



UNIVERSITE SULTAN MOULAY SLIMANE
Faculté des Sciences et Techniques
Béni-Mellal



Centre d'Études Doctorales : Sciences et Techniques
Formation Doctorale: Mathématiques et Physique Appliquée (MPA)

THÈSE

Présentée par

Hicham OUCHITACHEN
Pour l'obtention du grade de

DOCTEUR

Spécialité : Informatique

Gestion optimale de l'énergie – communication dans les réseaux de capteurs sans fil

Soutenue le 25/11/2017 à 9h devant la commission d'examen composée de :

Président	: Pr. Said Melliani	PES	FST - Béni Mellal
Rapporteurs	: Pr. Abderrahim Beni-Hssane	PH	FS – El-Jadida
	Pr. Mohamed FAKIR	PES	FST - Béni Mellal
Examineurs	: Pr. Khalid Hilal	PES	FST - Béni Mellal
	Pr. Rachid El Ayachi	PH	FST - Béni Mellal
Directeurs de thèse	: Pr. Abdellatif Hair	PES	FST - Béni Mellal
Co-Encadrant	: Pr. Najlae Idrissi	PH	FST - Béni Mellal

Avant-propos

Les travaux de recherche présentés dans cette thèse ont été effectués en collaboration entre le laboratoire **MACS** du département mathématique et le laboratoire **TIAD** du département informatique, de la FST de Béni-Mellal.

Je tiens à exprimer mes plus vifs remerciements à **M. Abdellatif HAIR**, Professeur à la FST de Béni-Mellal, pour sa disponibilité. Sa clairvoyance, sa ponctualité et son dynamisme m'ont offert une ouverture vers beaucoup de domaines autre que l'informatique et les télécommunications, ouverture que j'ai beaucoup appréciée.

Je suis extrêmement reconnaissant à *M^{me}* **Najlae IDRISI**, Professeur à la FST de Béni-Mellal, qui a co-encadré ce travail en apportant sa vision du monde du traitement d'images par les capteurs, pour l'aide qu'elle m'a fournie depuis le début du travail et pour ses avis toujours éclairés, ainsi que pour son attitude très confiante envers moi.

Je tiens à remercier le Professeur **Said MELLIANI** d'avoir accepté de présider mon jury de thèse. Je suis également reconnaissant aux Professeurs **Abderrahim BENI-HSSANE** et **Mohamed FAKIR** pour avoir accepté de rapporter cette thèse et pour apporter leurs précieux conseils. Mes remerciements vont aussi aux Professeurs **Rachid EL AYACHI** et **Khalid HILAL** pour l'attention et la bienveillance qu'il ont porté à mes travaux.

Je remercie ceux qui me sont les plus chers au monde, **ma mère, mon père, mes sœurs, mes frères et tous les membres de ma famille** pour m'avoir soutenu dans les moments les plus difficiles et pour leurs encouragements et soutien infaillibles.

Merci à **tous les membres des laboratoires TIAD et MACS** de la FST de Béni-Mellal, pour leurs conseils, leurs encouragements, et pour la sympathie qu'ils

m'ont témoigné.

Toutefois, j'espère que personne ne se sentira offusqué d'avoir été omis et j'espère que l'émotion d'avoir terminé ce travail justifiera quelques oublis s'il y en a.

Enfin, aucun mot ne peut exprimer ma reconnaissance à mon épouse **Nwara**. Dans tout ce que j'ai pu souffrir et obtenir, elle a été l'autre moi. Je te remercie infiniment **Nwara**, sans oublier notre petite fille **Lojain**.

Marrakech le 10 Octobre 2017

Hicham OUCHITACHEN.

Abstract

The technological progress made in various fields such as: miniaturization of microelectronic components and wireless communications standardization predestines Wireless Sensor Networks to become highly integrated into our daily activities. WSN have been subject to extensive research efforts to address the limitations and particularities that characterize them. The various constraints linked to these networks imply several contradictory objectives which must be optimized simultaneously. The sense of contradiction makes the optimization of these objectives a difficult task and arguably an effervescent topic of research for theorists and engineers. This contradiction is justified by the fact that some objectives must be minimized while others require a maximization.

The context above forms the ground for our thesis. On the one hand, the theoretical part of the subject required robust mathematical tools. On the other hand, all the specific constraints of the treated networks require from us, in the experimental part, to develop efficient simulation tools. In this work, we elaborate four propositions. The first concerns the management of the interactions between the sensors in order to make a strategic decision to have access to the medium. The second contribution aims at minimizing the mission and communication costs jointly. The third contribution concerns the development of a new multi-objective clustering algorithm to respond favorably to the so-called sensor energy problem, which is one of the major research challenges. Finally, the last contribution consists in developing a distributed image processing system via a sensor networks.

Keywords: Wireless sensor networks, Multi-objective optimization, Game theory, Genetic algorithms, Minimization of energy, Resource management, Multi-objective clustering, Distributed image processing.

Résumé

Les réseaux de capteurs sans fil sont prédestinés à devenir une partie intégrante de notre vie quotidienne. Cela est dû en grande partie aux progrès technologiques réalisés dans les domaines de la miniaturisation des composants électroniques et de la standardisation des communications sans fil. Ces réseaux ont fait l'objet d'une activité de recherche intensive, dont l'objectif est de produire des réponses aux limitations et particularités qui leur sont associées. Les différentes contraintes liées à ces réseaux impliquent plusieurs objectifs contradictoires qui doivent être optimisés simultanément. Le sens de contradiction rend l'optimisation de ces objectifs une tâche difficile et sans doute un sujet effervescent de la recherche pour les théoriciens et les ingénieurs. Cette contradiction est justifiée par le fait que quelques objectifs doivent être minimisés alors que certains d'autres nécessitent une maximisation.

