m pour augmenter la complexité du problème de routage. Avec cette configuration, il est plus difficile de trouver le chemin optimal. En effet, un nombre élevé de sauts est nécessaire pour atteindre le nœud puits et plus de décisions doivent être prises. Un mauvais choix peut entraîner une consommation d'énergie plus importante et retarder la livraison des paquets. Les autres paramètres sont identiques à ceux définis dans le tableau Table 5.12. La Figure 5.21 et la Figure 5.22 illustrent respectivement le nombre de nœuds actifs pour des rayons de communication de 15 m et 10 m.

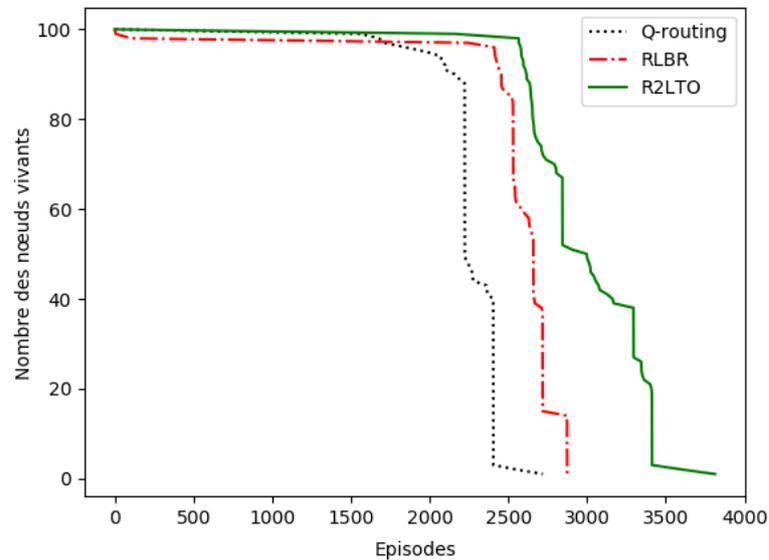


FIGURE 5.21 – Variation du nombre de nœuds actifs en fonction de épisodes (15 m).

TABLE 5.16 – Résultats obtenus pour une portée de communication égale à 15 m.

Métriques		Approche		
		R2LTO	RLBR [59]	Q-routing [56]
Durée de vie	$\mathcal{L}_1(\mathcal{N})$ équation 3.28	2264	2245	1567
	$\mathcal{L}_2(\mathcal{N})$ équation 3.29	2567	7	2101
	$\mathcal{L}_3(\mathcal{N})$ équation 3.30	3814	2887	2721
Consommation du réseau	\mathcal{E}_{tot} équation 3.25	182,218	132,653	132,653
N° de paquets reçus	N_{packet}	3669	2759	2615
Efficacité énergétique	\mathcal{E}_E équation 3.26	20,135	20,798	33,886

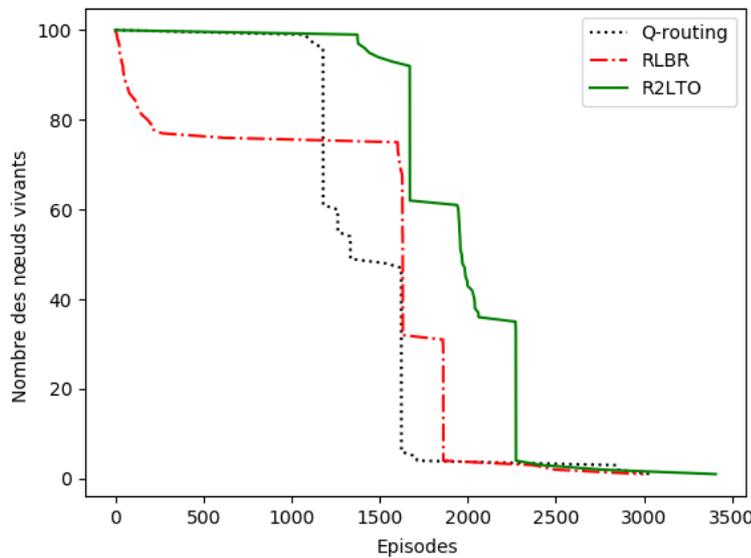


FIGURE 5.22 – Variation du nombre de nœuds actifs en fonction de épisodes (10 m).

Comme le montrent les résultats des tableaux Table 5.16 et Table 5.17, même avec un faible rayon de communication, notre protocole fonctionne toujours mieux que les protocoles Q-Routing et RLBR. Notre protocole présente une meilleure durée de vie en fonction de trois définitions. Le premier nœud hors service pour RLBR apparaît à l'épisode 9 et pour Q routing elle apparaît à l'épisode 1071 alors que pour notre protocole elle n'apparaît qu'à l'épisode 1374. La durée de vie comme étant le moment où aucun paquet ne peut plus être livré, est plus optimale pour notre protocole.

TABLE 5.17 – Résultats obtenus pour une portée de communication égale à 10 m.

Métriques		Approche		
		R2LTO	RLBR [59]	Q-routing [56]
Durée de vie	$\mathcal{L}_1(\mathcal{N})$ équation 3.28	1374	1602	1071
	$\mathcal{L}_2(\mathcal{N})$ équation 3.29	1375	9	1180
	$\mathcal{L}_3(\mathcal{N})$ équation 3.30	3408	2998	3036
Consommation du réseau	\mathcal{E}_{tot} équation 3.25	14,667	12,939	27,942
N° de paquets reçus	N_{packet}	3275	2863	2933
Efficacité énergétique	\mathcal{E}_E équation 3.26	223,288	221,252	104,964

Nous avons remarqué que RLBR a une courte durée de vie selon la deuxième définition de durée de vie ($\mathcal{L}_2(\mathcal{N})$). Leur stratégie d'écartier de la liste des candidats les nœuds qui sont à une distance du nœud puits supérieure à celle actuelle, rend plusieurs nœuds isolés dès le début du processus de routage. Cette stratégie rend RLBR inefficace pour de nombreuses topologies réseau. Quant au protocole de routage Q-Routing, sa stratégie consiste à tester tous les voisins non découverts. Après avoir testé le délai de livraison pour tous les voisins de chaque nœud, le nœud voisin avec le délai le plus bas est choisi à chaque livraison de paquets. Par conséquent, ce nœud sera épuisé rapidement. De plus, avoir des voisins non découverts rend le processus d'apprentissage plus long.

En termes de consommation énergétique Q-routing est le protocole le plus gourmand en énergie. RLBR fait mieux que lui. Il consomme moins d'énergie pour envoyer le même nombre de paquets. Quant à notre protocole, il avait besoin d'une énergie comparable à celle consommé par RLBR, pour envoyer plus de paquets. Donc, R2LTO est de meilleures performances que les autres protocoles en termes de durée de vie, d'énergie totale consommée par le réseau et d'efficacité énergétique.