C'est dans cette optique que viennent ces travaux de thèse. D'une part, la partie théorique du sujet a nécessité des outils mathématiques robustes. D'autre part, l'ensemble des contraintes spécifiques des réseaux traités nous obligent, dans la partie expérimentale, de développer des outils de simulation performants. Dans ce travail, nous élaborons quatre propositions. La première concerne la gestion des interactions entre les capteurs afin de prendre une décision stratégique d'accès au médium. La deuxième contribution vise la minimisation conjointe des coûts de mission et de communication des capteurs dans le cadre d'un réseau plein d'interactions concurrentes où chaque nœud cherche à satisfaire sa mission d'une manière efficace tout en augmentant la qualité de communication avec ses voisins. Quant à la troisième contribution, elle porte sur le développement d'un nouveau algorithme de clustering multi-objectif permettant de répondre favorablement à la fameuse problématique d'énergie des capteurs qui constitue l'un des grands défis de recherche. Finalement, notre quatrième contribution consiste à proposer un système de traitement distribué des images via un réseau de capteurs.

Mots-clés: Réseaux de capteurs sans fil, Optimisation multi-objectif, Théorie des jeux, Algorithmes génétiques, Minimisation d'énergie, Gestion des ressources, Clustering multi-objectif, Traitement distribué des images.

TABLE DES MATIÈRES

Avant-propos	2
Abstract	4
Résumé	5
Introduction Générale	12
1 Généralités et état de l'art	22
1.1 Introduction	22
1.2 Présentation des RCSF	23
1.2.1 Architecture des RCSF	23
1.2.2 Contraintes et spécificités des RCSF	26
1.2.3 Domaines d'application des RCSF	27
1.3 Optimisation multi-objectif dans les RCSF	31
1.3.1 Prototype général des algorithmes conçus	31
1.3.2 Objectifs à optimiser relativement aux contraintes des RCSF	32
1.3.3 Modélisations proposées	37
1.3.4 Solutions réalisées	40
1.4 Conclusion	42
2 Optimisation des coûts de décisions stratégiques dans les RCSF	43
2.1 Introduction	44
2.2 Théorie des Jeux	44
2.2.1 Un peu d'histoire:	44
2.2.2 Typologie	45
2.2.3 Représentation des jeux	46
2.2.4 Jeux stratégiques	47
2.2.5 Concept de solution : L'équilibre de Nash	49
2.3 Modélisation des décisions stratégiques dans les RCSF	49
2.3.1 Préliminaires	49
2.3.2 Formulation des jeux	52
2.4 Résultats et simulation: Développement du Simulateur D-S-O-Sensor	57
2.4.1 Présentation du Simulateur "D-S-O-Sensor"	57
2.5 Conclusion	73

3	Optimisation conjointe des coûts de mission et de communication dans les RCSF	75
3.1	Introduction	75
3.2	Algorithmes génétiques	76
3.3	Modélisation de la problématique	78
3.3.1	Placement optimal des capteurs	80
3.3.2	Position optimale de la station de base	82
3.4	Résultats et simulations	83
3.5	Conclusion	90
4	Optimisation des ressources dans les RCSF: Conception de l'algorithme ACPMO	91
4.1	Introduction	91
4.2	Problématique	92
4.3	Solution proposée	92
4.3.1	Placement optimal des capteurs	93
4.3.2	Description de l'algorithme ACPMO	93
4.3.3	Optimisation de l'énergie consommée dans les clusters formés	101
4.4	Résultats et discussions	101
4.5	Conclusion	104
5	Application en écologie: Conception du système STDI	106
5.1	Introduction	107
5.2	Mise en pratique des algorithmes AGC, AGB et BACPMO	108
5.3	Conception du système STDI	110
5.3.1	Traitement séquentiel d'une image	110
5.3.2	Système proposé	111
5.4	Résultats et simulation	113
5.5	Conclusion	116
	Conclusion générale	117
	Liste des publications	122
	Bibliographie	125

Table des figures

1.1	Architecture d'un réseau de capteurs.	24
1.2	Composants d'un nœud capteur.	25
1.3	Applications des réseaux de capteurs.	28
1.4	Quelques travaux traitant les RCSF.	41
2.1	Placement optimal du capteur i par rapport à la station de base SB	50
2.2	Placement optimal du capteur i relativement à son voisin v_i et à SB	51
2.3	Page d'accueil du simulateur "D.S.O-Sensor".	58
2.4	Scénarios des décisions stratégiques simples.	59
2.5	Interface permettant le contrôle des décisions stratégiques simples.	59
2.6	Variation de la fonction coût du capteur 2 en fonction de d_2	60
2.7	Variation des stratégies optimales simples du capteur 1 en fonction de d_2	61
2.8	Variation des stratégies optimales simples du capteur 2 en fonction de d_2	61
2.9	Variation des stratégies optimales simples du capteur 1 en fonction de V	62
2.10	Variation des stratégies optimales simples du capteur 2 en fonction de V	63
2.11	Scénarios des décisions stratégiques multiples.	64
2.12	Interface permettant le contrôle des décisions stratégiques multiples.	64
2.13	Variation des stratégies optimales multiples du capteur 2 en fonction de d_2	65
2.14	Variation des stratégies optimales multiples du capteur 2 en fonction de V	67
2.15	Interface permettant l'étude d'équilibre de Nash pour le jeu J_{MM}	68
2.16	Variation des DSO des capteurs à l'état d'équilibre de Nash pour $d_1 < M(D)$	69
2.17	Variation des DSO des capteurs à l'état d'équilibre de Nash pour $d_1 \geq M(D)$	70
2.18	Interprétation géométrique de E_1	71
2.19	Interprétation géométrique de E_2	72
2.20	Interprétation géométrique de E_3	72
3.1	Architecture du réseau considéré.	79
3.2	Positions optimales des capteurs.	84
3.3	Variation du coût de communication.	85
3.4	Variation du coût de mission.	85
3.5	Performances de l'algorithme proposé.	86
3.6	Meilleurs emplacements des capteurs et de la station de base.	87
3.7	Comparaison des algorithmes SA et AGC.	88
3.8	Convergence des algorithmes SA et AGC.	88
3.9	Énergie totale consommée par les capteurs actifs.	89
3.10	Comparaison des algorithmes SA, GR et AGB.	89