5.6 Conclusion

Nous avons présenté, dans ce chapitre, les résultats de simulations de nos deux outils MOONGA et R2LTO. Dans la première partie, nous avons commencé par le paramétrage et la validation des modèles physiques retenus. Ces modèles ont été intégrés dans l'outil d'optimisation MOONGA. Cet outil considère une liste exhaustive d'objectifs composée de 7 objectifs : (i) la couverture, (ii) la k-couverture (iii) redondance de la couverture, (iv) la connectivité, (v) la m-connectivité et (vi)

le coût. Cet outil permet de générer le déploiement optimal en fonction de la topologie requise, de l'environnement, des spécifications de l'application visée et des préférences de l'utilisateur. Différentes instances du problème de déploiement ont été simulées. Les résultats ont prouvé efficacité et la flexibilité de l'approche sous différentes conditions. Les comparaisons avec cinq autres méthodes, ont prouvé que MOONGA les surpasse en termes de différentes métriques.

Dans la deuxième partie, nous avons présenté les résultats des simulations de R2LTO. Ce protocole de routage basé sur l'apprentissage par renforcement optimise la durée de vie et la consommation d'énergie. Nous avons validé les performances de R2LTO à travers différentes simulations. Premièrement, nous avons étudié l'influence de nombre de nœuds et la portée de communication sur l'optimisation du routage. Cette étude a montré que R2LTO est capable de découvrir la topologie du réseau et ne nécessite aucune connaissance préalable. Nous avons montré aussi que le processus d'alerte assure le bon fonctionnement du réseau. Pour la validation de notre protocole, nous avons comparé R2LTO avec les protocoles Q-Routing et RLBR en termes de pourcentage de nœuds actifs, de durée de vie, du nombre de paquets délivrés avec succès et d'efficacité énergétique. Cette comparaison a confirmé l'efficacité de notre approche.

CONCLUSION GÉNÉRALE ET PERSPECTIVES

Conclusion

Les travaux de recherche menés dans le cadre de cette thèse, et présentés dans ce manuscrit, ont pour objectif la recherche de nouvelles approches d'optimisation de différents critères et métriques définissant la QoS des réseaux d'objets communicants. Pour répondre à ce problème NP-Complet, une stratégie d'optimisation en deux phases a été proposée. La première de ces phases, effectuée statiquement dès la conception et visant une partie de ces métriques, a été formalisée et résolue en tant que problème d'optimisation multi-objectif sous contraintes du déploiement de ces réseaux. La seconde phase, effectuée dynamiquement lors du fonctionnement du réseau, a été formalisée et résolue en tant que problème d'optimisation du routage par apprentissage.

Ainsi, dans le premier chapitre après avoir introduit les concepts généraux et fondamentaux des réseaux d'objets communicants, tout en mettant l'accent sur le problème de déploiement de ces réseaux, nous avons dressé un état de l'art concernant les différentes métriques à optimiser. Nous avons ensuite présenté les différentes approches et méthodes d'optimisation existantes dans la littérature. Ce chapitre a été clos par une discussion sur les métriques les plus importantes à optimiser ainsi que sur la méthode la plus adaptée pour la résolution de ce type de problème.

Dans le deuxième chapitre, nous avons exposé les modèles physiques existants qui définissent les métriques choisies. L'étude de ces modèles nous a permis de retenir les plus appropriés à la modélisation de notre problématique. Pour la couverture, le modèle probabiliste Elfe a été retenu. De la même façon, en étudiant les modèles de propagation d'onde, qui permettent de mesurer la connectivité entre les différents nœuds, nous avons conclu que les modèles empiriques sont les plus convenables pour notre problème. Tout en restant prudents, nous avons retenu les

trois modèles empiriques les plus utilisés dans la littérature et qui ont été évalués et comparés par expérimentation. Quant à la consommation énergétique, nous avons conclu que la consommation de l'unité de communication, qui est la plus élevée mais la plus contrôlable, est la plus importante à optimiser.

Le troisième chapitre a détaillé la formalisation mathématiquement de nos problèmes. Nous avons distingué dans ce chapitre entre les deux phases d'optimisation. Pour la phase d'optimisation dite du déploiement, une approche multi-objectif combinée avec la méthode de sommes pondérées est retenue et présentée. En ce qui concerne la deuxième phase d'optimisation, nous avons formulé la durée de vie et la consommation énergétique comme objectifs de minimisation par apprentissage renforcement. Lors de cette modélisation, nous avons essayé de construire des modèles généraux et paramétrables, afin que l'approche proposée soit réutilisable pour d'autres types de réseaux.

Dans le quatrième chapitre, nous avons exposé, en premier lieu, l'outil d'optimisation appelé MOONGA. Ce dernier, basé sur la modélisation présentée dans le chapitre précédent, effectue la résolution par l'adaptation d'un algorithme génétique multi-objectif. Cet outil permet de générer un déploiement optimal, relativement aux métriques retenues, en fonction de la topologie requise, de l'environnement, de la nature d'application et des préférences du concepteur du réseau. Dans la deuxième partie de ce chapitre, nous avons présenté le deuxième outil proposé. Cet outil, nommé R2LTO, est basé sur la méthode Q-learning de l'apprentissage par renforcement. Il s'agit d'un nouveau protocole de routage qui optimise la durée de vie et la consommation d'énergie. Nous avons conçu notre protocole R2LTO pour qu'il soit dynamique, adaptable et utilisable pour des réseaux hétérogènes.

Enfin, le cinquième chapitre synthétise le travail d'expérimentation et de simulation qui a été entrepris afin de valider et prouver l'efficacité de notre approche. Les mesures réelles ont permis de paramétrer et raffiner les modèles définissant les métriques à optimiser. L'intégration de ces modèles dans les outils développés a permis de mener plusieurs expériences qui mettent en évidence les apports de cette contribution. Ces expériences ont permis d'analyser finement les performances de notre approche. En effet, les résultats de ces simulations ont confirmé la pertinence de nos outils pour optimiser les objectifs envisagés tout en prenant en compte différents scénarios et paramètres. La comparaison avec des travaux antérieurs a permis également de juger et de confirmer l'efficacité et la généralité de cette nouvelle contribution par rapport à l'existant.

Perspectives

Les travaux de recherche mis en œuvre ont réussi de répondre aux problématiques de recherche fixées initialement dans le cadre de cette thèse. Cependant, les contributions présentées dans cette thèse peuvent bénéficier d'améliorations et d'extensions. Dans le cadre des thématiques que nous avons abordées dans cette thèse, plusieurs perspectives de recherche peuvent être envisagées. Une première perspective consiste à proposer une adaptation de l'optimisation MOONGA pour supporter une représentation de l'espace de déploiement en 3D. Sans aucun doute, cette extension augmentera la complexité du problème et le temps d'exécution, mais vu que le processus d'évaluation est le plus coûteux en termes de temps d'exécution, l'intégration des méthodes d'apprentissage automatique et d'approximation des différentes métriques pour remédier à cette complexité est nécessaire. Pour le protocole de routage, d'autres métriques peuvent être intégrées dans l'optimisation du routage telles que la tolérance aux fautes et aux pannes : généralement, les nœuds capteurs sont susceptibles de tomber en panne ou de commettre des erreurs. Pour cela, il sera utile de classer les nœuds selon leurs indicateurs d'erreurs et les nœuds avec un indicateur d'erreurs élevé seront évités. Enfin, l'implémentation de ce protocole dans un ROC pour d'étudier les contraintes matérielles en termes de mémoire et de puissance de calcul est une autre perspective envisageable.