4.1	Formulation de la troisième problématique et la solution proposée.	93
4.2	Organigramme de ACPMO.	94
4.3	Sélection du premier CH.	100
4.4	Capteurs restants après la première itération.	100
4.5	Résultats finaux fournis par l'algorithme ACPMO.	101
4.6	Positions optimales des capteurs.	102
4.7	Clusters formés par ACPMO.	103
4.8	Comparaison des algorithmes BACPMO et AGB.	104
5.1	Positions optimales des capteurs.	109
5.2	L'ensemble des CH, CM et la position optimale de SB.	110
5.3	Processus de Classification des Images: Traitement Séquentiel (TS).	111
5.4	Prototype du système STDI.	112
5.5	Organigramme de DNOVM.	113
5.6	Étapes d'exécution des trois systèmes TS_1 , TS_2 et TS_3	115

Liste des tableaux

2.1	Notations utilisées pour formuler les fonctions des coûts.	50
2.2	Expressions de $g_D(d_1)$ et $k_D(d_1)$ selon le paramètre D	73
3.1	Notations utilisées pour modéliser la deuxième problématique.	80
4.1	Constantes considérées lors du développement de ACPMO.	94
4.2	Paramètres caractérisant les capteurs du réseau considéré.	96
4.3	Constantes considérées lors du développement de ACPMO.	97
4.4	Valeurs des paramètres $C_{v(i)}$ et d_i pour chaque capteur i	98
4.5	Valeurs des paramètres DC_i , DM_i , DD_i , EC_i et WC_i pour chaque capteur i	99
5.1	Positions de mission et de communication des capteurs considérés.	108
5.2	Taux de reconnaissance des traitements TS effectués.	113
5.3	Notations utilisées pour la mise en pratique de DNOVM.	114
5.4	Performances du système STDI.	115

Liste des Abréviations

ABE	Algorithme Basé sur l'Évolution
ACPMO	Algorithme de Clustering Pondéré et Multi-Objectif
AGB	Algorithme Génétique concernant la station de Base
AGC	Algorithme Génétique concernant les Capteurs
AGTND	Algorithme Génétique de Tri Non Dominé
AOMO	Algorithme d'Optimisation Multi-Objectif
BDI	Base de données des Images
DS	Décisions Stratégiques
DSO	Décisions Stratégiques Optimales
MM	Méthodes Multiples
MS	Méthodes Simples
OEP	Optimisation de l'Essaim de Particules
POMO	Problème d'Optimisation Multi-Objectif
RCSF	Réseau de Capteurs Sns Fil
SB	Station de Base
STDI	Système de Traitement Distribué des Images
TJ	Théorie des Jeux

Introduction Générale

La notion du réseau liée aux capteurs est bien connue des informaticiens car elle se rattache à un domaine familier en informatique, celui des réseaux et télécommunications. Ce domaine en perpétuelle ébullition grâce aux progrès technologiques s'intéresse aujourd'hui à de nouveaux petits dispositifs appelés capteurs capables d'interagir avec leur environnement. Le terme capteur utilisé en informatique ne représente pas seulement le composant électronique qui relève des données telles que la température, l'humidité ou encore d'autres quantités physiques, mais désigne le nœud complet du réseau auquel il est associé.

Perçus comme une évolution des réseaux Ad-Hoc, les réseaux de capteurs sans fil (Réseaux de Capteurs Sans Fil: RCSF) constituent une nouvelle thématique de recherche innovante, vient enrichir le domaine des réseaux et télécommunications. La dimension de ce nouveau type de réseaux capable de collecter des informations sur un environnement et de les stocker ou les transmettre à une station collectrice, va permettre de surveiller différentes zones qui peuvent être hostiles à l'homme. Cette nouvelle technologie promet de révolutionner notre façon de vivre, de travailler et d'interagir avec l'environnement physique qui nous entoure. Des capteurs communicants sans fil et dotés de capacités de calcul facilitent un certain nombre d'applications irréalisables ou trop chères il y a quelques années [1]. Le champ d'applications de ce type de réseaux de capteurs est de plus en plus élargi; les RCSF couvrent le domaine médical, commercial, agricole, etc [2, 3]. En particulier dans le domaine environnemental, ils sont utilisés pour évaluer la pollution de l'air, de détecter et de prévenir les incendies de forêt, les inondations et les chutes rocheuses, et de surveiller la structure des bâtiments et des ponts, etc. La pluridisciplinarité des RCSF pousse à

la convergence des compétences de plusieurs laboratoires qui ont parfois des centres d'intérêts différents mais qui se rejoignent sur cette thématique.