LISTE DES PUBLICATIONS

Articles de revues

- S.E. BOUZID, Y. SERRESTOU, K. RAOOF, M. N. OMRI, M. MBARKI, AND C. DRIDI. MOONGA : Multi-Objective Optimization of Wireless Network Approach based on Genetic Algorithm.
IEEE Access, 2020. Q1, IF = 4.098 (2019)
DOI : <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2999157>. [107]
- S.E. BOUZID, Y. SERRESTOU, K. RAOOF, M. MBARKI, M. N. OMRI, AND C. DRIDI. Wireless Sensor Network Deployment Optimisation Based on Coverage, Connectivity and Cost Metrics.
International Journal of Sensor Networks IJSNet, 2020. IF = 1.428 (2020).
DOI : <https://doi.org/10.1504/IJSNET.2020.10031349>. [108]
- S.E. BOUZID, Y. SERRESTOU, K. RAOOF, M. MBARKI, M. N. OMRI, AND C. DRIDI. Wireless sensor and actuator network deployment optimization for a lighting control.
International Journal of Computer and Communication Engineering, 9(2) :15, 2020.
DOI : <https://doi.org/10.17706/IJCCE.2020.9.2.64-77>. [109]
- S.E. BOUZID, Y. SERRESTOU, K. RAOOF, M. N. OMRI, AND C. DRIDI. Constrained Multi-Objective Optimisation of Wireless Sensor Network (WSN) Deployment Problem.
The International Journal for the Computer and Telecommunications Industry. (Soumis). Q1, IF=2.8 (2019).

Conférences internationales

- S.E. BOUZID, Y. SERRESTOU, K. RAOOF, M. N. OMRI. Efficient Routing Protocol for Wireless Sensor Network based on Reinforcement Learning.
International Conference on Advanced Technologies for Signal and Image Processing (AT-

SIP), Sousse, Tunisia. 2020, pp. 1-5

DOI : <https://doi.org/10.1109/ATSIP49331.2020.9231883>. [110]

- S.E. BOUZID, Y. SERRESTOU, K. RAOOF, M. MBARKI, M. N. OMRI, AND C. DRIDI. Wireless sensor and actuator network deployment optimization for a lighting control. *3rd International Conference on Communication and Network Technology*, Septembre 2019, Amsterdam, The Netherlands. [111].
- S.E. BOUZID, M. MBARKI, C. DRIDI, AND M. N. OMRI. Smart adaptable indoor lighting system (SAILS). *2019 IEEE International Conference on Design Test of Integrated Micro Nano-Systems (DTS)*, pages 1-6, April 2019, Gammarth-Tunis, Tunisia. DOI : <https://doi.org/10.1109/DTSS.2019.8915261>. [112].

BIBLIOGRAPHIE

- [1] M. A. Benatia, M. Sahnoun, D. Baudry, A. Louis, A. El-Hami, and B. Mazari, "Multi-Objective WSN Deployment Using Genetic Algorithms Under Cost, Coverage, and Connectivity Constraints," *Wireless Personal Communications*, vol. 94, no. 4, pp. 2739–2768, Jun. 2017. [Online]. Available : <http://link.springer.com/10.1007/s11277-017-3974-0>
- [2] T. Holanda, T. Almeida, P. C. M. Teixeira, A. P. d. S. P. Rodrigues, and R. Lima, "A hybrid Algorithm for Deployment of Sensors with Coverage and Connectivity Constraints," *International Journal of Advanced Engineering Research and Science*, vol. 6, no. 3, pp. 13–19, 2019.
- [3] Y. Donoso and R. Fabregat, "Network optimization using evolutionary algorithms in multicast transmission," in *Encyclopedia of Internet Technologies and Applications*. IGI Global, 2007, pp. 339–345.
- [4] Z. Fei, B. Li, S. Yang, C. Xing, H. Chen, and L. Hanzo, "A Survey of Multi-Objective Optimization in Wireless Sensor Networks : Metrics, Algorithms, and Open Problems," *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, vol. 19, no. 1, pp. 550–586, 2017. [Online]. Available : <http://ieeexplore.ieee.org/document/7570253/>
- [5] S. Kumar and D. K. Lobiyal, "Sensing Coverage Prediction for Wireless Sensor Networks in Shadowed and Multipath Environment," *The Scientific World Journal*, vol. 2013, pp. 1–11, 2013. [Online]. Available : <http://www.hindawi.com/journals/tswj/2013/565419/>
- [6] S. Kalaiarasi and P. Sriramya, "Environmental analysis of a novel hybrid ant breeding algorithm for forest fire detection using wireless sensor networks," *Ekoloji*, vol. 28, pp. 1463–1471, 01 2019.
- [7] H. Yetgin, K. T. K. Cheung, M. El-Hajjar, and L. H. Hanzo, "A survey of network lifetime maximization techniques in wireless sensor networks," *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, vol. 19, no. 2, pp. 828–854, Secondquarter 2017.