Les RCSF sont souvent caractérisés par un déploiement dense et à grande échelle dans des environnements limités en terme de ressources. Les limites imposées par ces capteurs sont la limitation des capacités de traitement, de stockage et surtout d'énergie car ils sont généralement alimentés par des piles. Il est donc largement reconnu que la limitation énergétique est une question incontournable dans la conception des réseaux de capteurs sans fil en raison des contraintes strictes qu'elle impose sur l'exploitation du réseau. Les nœuds doivent faire en sorte pour économiser leur énergie pour vivre le plus longtemps possible avec leur faible quantité d'énergie, car les nœuds défaillants (ou qui n'ont plus d'énergie) ne seront pas remplacés dans tous les cas. Ces contraintes génèrent plusieurs problématiques de recherche dans le domaine des RCSF à savoir: (i) la gestion optimale de la couverture de la zone à surveiller et de l'énergie consommée, (ii) la gestion des contraintes de connectivité des nœuds, (iii) le clustering et la hiérarchisation du réseau. La plupart des approches proposées pour résoudre ces problématiques sont reposées sur la conception des algorithmes d'optimisation.

Les algorithmes d'optimisation conçus pour traiter les RCSF peuvent être classés en deux catégories; algorithmes d'optimisation mono-objectif et Algorithmes d'Optimisation Multi-Objectif (AOMO). Pour le premier type, on cherche à minimiser ou à maximiser un seul objectif. Alors que, pour le deuxième type, on vise la maximisation ou la minimisation de plusieurs objectifs à la fois. En effet, les différentes contraintes liées à la thématique des RCSF impliquent plusieurs objectifs contradictoires, qui doivent être optimisés simultanément. Par exemple, la durée de vie du réseau, la qualité de communication entre les nœuds, l'efficacité de mission des capteurs (surveillance) et la couverture de la zone à surveiller sont tous des objectifs à maximiser, alors que, l'énergie consommée dans le réseau, le taux d'erreur de transmission, le nombre des nœuds et la distance entre eux sont tous des objectifs à minimiser. Le sens de contradiction rend cette optimisation une tâche difficile et sans doute un sujet effervescent de la recherche pour les théoriciens et les ingénieurs. En général, la formulation du problème est réalisée comme une phase initiale, où les scénarios souhaités sont formulés sous forme des AOMO. Les travaux présentés dans [4] mettent l'accent

sur le sens de la contradiction reliant les objectifs à optimiser par AOMO. Par conséquent, il est très moins probable de trouver une solution optimale globale; contrairement aux problèmes de l'optimisation mono-objectif [5].

Dans les AOMO, il existe plusieurs solutions optimales, et le décideur doit choisir la meilleure d'entre elles, en fonction des priorités des objectifs à atteindre. Selon la préférence des objectifs, les problèmes d'optimisation font appel à quelques techniques (Algorithmes évolutionnaires tels que les algorithmes génétiques ou encore des recherches locales) [6]. Ainsi, la solution choisie par un décideur sera un compromis dépendant d'un grand nombre de paramètres variant d'un décideur à un autre et donc difficile à modéliser.

L'application de l'optimisation multi-objectif dans le cadre des réseaux de capteurs a fait l'objet de nombreuses études. J. Jia et al. ont proposé dans [7, 8] deux travaux traitant de l'activation de capteurs pré-déployés. Tout d'abord, le problème multiobjectif suivant fut considéré : (i) la maximisation du taux de couverture, en utilisant le modèle probabiliste de couverture et (ii) la minimisation du nombre de capteurs activés. Les capteurs sont initialement déployés dans la zone de manière aléatoire. Un nouvel algorithme basé sur les algorithmes génétiques est également proposé pour déterminer l'ensemble minimum de capteurs à activer. Le deuxième travail ajoute un objectif relatif à la consommation d'énergie au modèle, en considérant le rayon de couverture des capteurs comme une variable de décision. Les auteurs utilisent alors un algorithme amélioré. Dans [9], les auteurs ont développé une nouvelle méthode pour résoudre le problème bi-objectif suivant : (i) la minimisation de la probabilité de l'erreur de détection et (ii) la minimisation de la consommation d'énergie. Les variables de décision de ce problème sont les seuils énergétiques de détection qui déterminent le minimum d'intensité du signal reçu par un capteur provoquant l'alerte de détection. Un seuil trop faible provoquera des faux positifs. Le déploiement est parfois considéré comme un élément de décision. Cela s'applique dans le cas où l'utilisateur a la capacité de placer les capteurs à des positions bien précises. On retrouve cette approche dans [10], où les objectifs sont de maximiser la couverture de la zone pixelisée (modèle binaire) ainsi que de maximiser la durée de vie du réseau. Les variables de décision sont les positions des capteurs ainsi que la puissance attribuée aux dispositifs de communication. Pour résoudre ce problème,

l'auteur propose un nouveau algorithme de décomposition. Les auteurs redéfinissent ce problème dans [11], où ils intègrent un modèle énergétique plus réaliste et s'intéressent aux déploiements denses (un grand nombre de capteurs dans une zone de taille réduite). Une modélisation plus réaliste de la zone a été traitée dans [12], où les auteurs ont considéré les obstacles, la variation du rayon de détection et les positions inaccessibles pour le déploiement.

Dans [13], Wei et al. ont développé un algorithme génétique multi-objectif pour résoudre un problème de déploiement en trois dimensions où les objectifs sont la maximisation de la couverture probabiliste et la maximisation des niveaux de détection, et la minimisation de la consommation d'énergie. Dans l'article [14], les auteurs ont utilisé un algorithme génétique pour optimiser les quatre objectifs suivants : (i) la maximisation de la couverture binaire (en prenant en compte plusieurs schémas géométriques de couverture), (ii) la minimisation du nombre de capteurs à déployer, (iii) la maximisation de la préférence de l'utilisateur, en prenant en compte un classement des types de capteurs à utiliser et (iv) la minimisation de la distance entre la cible et les capteurs.

Malgré les différents travaux de recherche et l'essor important qu'on ont connu les RCSF, aussi bien dans l'industrie que dans le milieu universitaire, dû principalement à l'ampleur des possibilités d'application qu'offre cette technologie, ils doivent faire face à d'importants défis concernant la gestion optimale des ressources qui dépendent essentiellement de la qualité de communication entre les nœuds, de l'efficacité de mission des capteurs (surveillance), de la couverture de la zone à surveiller, du taux d'erreur de transmission, du nombre des nœuds, de la distance entre eux, de l'efficacité du clustering et de la hiérarchie du réseau. L'optimisation conjointe de ces paramètres permet de minimiser la consommation de l'énergie et par la suite maximiser la durée de vie du réseau.

La conservation de l'énergie revêt une importance capitale et par conséquent, il est tout à fait justifié d'en tenir compte pour concevoir des algorithmes d'optimisation efficaces. La conservation de l'énergie passe par une gestion optimale des emplacements des nœuds, un choix optimal des puissances de transmission des capteurs, une répartition de charge équitable sur l'ensemble du réseau et une optimisation des communications en vue d'en réduire le nombre. Sur le plan topologique, l'introduction de la hiérarchie dans les RCSF permettra d'adresser un certain nombre

de ces aspects. En effet, un regroupement des capteurs en cluster permet de réduire la redondance des paquets et facilite la fusion et l'agrégation de l'information intra-cluster et par conséquent rationalise la consommation d'énergie. Il est aussi important de signaler que l'optimisation de cette énergie est considérablement influencée par le processus de déploiement des nœuds capteurs. La problématique de déploiement ou de positionnement des nœuds capteurs dans un RCSF est une stratégie qui sert à définir la topologie du réseau, donc le nombre et la position des nœuds capteurs. D'autre part, le problème de placement optimal des nœuds est un problème qui a été prouvé NP-difficile pour la plupart des formulations de déploiement des nœuds [15].

En ce qui concerne l'énergie, la consommation d'un capteur peut être influencée par différents facteurs: (i) la taille de la zone à couvrir par ce capteur, (ii) la distance séparant ce capteur des autres pour l'envoi d'information et (iii) le nombre de paquets de données transitant par ce capteur. Dans certains cas, le dispositif d'acquisition peut être réglé pour que sa portée soit plus ou moins grande. Ce réglage aura un impact direct sur la consommation de l'énergie attribuée au dispositif. Pour ce qui est de la distance séparant le capteur du reste du réseau, l'envoi d'information nécessite une énergie non négligeable. Plus le récepteur est loin, plus l'énergie nécessaire pour lui envoyer des informations est importante. Enfin, le nombre et la taille des paquets de données influent également sur la consommation du capteur. De plus, dans le cas d'un déploiement aléatoire et dense, il n'est généralement pas nécessaire d'activer l'ensemble des capteurs en même temps [16, 17]. Le réglage de dispositifs d'acquisition permet une utilisation plus ou moins intensive de la batterie d'un capteur [18]. On retrouve notamment cette idée dans [19]. Diminuer la portée du dispositif de communication permet d'accroître la durée de vie des capteurs, cependant elle exige généralement un déploiement plus dense afin de respecter la contrainte de connectivité tout en assurant la même couverture.

Dans [20], les auteurs se placent dans le cas d'un déploiement aléatoire en couronnes concentriques, l'objectif étant de maximiser la durée de vie du réseau en ajustant la portée des dispositifs de communication. Les capteurs appartenant à une même couronne disposeront de la même portée de communication. La portée du dispositif de communication est prise en compte dans les modèles énergétiques d'un certain nombre de travaux. Dans [21], un algorithme d'Optimisation

de l'Essaim de Particules (OEP) est utilisé pour trouver la position optimale du nœud statique afin d'accroître la durée de vie du réseau. Dans l'article [22], un algorithme de colonies de fourmis est utilisé pour diminuer la consommation d'énergie en agissant sur les chemins empruntés par les données dans le réseau. Le modèle énergétique prend en compte la taille des données ainsi que la distance de transmission. Les auteurs de [23] ont proposé une génération de colonnes pour résoudre deux variantes d'un problème de conservation d'énergie dans la couverture de cibles. La première variante considère que les rayons de détection des capteurs peuvent varier au cours du temps, et sont ajustables en fonction de la situation. Les valeurs de ces rayons sont incluses dans un ensemble fini de valeurs. La deuxième variante change le domaine de définition de ces rayons, prenant alors leur valeur dans un ensemble continu. Le problème général est un problème d'activation et désactivation de capteurs, et est résolu de manière exacte par une génération de colonne couplée à un algorithme génétique, servant à l'optimisation du sous-problème.

Dans [24], Slama et al. ont proposé un système permettant d'optimiser : (i) la durée de vie de chaque cluster en agissant sur le planning des communications, et généralisant ce problème en un problème de flow graph pour la résolution et (ii) optimiser les communications entre les chefs de cluster ainsi que le traitement des données, permettant ainsi de maximiser la durée de vie du réseau. Le modèle énergétique prend en compte l'énergie dépensée dans les communications ainsi que dans le traitement des données par les processeurs. Dans [25], Liu et al. ont traité un problème combinant la minimisation de l'intersection de la couverture des clusters ainsi que la minimisation du nombre de chefs de cluster. Le but de ce travail est de minimiser les interférences, améliorant ainsi la stabilité du réseau ainsi que le fonctionnement de certains algorithmes tels que les algorithmes de routage et d'agrégation de données. L'utilisation de cet algorithme de résolution permet également une augmentation de la durée de vie du réseau.