-
- [8] K. Chakrabarty, S. S. Iyengar, H. Qi, and E. Cho, “Grid coverage for surveillance and target location in distributed sensor networks,” *IEEE Transactions on Computers*, vol. 51, no. 12, pp. 1448–1453, Dec 2002.
- [9] Q. Wu, N. S. Rao, X. Du, S. S. Iyengar, and V. K. Vaishnavi, “On efficient deployment of sensors on planar grid,” *Computer Communications*, vol. 30, no. 14-15, pp. 2721–2734, oct 2007. [Online]. Available : <https://doi.org/10.1016/j.comcom.2007.05.012>
- [10] Z. Fei, B. Li, S. Yang, C. Xing, H. Chen, and L. Hanzo, “A Survey of Multi-Objective Optimization in Wireless Sensor Networks : Metrics, Algorithms, and Open Problems,” *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, vol. 19, no. 1, pp. 550–586, 2017. [Online]. Available : <http://ieeexplore.ieee.org/document/7570253/>
- [11] S. K. Garg, S. Schwartz, and S. V. Edelman, “Improved glucose excursions using an implantable real-time continuous glucose sensor in adults with type 1 diabetes,” *Diabetes Care*, vol. 27, no. 3, pp. 734–738, 2004. [Online]. Available : <https://care.diabetesjournals.org/content/27/3/734>
- [12] G. Werner-Allen, K. Lorincz, M. Ruiz, O. Marcillo, J. Johnson, J. Lees, and M. Welsh, “Deploying a wireless sensor network on an active volcano,” *IEEE Internet Computing*, vol. 10, no. 2, pp. 18–25, March 2006.
- [13] D. Hughes, P. Greenwood, G. Blair, F. Pappenberger, G. Coulson, P. Smith, and K. Beven, “An intelligent and adaptable grid-based flood monitoring and warning system.” in *Proceedings of the UK e-Science All Hands Meeting 2006*, S. Cox, Ed. National E-Science Centre, 2006, pp. 53–60.
- [14] S. Bouzid, Y. Serrestou, K. Raouf, M. Mbarki, M. N. Omri, and C. Dridi, “Wireless sensor and actuator network deployment optimization for a lighting control,” *International Journal of Computer and Communication Engineering*, vol. 9, no. 2, p. 15, 2020.
- [15] S. Bouzid, M. Mbarki, C. Dridi, and M. N. Omri, “Smart adaptable indoor lighting system (SAILS),” in *2019 IEEE International Conference on Design Test of Integrated Micro Nano-Systems (DTS)*, April 2019, pp. 1–6.
- [16] M. P. Đurišić, Z. Tafa, G. Dimić, and V. Milutinović, “A survey of military applications of wireless sensor networks,” in *2012 Mediterranean Conference on Embedded Computing (MECO)*, June 2012, pp. 196–199.

-
- [17] C.-W. Tsai, P.-W. Tsai, J.-S. Pan, and H.-C. Chao, "Metaheuristics for the deployment problem of WSN : A review," *Microprocessors and Microsystems*, vol. 39, no. 8, pp. 1305–1317, Nov. 2015. [Online]. Available : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0141933115001027>
- [18] J. Lu, X. Wang, L. Zhang, and X. Zhao, "Fuzzy random multi-objective optimization based routing for wireless sensor networks," *Soft Computing*, vol. 18, no. 5, pp. 981–994, May 2014. [Online]. Available : <http://link.springer.com/10.1007/s00500-013-1119-2>
- [19] R. Marler and J. Arora, "Survey of multi-objective optimization methods for engineering," *Structural and Multidisciplinary Optimization*, vol. 26, no. 6, pp. 369–395, Apr. 2004. [Online]. Available : <http://link.springer.com/10.1007/s00158-003-0368-6>
- [20] Y.-C. Tang and C.-T. Chang, "Multicriteria decision-making based on goal programming and fuzzy analytic hierarchy process : An application to capital budgeting problem," *Knowledge-Based Systems*, vol. 26, pp. 288 – 293, 2012. [Online]. Available : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0950705111002255>
- [21] J. H. Roach, R. J. Marks, and B. B. Thompson, "Recovery from sensor failure in an evolving multiobjective swarm," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics : Systems*, vol. 45, no. 1, pp. 170–174, Jan 2015.
- [22] S. Sobana Rani and N. Devarajan, "Optimization model for sensor node deployment," *International Journal of Engineering Science*, vol. 70, pp. 491–498, 02 2012.
- [23] L. Dai, H. Xu, T. Chen, Q. Chao, and L. Xie, "A multi-objective optimization algorithm of task scheduling in wsn," *International Journal of Computers Communications and Control*, vol. 9, p. 160, 02 2014.
- [24] T. A. Wettergren and R. Costa, "Optimal multiobjective placement of distributed sensors against moving targets," *ACM Trans. Sen. Netw.*, vol. 8, no. 3, pp. 21 :1–21 :23, Aug. 2012. [Online]. Available : <http://doi.acm.org/10.1145/2240092.2240095>
- [25] D. S. Deif and Y. Gadallah, "An ant colony optimization approach for the deployment of reliable wireless sensor networks," *IEEE Access*, vol. 5, pp. 10 744–10 756, 2017.
- [26] M. Woehrle, D. Brockhoff, T. Hohm, and S. Bleuler, "Investigating coverage and connectivity trade-offs in wireless sensor networks : The benefits of moeas," in *Multiple Criteria*

Decision Making for Sustainable Energy and Transportation Systems, M. Ehrgott, B. Naujoks, T. J. Stewart, and J. Wallenius, Eds. Berlin, Heidelberg : Springer Berlin Heidelberg, 2010, pp. 211–221.

- [27] M. Adnan, M. Razzaque, I. Ahmed, and I. Isnin, “Bio-mimic optimization strategies in wireless sensor networks : A survey,” *Sensors*, vol. 14, no. 12, pp. 299–345, dec 2013. [Online]. Available : <https://doi.org/10.3390/s140100299>
- [28] J. Lee, A. D. Dharne, and S. Jayasuriya, “Potential field based hierarchical structure for mobile sensor network deployment,” in *2007 American Control Conference*, July 2007, pp. 5946–5951.
- [29] S. Lautenbach, “Optimization-based trade-off analysis of biodiesel crop production for managing an agricultural catchment,” *Environmental Modelling*, p. 15, 2013.
- [30] S. Singh and R. M. Sharma, “Optimization techniques in wireless sensor networks,” in *Proceedings of the Second International Conference on Information and Communication Technology for Competitive Strategies - ICTCS16*. ACM Press, 2016. [Online]. Available : <https://doi.org/10.1145/2905055.2905200>
- [31] M. Iqbal, M. Naeem, A. Anpalagan, N. N. Qadri, and M. Imran, “Multi-objective optimization in sensor networks : Optimization classification, applications and solution approaches,” *Computer Networks*, vol. 99, pp. 134 – 161, 2016. [Online]. Available : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1389128616300159>
- [32] D. S. Deif and Y. Gadallah, “Classification of wireless sensor networks deployment techniques,” *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, vol. 16, no. 2, pp. 834–855, 2014. [Online]. Available : <https://doi.org/10.1109/surv.2013.091213.00018>
- [33] A. Boubrima, F. Matigot, W. Bechkit, H. Rivano, and A. Ruas, “Optimal deployment of wireless sensor networks for air pollution monitoring,” in *2015 24th International Conference on Computer Communication and Networks (ICCCN)*, Aug 2015, pp. 1–7.
- [34] C.-W. Tsai, “An effective wsn deployment algorithm via search economics,” *Computer Networks*, vol. 101, pp. 178 – 191, 2016, industrial Technologies and Applications for the Internet of Things. [Online]. Available : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1389128616000190>