Objectifs et contributions

Dans cette thèse, nous nous intéressons à l'optimisation et la gestion de l'énergie dans les RCSF afin de prolonger la durée de vie de ces réseaux. Pour cela, notre objectif est de développer des algorithmes pour la gestion optimale des ressources tout en tenant compte de plusieurs contraintes qui caractérisent ce genre de réseaux. Par exemple pour assurer une gestion optimale des ressources dans les RCSF, nous visons la réalisation d'un certain nombre d'objectifs à la fois; maximiser les performances du réseau tout en minimisant ses coûts; maximiser le rendement des capteurs tout en minimisant l'énergie dépensée dans le réseau. En fait, notre thèse répond à quatre problématiques essentielles. La première concerne la gestion des interactions entre les capteurs afin de prendre une décision stratégique d'accès au médium. Cette opération prend en considération plusieurs paramètres: la vitesse d'accès, le rayon de couverture de la station de base et les différentes distances entre les nœuds du réseau. Au milieu de ces interactions contradictoires où chaque capteur essaie de maximiser son gain, comment peut-on atteindre un point d'équilibre minimisant les coûts de l'ensemble des nœuds sachant que chacun doit jouer sa meilleure stratégie dans le cadre d'un jeu stratégique? La deuxième problématique traite la minimisation conjointe des coûts de mission et de communication des capteurs où chaque nœud cherche à satisfaire sa mission d'une manière efficace tout en augmentant la qualité de communication avec ses voisins. Ces deux objectifs sont contradictoires et il faut les optimiser simultanément. Quand à la troisième problématique, elle concerne la conservation de l'énergie dans les RCSF. En effet, pour contribuer à la résolution de cette problématique, notre approche repose sur la proposition d'un algorithme de clustering multi-objectif permettant la gestion optimale des ressources dans les clusters constituant le réseau. Ce qui nécessite une modélisation mathématique qui tient en compte un ensemble de paramètres concurrents à savoir: la caractéristique énergétique, le coût de mission, le coût de communication et le nombre de nœuds voisins. Finalement, étant motivé par le potentiel applicatif des RCSF dans le domaine environnemental, et en partant du fait que nos forêts nécessitent vraiment d'être protégées, car elles jouent un rôle essentiel dans le projet de développement durable puisque elles contribuent au maintien des conditions écologiques nécessaires à la préservation de la vie sur la

terre, et elles ont plusieurs fonctions sociales, économiques et écologiques. Ainsi, nous reformulons la dernière problématique sous forme d'une question clé comme suit: comment pouvons-nous contribuer à la protection du patrimoine forestier de notre pays via les RCSF?

Organisation du manuscrit

Cette thèse est organisée en cinq chapitres comme suit:

Le chapitre 1 débute par une étude descriptive des réseaux de capteurs: leurs architectures, leurs caractéristiques et leurs contraintes ainsi que leurs domaines d'applications variés. Puis, il fournit une étude synthétique et présente un état de l'art des algorithmes d'optimisation multi-objective traitant les RCSF. Ensuite, il met l'accent sur les différentes problématiques révélées par les recherches dans ce domaine. Enfin, nous avons réalisé une étude synthétique des travaux existant dans la littérature en vue de déterminer les principaux aspects dont doivent tenir compte nos contributions.

Le chapitre 2 est consacré principalement à la présentation de notre première contribution. Il commence tout d'abord par rappeler l'importance de la théorie des jeux comme outil mathématique assez puissant permettant de répondre au premier défi souligné dans le cadre de cette thèse à savoir la gestion optimale des interactions entre les capteurs afin de prendre une décision stratégique optimale d'accès au médium. Cette opération prend en considération plusieurs paramètres: la vitesse d'accès, le rayon de couverture de la station de base et les différentes distances entre les nœuds du réseau. Ils sont modélisés sous forme d'objectifs contradictoires. Ce chapitre traite deux modèles de base des décisions stratégiques: les méthodes d'accès simples et les méthodes d'accès multiples. L'étude des méthodes simples repose sur la théorie des jeux tandis que le traitement des méthodes multiples repose sur une étude expérimentale par le développement d'un simulateur performant. Le chapitre se termine par l'illustration et l'interprétation des résultats obtenus et une conclusion.

Le chapitre 3 présente notre deuxième contribution qui se focalise sur la minimisation conjointe des coûts de mission et de communication des capteurs dans le cadre d'un réseau plein d'interactions concurrentes où chaque nœud cherche à satisfaire sa mission d'une manière efficace tout en augmentant la qualité de communication avec ses voisins. Ces deux objectifs sont contradictoires et il faut les optimiser simultanément. Cela nécessite un formalisme mathématique robuste. D'où le choix des algorithmes génétiques grâce à leurs multiples avantages en terme d'optimisation multi-objectif. Ainsi, ce chapitre commence par présenter la théorie des algorithmes génétiques. Ensuite, nous détaillons le fonctionnement des algorithmes de notre seconde contribution à savoir AGC et AGB. Les résultats des simulations réalisées pour évaluer les performances des algorithmes proposés sont présentés et discutés à la fin du chapitre.

Dans le chapitre 4 et en guise de répondre à la troisième problématique soulignée dans cette thèse, qui concerne la conservation de l'énergie dans les RCSF, nous proposons un nouveau Algorithme de Clustering Pondéré et Multi-Objectif (ACPMO). Cet algorithme permet la gestion optimale de ressources dans les clusters formant le réseau. Notre approche tient en compte un ensemble de paramètres concurrents à savoir: la caractéristique énergétique, le coût mission, le coût de communication et le nombre de nœuds voisins. ACPMO divise le réseau en différents clusters et sélectionne les capteurs les plus performants en fonction de l'énergie résiduelle pour communiquer avec la station de base. Ainsi, ce chapitre commence par rappeler la problématique à résoudre. Ensuite, il fournit une description détaillée du fonctionnement des algorithmes constituant notre troisième contribution. Finalement, les résultats obtenus et les simulations effectuées sont détaillés et interprétés.