-
- [35] D. Ganesan, R. Cristescu, and B. Beferull-Lozano, "Power-efficient sensor placement and transmission structure for data gathering under distortion constraints," in *Third International Symposium on Information Processing in Sensor Networks, 2004. IPSN 2004*, April 2004, pp. 142–150.
- [36] D. B. Jourdan and N. Roy, "Optimal sensor placement for agent localization," in *2006 IEEE/ION Position, Location, And Navigation Symposium*, April 2006, pp. 128–139.
- [37] Y. Chen, C.-N. Chuah, and Q. Zhao, "Sensor placement for maximizing lifetime per unit cost in wireless sensor networks," in *MILCOM 2005 - 2005 IEEE Military Communications Conference*, Oct 2005, pp. 1097–1102 Vol. 2.
- [38] W. Matthias, B. Dimo, H. Tim, e. M. Bleuler Stefan", N. Boris, S. T. J., and W. Jyrki, "Investigating coverage and connectivity trade-offs in wireless sensor networks : The benefits of moeas," in *Multiple Criteria Decision Making for Sustainable Energy and Transportation Systems*. Berlin, Heidelberg : Springer Berlin Heidelberg, 2010, pp. 211–221.
- [39] A. Syarif, I. Benyahia, A. Abouaissa, L. Idoumghar, R. F. Sari, and P. Lorenz, "Evolutionary multi-objective based approach for wireless sensor network deployment," in *2014 IEEE International Conference on Communications (ICC)*, June 2014, pp. 1831–1836.
- [40] F. V. C. Martins, E. G. Carrano, E. F. Wanner, R. H. C. Takahashi, and G. R. Mateus, "A hybrid multiobjective evolutionary approach for improving the performance of wireless sensor networks," *IEEE Sensors Journal*, vol. 11, no. 3, pp. 545–554, March 2011.
- [41] M. Iqbal, M. Naeem, A. Anpalagan, A. Ahmed, and M. Azam, "Wireless Sensor Network Optimization : Multi-Objective Paradigm," *Sensors*, vol. 15, no. 7, pp. 17 572–17 620, Jul. 2015. [Online]. Available : <http://www.mdpi.com/1424-8220/15/7/17572>
- [42] A. Singh and T. P. Sharma, "A survey on area coverage in wireless sensor networks," in *2014 International Conference on Control, Instrumentation, Communication and Computational Technologies (ICCICCT)*. IEEE, Jul. 2014, pp. 829–836. [Online]. Available : <http://ieeexplore.ieee.org/document/6993073/>
- [43] A. Boukerche, X. Cheng, and J. Linus, "Energy-aware data-centric routing in microsensor networks," in *Proceedings of the 6th ACM International Workshop on Modeling Analysis and Simulation of Wireless and Mobile Systems*, ser. MSWIM '03. New York, NY, USA : ACM, 2003, pp. 42–49. [Online]. Available : <http://doi.acm.org/10.1145/940991.941000>

-
- [44] S. Meguerdichian, F. Koushanfar, M. Potkonjak, and M. B. Srivastava, "Coverage problems in wireless ad-hoc sensor networks," in *Proceedings IEEE INFOCOM 2001. Conference on Computer Communications. Twentieth Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Society (Cat. No.01CH37213)*, vol. 3, April 2001, pp. 1380–1387 vol.3.
- [45] M. Zhang, "Optimisation de la couverture de communication et de mesure dans les réseaux de capteurs," Ph.D. dissertation, Reims, 2015.
- [46] F. M. Al-Turjman, A. E. Al-Fagih, and H. S. Hassanein, "A novel cost-effective architecture and deployment strategy for integrated rfid and wsn systems," in *2012 International Conference on Computing, Networking and Communications (ICNC)*. IEEE, Jan 2012, pp. 835–839. [Online]. Available : <https://doi.org/10.1109/icnc.2012.6167542>
- [47] N. Aitsaadi, N. Achir, K. Boussetta, and G. Pujolle, "Artificial potential field approach in wsn deployment : Cost, qom, connectivity, and lifetime constraints," *Computer Networks*, vol. 55, no. 1, pp. 84 – 105, 2011. [Online]. Available : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S138912861000246X>
- [48] D. He, G. Mujica, J. Portilla, and T. Riesgo, "Modelling and planning reliable wireless sensor networks based on multi-objective optimization genetic algorithm with changeable length," *Journal of Heuristics*, vol. 21, no. 2, pp. 257–300, aug 2014. [Online]. Available : <https://doi.org/10.1007/s10732-014-9261-2>
- [49] S. Park, A. Savvides, and M. B. Srivastava, "SensorSim : a simulation framework for sensor networks," in *Proceedings of the 3rd ACM international workshop on Modeling, analysis and simulation of wireless and mobile systems - MSWIM '00*. ACM Press, 2000, pp. 104–111. [Online]. Available : <http://portal.acm.org/citation.cfm?doid=346855.346870>
- [50] W. Sun, Z. Yang, X. Zhang, and Y. Liu, "Energy-efficient neighbor discovery in mobile ad hoc and wireless sensor networks : A survey," *IEEE Communications Surveys Tutorials*, vol. 16, no. 3, pp. 1448–1459, Third 2014.
- [51] G. Dimitriou, P. K. Kikiras, G. I. Stamoulis, and I. N. Avaritsiotis, "A tool for calculating energy consumption in wireless sensor networks," in *Advances in Informatics*, P. Bozanis and E. N. Houstis, Eds. Springer Berlin Heidelberg, 2005, vol. 3746, pp. 611–621. [Online]. Available : http://link.springer.com/10.1007/11573036_58

-
- [52] J. W. Jung and M. A. Weitnauer, "On using cooperative routing for lifetime optimization of multi-hop wireless sensor networks : Analysis and guidelines," *IEEE Transactions on Communications*, vol. 61, no. 8, pp. 3413–3423, August 2013.
- [53] C. G. Cassandras, T. Wang, and S. Pourazarm, "Optimal routing and energy allocation for lifetime maximization of wireless sensor networks with nonideal batteries," *IEEE Transactions on Control of Network Systems*, vol. 1, no. 1, pp. 86–98, March 2014.
- [54] H. Salarian, K. Chin, and F. Naghdy, "An energy-efficient mobile-sink path selection strategy for wireless sensor networks," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 63, no. 5, pp. 2407–2419, Jun 2014.
- [55] M. Najimi, A. Ebrahimzadeh, S. M. H. Andargoli, and A. Fallahi, "Lifetime maximization in cognitive sensor networks based on the node selection," *IEEE Sensors Journal*, vol. 14, no. 7, pp. 2376–2383, July 2014.
- [56] J. A. Boyan and M. L. Littman, "Packet routing in dynamically changing networks : A reinforcement learning approach," in *Advances in neural information processing systems*, 1994, pp. 671–678.
- [57] R. C. Shah and J. M. Rabaey, "Energy aware routing for low energy ad hoc sensor networks," in *2002 IEEE Wireless Communications and Networking Conference Record. WCNC 2002 (Cat. No.02TH8609)*, vol. 1, March 2002, pp. 350–355 vol.1.
- [58] J. S. Abbasi, N. Javaid, S. Gull, S. Islam, M. Imran, N. Hassan, and K. Nasr, "Balanced energy efficient rectangular routing protocol for underwater wireless sensor networks," in *2017 13th International Wireless Communications and Mobile Computing Conference (IWCMC)*, 2017, pp. 1634–1640.
- [59] W. Guo, C. Yan, and T. Lu, "Optimizing the lifetime of wireless sensor networks via reinforcement-learning-based routing," *International Journal of Distributed Sensor Networks*, vol. 15, no. 2, p. 1550147719833541, 2019. [Online]. Available : <https://doi.org/10.1177/1550147719833541>
- [60] H. Wang and R. Simon, "Modelling wireless sensor networks with energy harvesting : A stochastic calculus approach," in *2016 14th International Symposium on Modeling and Optimization in Mobile, Ad Hoc, and Wireless Networks (WiOpt)*, May 2016, pp. 1–8.

-
- [61] J. Jia, J. Chen, G. Chang, Y. Wen, and J. Song, “Multi-objective optimization for coverage control in wireless sensor network with adjustable sensing radius,” *Computers & Mathematics with Applications*, vol. 57, no. 11-12, pp. 1767–1775, jun 2009. [Online]. Available : <https://doi.org/10.1016/j.camwa.2008.10.037>
- [62] F. Hajjej, R. Ejbali, and M. Zaied, “Multi Objective Nodes placement Approach in WSN based on Nature Inspired Optimisation Algorithms,” in *The Second International Conference on Advances in Sensors, Actuators, Metering and Sensing*, March 2017, pp. 30–35.
- [63] M. L. Berre, F. Hnaïen, and H. Snoussi, “Multi-objective optimization in wireless sensors networks,” in *ICM 2011 Proceeding*, Dec 2011, pp. 1–4.
- [64] X. Gong, D. Plets, E. Tanghe, T. De Pessemier, L. Martens, and W. Joseph, “An efficient genetic algorithm for large-scale planning of robust industrial wireless networks,” *arXiv :1709.04321 [cs]*, Aug. 2017, arXiv : 1709.04321. [Online]. Available : <http://arxiv.org/abs/1709.04321>
- [65] M. Rebai, M. Le Berre, H. Snoussi, F. Hnaïen, and L. Khoukhi, “Sensor deployment optimization methods to achieve both coverage and connectivity in wireless sensor networks,” *Computers and Operations Research*, vol. 59, pp. 11–21, 2015. [Online]. Available : <http://dx.doi.org/10.1016/j.cor.2014.11.002>
- [66] S. K. Gupta, P. Kuila, and P. K. Jana, “Genetic algorithm approach for k-coverage and m-connected node placement in target based wireless sensor networks,” *Computers and Electrical Engineering*, vol. 56, pp. 544–556, 2016. [Online]. Available : <http://dx.doi.org/10.1016/j.compeleceng.2015.11.009>
- [67] N. Hajizadeh, R. Javidan, P. Shamsinejad, and R. Akbari, “Node deployment in wireless sensor networks using the new multi-objective levy flight bee algorithm,” *IET Wireless Sensor Systems*, vol. 10, no. 2, pp. 78–87, 2020.
- [68] V. Puri, A. Ramesh Babu, T. Sudalai Muthu, and S. Potdar, “An effective optimisation algorithm for sensor deployment problem in wireless sensor network,” in *Next Generation Computing Technologies on Computational Intelligence*, M. Prateek, D. Sharma, R. Tiwari, R. Sharma, K. Kumar, and N. Kumar, Eds. Singapore : Springer Singapore, 2019, pp. 248–258.

-
- [69] A. Anurag, R. Priyadarshi, A. Goel, and B. Gupta, “2-d coverage optimization in wsn using a novel variant of particle swarm optimisation,” in *2020 7th International Conference on Signal Processing and Integrated Networks (SPIN)*, 2020, pp. 663–668.
- [70] F. M. Al-Turjman, H. S. Hassanein, and M. Ibnkahla, “Towards prolonged lifetime for deployed WSNs in outdoor environment monitoring,” *Ad Hoc Networks*, vol. 24, pp. 172 – 185, 2015.
- [71] D.-T. Ho, E. I. Grøtli, P. B. Sujit, T. A. Johansen, and J. B. Sousa, “Optimization of Wireless Sensor Network and UAV Data Acquisition,” *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, vol. 78, no. 1, pp. 159–179, apr 2015. [Online]. Available : <http://link.springer.com/10.1007/s10846-015-0175-5>
- [72] K. Xu, G. Takahara, and Q. Wang, “Relay Node Deployment Strategies in Heterogeneous Wireless Sensor Networks,” *IEEE TRANSACTIONS ON MOBILE COMPUTING*, vol. 9, no. 2, p. 15, 2010.
- [73] D. Zorbas, P. Raveneau, and Y. Ghamri-Doudane, “Assessing the cost of deploying and maintaining indoor wireless sensor networks with RF-power harvesting properties,” *Pervasive and Mobile Computing*, vol. 43, pp. 64–77, jan 2018. [Online]. Available : <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1574119216303789>
- [74] W. Jia, “Coverage enhanced algorithm using artificial potential force,” in *2011 2nd International Conference on Intelligent Control and Information Processing*, vol. 2, July 2011, pp. 969–972.
- [75] M. Senouci, A. Mellouk, and A. Aissani, “A Localized Movement-Assisted Sensor Deployment Algorithm for Hole Detection and Healing,” *IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems*, p. IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems, 2013. [Online]. Available : <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-00923290>
- [76] X. Yu, W. Huang, J. Lan, and X. Qian, “A novel virtual force approach for node deployment in wireless sensor network,” in *2012 IEEE 8th International Conference on Distributed Computing in Sensor Systems*, May 2012, pp. 359–363.
- [77] H. Zhang and J. C. Hou, “Maintaining sensing coverage and connectivity in large sensor networks,” *Ad Hoc & Sensor Wireless Networks*, vol. 1, pp. 89–124, 2005.