Dans le chapitre 5 et grâce à la pluridisciplinarité des RCSF, nous avons choisi une application environnementale visant la reconnaissance des espèces animales vivant dans nos forêts marocaines. En effet, cette dernière contribution est consacrée à la présentation d'un Système de Traitement Distribué des Images (STDI). Ce système fait appel aux différents algorithmes conçus dans les contributions précédentes. Ainsi, dans un premier temps, nous mettons en pratique les algorithmes AGC, AGB et ACPMO. Puis, nous présentons une description détaillée du système STDI.

Enfin, nous présentons les résultats et les simulations effectués en mettant l'accent sur les performances et l'efficacité de la solution proposée.

Enfin, le chapitre 6 conclut cette thèse en établissant un bilan sur les travaux effectués et des perspectives de travaux futurs.

Chapitre 1

Généralités et état de l'art

1.1 Introduction

Les avancées technologiques dans les domaines de la micro-électronique, des communications sans fil, ainsi que les efforts de miniaturisation et de réduction des coûts de production des composants électroniques ont permis le développement de nouvelles générations de réseaux articulés autour de capteurs miniatures. Perçus comme une évolution des réseaux Ad-Hoc, les RCSF se passent des infrastructures réseaux et doivent s'auto-suffire pour l'acheminement des données dans un mode (multi-sauts) tout en faisant face aux contraintes qui leur sont spécifiques. Les réseaux de capteurs trouvent leurs applications dans les domaines: militaire, médical, gestion des transports, surveillance et protection de l'environnement, etc.

L'objectif de ce chapitre est double. D'une part, il présente une étude descriptive des réseaux de capteurs: leurs architectures, leurs contraintes et spécificités ainsi que leurs domaines d'applications variés. D'autre part, il présente un état de l'art des algorithmes d'optimisation multi-objectif traitant les RCSF. Ce chapitre se termine en mettant l'accent sur les différentes problématiques révélées par les chercheurs dans ce domaine.

1.2 Présentation des RCSF

Les RCSF sont des réseaux non filaires composés d'unités de détection de phénomènes physiques (température, humidité, radioactivité ...) déployés dans une zone géographique d'intérêt. L'objectif des RCSF est de superviser leurs environnements de déploiement afin de rapporter la détection de phénomènes physiques (feux de forêt, intrusion, fuites radioactives, etc.). Les RCSF continuent d'être un des domaines de recherche les plus actifs. En effet, le développement des systèmes micro-électromécaniques et la disponibilité de matériel de communication et de calcul à faible coût sont autant de facteurs qui ont permis de concrétiser le passage de paradigmes et concepts relevant de la science fiction et des produits commercialisés [26, 27].

Le problème majeur des RCSF est la consommation d'énergie, qui est fortement affectée par les communications entre les nœuds [28]. En effet, pour que l'énergie consommée par le réseau soit minimale, les différentes ressources de ce réseau doivent subir une gestion optimale, de telle sorte à rendre les capteurs opérationnels avec des coûts minimaux. Cela est l'objectif des chapitres 2 et 3. Également, pour minimiser la consommation d'énergie, un type de regroupement des nœuds «clustering», peut être appliqué. Un chef du cluster joue le rôle d'un point d'agrégation. Les nœuds sont organisés en groupes où chaque groupe a un « chef de cluster ». La communication au sein d'un groupe doit passer à travers le chef, qui ensuite la transmet à un autre chef du cluster voisin jusqu'à ce qu'il atteigne sa destination, qui est la station de base. C'est l'objectif du chapitre 4.

1.2.1 Architecture des RCSF

Un réseau de capteurs est généralement constitué de nombreux nœuds répartis dans une zone. Ces nœuds sont reliés à une ou plusieurs passerelles qui permettent l'interconnexion avec d'autres réseaux (Internet, satellite, etc.) et la récupération des données[29] tels qu'il est illustré sur la Figure 1.1.