-
- [78] X. Bai, Z. Yun, D. Xuan, B. Chen, and W. Zhao, "Notice of violation of iee publication principles ;br gt ;optimal multiple-coverage of sensor networks," in *2011 Proceedings IEEE INFOCOM*, April 2011, pp. 2498–2506.
- [79] Y. Tsai, "Sensing coverage for randomly distributed wireless sensor networks in shadowed environments," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 57, no. 1, pp. 556–564, Jan 2008.
- [80] A. Elfes, "Occupancy Grids : A Stochastic Spatial Representation for Active Robot Perception," *arXiv :1304.1098 [cs]*, Mar. 2013, arXiv : 1304.1098. [Online]. Available : <http://arxiv.org/abs/1304.1098>
- [81] H. Chizari, M. Hosseini, S. A. Razak, and A. H. Abdullah, "Triangle Area Segmentation for Coverage Measurement in Wireless Sensor Networks," *International journal of Computer Communications and Networks*, vol. 1, p. 6, 01 2011.
- [82] A. Hossain, P. K. Biswas, and S. Chakrabarti, "Sensing Models and Its Impact on Network Coverage in Wireless Sensor Network," in *2008 IEEE Region 10 and the Third international Conference on Industrial and Information Systems*. IEEE, Dec. 2008, pp. 1–5. [Online]. Available : <http://ieeexplore.ieee.org/document/4798455/>
- [83] H. T. Friis, "A note on a simple transmission formula," *Proceedings of the IRE*, vol. 34, no. 5, pp. 254–256, May 1946.
- [84] T. Villa Trapala, "Dynamic resource allocation for cellular networks with interference," Theses, Télécom ParisTech, Sep. 2013. [Online]. Available : <https://pastel.archives-ouvertes.fr/tel-01228850>
- [85] C.-F. Yang, B.-C. Wu, and C.-J. Ko, "A ray-tracing method for modeling indoor wave propagation and penetration," *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, vol. 46, no. 6, pp. 907–919, June 1998.
- [86] J. D. Parsons, *The mobile radio propagation channel*, 2nd ed. Chichester : New York : J. Wiley, 2000.
- [87] T. S. Rappaport, *Wireless communications principles and practice*, 2nd ed. Prentice Hall PTR, 2002. [Online]. Available : <http://gen.lib.rus.ec/book/index.php?md5=70EBF06CD882B66E9E5B8511AF79E3FF>

-
- [88] M. Lott and I. Forkel, "A multi-wall-and-floor model for indoor radio propagation," in *IEEE VTS 53rd Vehicular Technology Conference, Spring 2001. Proceedings (Cat. No.01CH37202)*, vol. 1. Rhodes, Greece : IEEE, 2001, pp. 464–468. [Online]. Available : <http://ieeexplore.ieee.org/document/944886/>
- [89] X. Shen, K. Xu, X. Sun, J. Wu, and J. Lin, "Optimized indoor wireless propagation model in wifi-rof network architecture for rss-based localization in the internet of things," in *2011 International Topical Meeting on Microwave Photonics jointly held with the 2011 Asia-Pacific Microwave Photonics Conference*, Oct 2011, pp. 274–277.
- [90] T. Chrysikos, G. Georgopoulos, and S. Kotsopoulos, "Wireless channel characterization for a home indoor propagation topology at 2.4 ghz," in *2011 Wireless Telecommunications Symposium (WTS)*, April 2011, pp. 1–10.
- [91] R. Rajagopalan, C. Mohan, P. Varshney, and K. Mehrotra, "Multi-objective Mobile Agent Routing in Wireless Sensor Networks," in *2005 IEEE Congress on Evolutionary Computation*, vol. 2. Edinburgh, Scotland, UK : IEEE, 2005, pp. 1730–1737. [Online]. Available : <http://ieeexplore.ieee.org/document/1554897/>
- [92] M. Abo-Zahhad, N. Sabor, S. Sasaki, and S. M. Ahmed, "A centralized immune-Voronoi deployment algorithm for coverage maximization and energy conservation in mobile wireless sensor networks," *Information Fusion*, vol. 30, pp. 36–51, Jul. 2016. [Online]. Available : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1566253515001037>
- [93] Y. Qu and S. V. Georgakopoulos, "A centralized algorithm for prolonging the lifetime of wireless sensor networks using Particle Swarm Optimization," in *WAMICON 2012 IEEE Wireless & Microwave Technology Conference*. Cocoa Beach, FL, USA : IEEE, Apr. 2012, pp. 1–6. [Online]. Available : <http://ieeexplore.ieee.org/document/6208432/>
- [94] M. Halgamuge, M. Zukerman, K. Ramamohanarao, and H. Vu, "An estimation of sensor energy consumption," *Progress In Electromagnetics Research B*, vol. 12, pp. 259–295, 01 2009.
- [95] W. Heinzelman, A. Chandrakasan, and H. Balakrishnan, "Energy-efficient communication protocol for wireless microsensor networks," in *Proceedings of the 33rd Annual Hawaii International Conference on System Sciences*, vol. vol.1. Maui, HI, USA : IEEE Comput. Soc, 2000, p. 10. [Online]. Available : <http://ieeexplore.ieee.org/document/926982/>

-
- [96] S. Halder and A. Ghosal, "Lifetime enhancement of wireless sensor networks by avoiding energy-holes with Gaussian distribution," *Telecommunication Systems*, vol. 64, no. 1, pp. 113–133, Jan. 2017. [Online]. Available : <http://link.springer.com/10.1007/s11235-016-0163-5>
- [97] Q. Wang and W. Yang, "Energy consumption model for power management in wireless sensor networks," in *2007 4th Annual IEEE Communications Society Conference on Sensor, Mesh and Ad Hoc Communications and Networks*, 2007, pp. 142–151.
- [98] P. Abidoye, N. Azeez, and A. Adesina, "Ancaee : A novel clustering algorithm for energy efficiency in wireless sensor networks," *Wireless Sensor Network*, vol. 3, pp. 307–312, 01 2011.
- [99] F. Xiangning and S. Yulin, "Improvement on leach protocol of wireless sensor network," in *2007 International Conference on Sensor Technologies and Applications (SENSORCOMM 2007)*, 2007, pp. 260–264.
- [100] S. S. Skiena, *Sorting and Searching*. London : Springer London, 2008, pp. 103–144. [Online]. Available : https://doi.org/10.1007/978-1-84800-070-4_4
- [101] Z. Mammeri, "Reinforcement Learning Based Routing in Networks : Review and Classification of Approaches," *IEEE Access*, vol. 7, pp. 55 916–55 950, 2019. [Online]. Available : <https://ieeexplore.ieee.org/document/8701570/>
- [102] K. Deb, S. Agrawal, A. Pratap, and T. Meyarivan, "A Fast Elitist Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm for Multi-Objective Optimization : NSGA-II," *Lecture Notes in Computer Science*, pp. 849–858, 2000.
- [103] R. S. Sutton and A. G. Barto, *Reinforcement learning : An introduction*. MIT press, 2018.
- [104] G. E. Monahan, "State of the art—a survey of partially observable markov decision processes : theory, models, and algorithms," *Management science*, vol. 28, no. 1, pp. 1–16, 1982.
- [105] C. J. C. H. Watkins, "Learning from delayed rewards," Ph.D. dissertation, King's College, Cambridge, UK, May 1989. [Online]. Available : http://www.cs.rhul.ac.uk/~chrisw/new_thesis.pdf

-
- [106] J. S. Seybold, *Introduction to RF propagation*. Hoboken, NJ : Wiley-Interscience, 2005, oCLC : 636104513.
- [107] S. E. Bouzid, Y. Seresstou, K. Raouf, M. N. Omri, M. Mbarki, and C. Dridi, "MOONGA : Multi-Objective Optimization of Wireless Network Approach Based on Genetic Algorithm," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 105 793–105 814, 2020. [Online]. Available : <https://ieeexplore.ieee.org/document/9104975>
- [108] S. E. Bouzid, S. Youssef, K. Raouf, M. Mohamed, M. N. Omri, and C. Dridi, "Wireless Sensor Network Deployment Optimisation based on Coverage , Connectivity and Cost Metrics Salah Eddine Bouzid Youssef Serrestou Mohamed Nazih Omri," *International Journal of Sensor Networks*, vol. 33, no. 4, 2020. [Online]. Available : <https://www.inderscience.com/info/inarticle.php?artid=109189>
- [109] S. E. Bouzid, Y. Serrestou, M. Mbarki, K. Raouf, M. N. Omri, and C. Dridi, "Wireless Sensor and Actuator Network Deployment Optimization for a Lighting Control," *International Journal of Computer and Communication Engineering*, vol. 9, no. 2, pp. 64–77, 2020. [Online]. Available : <http://www.ijcce.org/index.php?m=content&c=index&a=show&catid=82&id=669>
- [110] S. Bouzid, Y. Serrestou, K. Raouf, and M. Omri, "Efficient Routing Protocol for Wireless Sensor Network based on Reinforcement Learning," in *2020 5th International Conference on Advanced Technologies for Signal and Image Processing (ATSIP)*, IEEE, Ed. Sousse, Tunisia : IEEE, 2020, pp. 1–5. [Online]. Available : <https://ieeexplore.ieee.org/document/9231883>
- [111] S. E. Bouzid, Y. Serrestou, M. Mbarki, K. Raouf, M. N. Omri, and C. Dridi, "Wireless Sensor and Actuator Network Deployment Optimization for a Lighting Control," in *3rd International Conference on Communication and Network Technology*, Amsterdam, The Netherlands, 2019.
- [112] S. Bouzid, M. Mbarki, C. Dridi, and M. N. Omri, "Smart adaptable indoor lighting system (SAILS)," in *IEEE International Conference on Design and Test of Integrated Micro and Nano-Systems, DTS 2019*. Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., apr 2019. [Online]. Available : <https://ieeexplore.ieee.org/document/8915261>

Title: Multicriteria optimization of the performances of the network of communicating objects by hybrid meta-heuristics and reinforcement learning

Keywords: Communicating Things Networks (CTNs); Deployment; Smart; Routing protocol; QoS; Connectivity; m-Connectivity; Coverage; k-coverage; Coverage redundancy; Lifetime; Energy-efficiency; Multi-objective optimization; Reinforcement learning; Genetic algorithm.

Abstract: The deployment of Communicating Things Networks (CTNs), with continuously increasing densities, needs to be optimal in terms of quality of service, energy consumption and lifetime. Determining the optimal placement of the nodes of these networks, relative to the different quality criteria, is an NP-Hard problem. Faced to this NP-Hardness, especially for indoor environments, existing approaches focus on the optimization of one single objective while neglecting the other criteria, or adopt an expensive manual solution. Finding new approaches to solve this problem is required. Accordingly, in this thesis, we propose a new approach which automatically generates the deployment that guarantees optimality in terms of performance and robustness related to possible topological failures and instabilities. The proposed approach is based, on the first hand, on the modeling of the deployment problem as a multi-objective optimization problem under constraints, and its resolution using a hybrid algorithm combining genetic multi-objective optimization with weighted sum optimization and on

the other hand, the integration of reinforcement learning to guarantee the optimization of energy consumption and the extending the network lifetime. To apply this approach, two tools are developed. A first called MOONGA (**M**ulti-**O**bjective **O**ptimization of wireless **N**etwork approach based on **G**enetic **A**lgorithm) which automatically generates the placement of nodes while optimizing the metrics that define the QoS of the CTN: connectivity, m-connectivity, coverage, k-coverage, coverage redundancy and cost. MOONGA tool considers constraints related to the architecture of the deployment space, the network topology, the specifics of the application and the preferences of the network designer. The second optimization tool is named R2LTO (**R**einforcement **L**earning for **L**ife-**T**ime **O**ptimization), which is a new routing protocol for CTNs, based on distributed reinforcement learning that allows to determine the optimal routing path in order to guarantee energy-efficiency and to extend the network lifetime while maintaining the required QoS.

Titre : Optimisation multicritères des performances de réseau d'objets communicants par méta-heuristiques hybrides et apprentissage par renforcement

Mot clés : Réseaux d'objets communicants (ROCs); Déploiement; Intelligent; Protocole de routage; QoS; Connectivité; m-Connectivité; Couverture; k-couverture; Redondance de couverture; Durée de vie; Efficacité énergétique; Optimisation multi-objectifs; Apprentissage par renforcement; Algorithme génétique.

Résumé : Le déploiement des réseaux d'objets communicants «ROCs», dont les densités augmentent sans cesse, conditionne à la fois l'optimalité de leur qualité de service, leur consommation énergétique et par conséquent leur durée de vie. Il s'avère que le problème de déterminer le placement optimal, relativement aux différents critères de qualité, des nœuds de ces réseaux est un problème Np-Complet. Face à cette Np-complétude, et en particulier pour des environnements intérieurs, les approches existantes focalisent sur l'optimisation d'un seul objectif en négligeant les autres critères, ou optent pour une solution manuelle fastidieuse et coûteuse. Des nouvelles approches pour résoudre ce problème sont donc nécessaires. Cette thèse propose une nouvelle approche qui permet de générer automatiquement, dès la phase de conception des réseaux d'objets communicants, le déploiement qui garantit à la fois l'optimalité en termes de performances et de robustesse face aux éventuelles défaillances et instabilités topologiques. Cette approche proposée est basée d'une part sur la modélisation du problème de déploiement sous forme d'un problème d'optimisation combinatoire multi-objectifs sous contraintes, et sa résolution par un

algorithme génétique hybride combinant l'optimisation multi-objectifs avec l'optimisation à somme pondérée, et d'autre part sur l'intégration de l'apprentissage par renforcement pour garantir l'optimisation de la consommation énergétique et la prolongation de la durée de vie. Elle est concrétisée par le développement de deux outils. Un premier appelé MOONGA (pour **M**ulti-**O**bjective **O**ptimization of **W**ireless **N**etwork Approach Based on **G**enetic **A**lgorithm) qui permet de générer automatiquement le placement des nœuds, qui optimise la connectivité, la m-connectivité, la couverture, la k-couverture, la redondance de couverture et le coût. Cette optimisation prend en considération les contraintes liées à l'architecture de l'espace de déploiement, à la topologie du réseau, aux spécificités de l'application pour laquelle le réseau est conçu et aux préférences du concepteur. Après optimisation de déploiement l'outil R2LTO (Pour **R**einforcement **L**earning for **L**ife-**T**ime **O**ptimization), permet d'intégrer un protocole de routage, basé sur l'apprentissage par renforcement, pour garantir l'optimisation de la consommation énergétique et de la durée de vie du ROC après son déploiement tout en conservant la QoS requise.