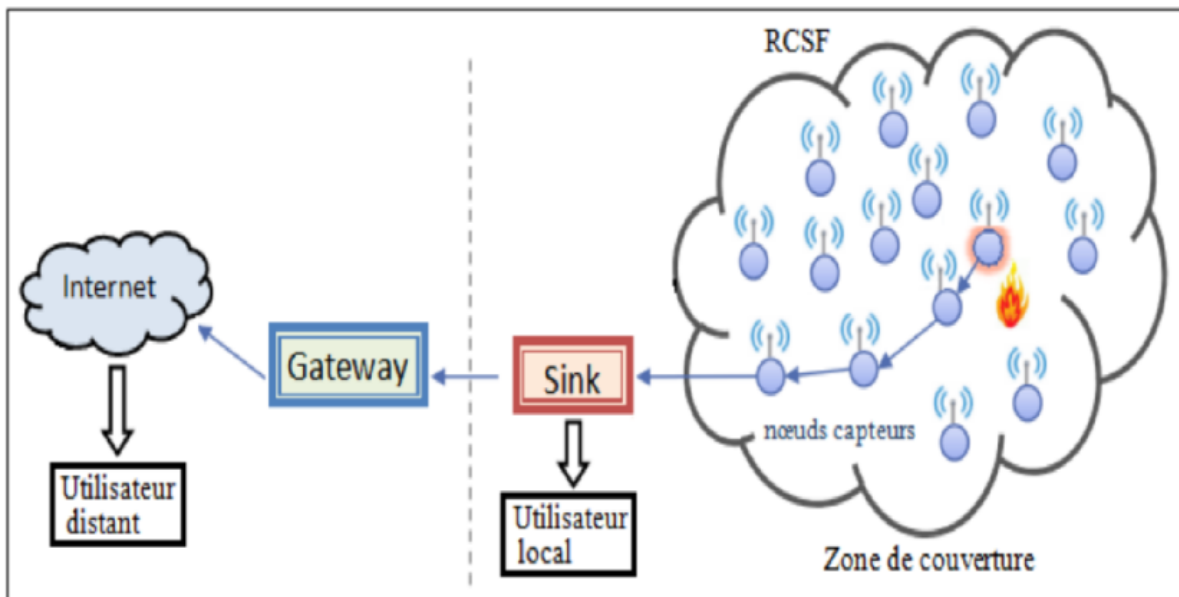


Figure 1.1: Architecture d'un réseau de capteurs.

Dans la littérature, divers prototypes et produits commercialisés [30, 31, 32] ont été développés afin d'accélérer les travaux de recherches sur les RCSF et permettre leur intégration dans des scénarios d'application opérationnels. Bien que les différentes implémentations de capteurs divergent en terme d'architecture physique, elles ont en commun les modules suivants (Figure 1.2):

- **Source d'énergie** : Il s'agit typiquement de piles de lithium. Les capteurs étant le plus souvent déployés dans des zones difficiles d'accès ; ces piles sont irremplaçables et la durée de vie du capteur se voit ainsi réduite à celle de ces batteries, bien que la littérature des RCSF contient divers prototypes de capteurs à énergies renouvelables [32, 33, 34].
- **Processeur** : Les efforts de miniaturisation ont permis le développement de processeurs adaptés aux contraintes de taille et de coût associées aux capteurs sans fil. Il est toutefois nécessaire de signaler que la puissance de calcul associée reste limitée (par exemple : seulement 8 Mhz de fréquence et 128 Koctets de mémoire programmable pour un capteur wasp-mote à base de micro-contrôleur ATmega1281.).
- **Émetteur/receveur** : Ce module permet aux capteurs du réseau de se communiquer. Deux familles de transceivers sont disponibles :

- Les transceivers optiques souffrent d'un handicap majeur résultant de la nécessité de disposer d'une visibilité entre les capteurs. En raison des problèmes liés à l'élévation du terrain et à la présence d'obstacles physiques au sein de l'environnement de déploiement, la communication peut être largement affectée.
- Les transceivers Radio-Fréquence permettent de remédier aux différents problèmes associés aux transceivers optiques mais nécessitent un matériel de modulation et démodulation, filtrage de la bande passante et multiplexage; ce qui a pour effet d'augmenter le coût associé. Plusieurs normes furent proposées, notamment : IEEE 802.15.4 [35], Bluetooth [36], etc.
- **Matériel de localisation** : À défaut d'avoir des équipements GPS respectant les limitations associées aux RCSF ainsi que pour des scénarios de déploiement indoor, diverses propositions d'algorithmes de localisation basées sur les paramètres de portée (RSS, AoA, etc.) ont été formulées [37, 38, 39].
- **Unité de mobilité** : La mobilité peut être autonome ou bien assistée (capteurs attachés à des individus ou à des véhicules) et permet d'augmenter la couverture de la zone d'intérêt et d'éviter l'épuisement rapide de l'énergie des capteurs au voisinage de la station de base.
- **Matériel de localisation** :

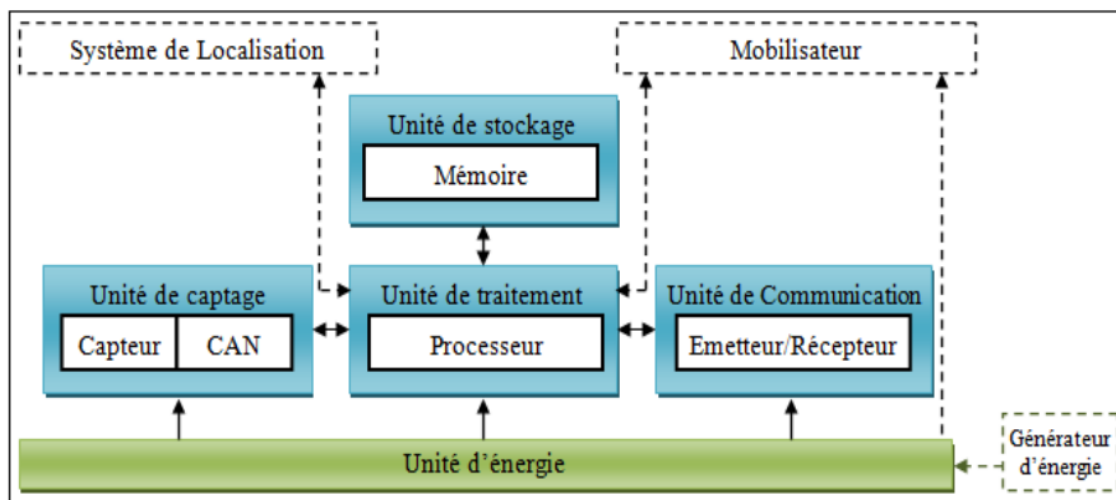


Figure 1.2: Composants d'un nœud capteur.

Unité de captage : La fonction principale de l'unité de captage est de capturer ou mesurer les données physiques à partir de l'objet cible. Il est composé de 2 sous-unités : le récepteur (reconnaissant la grandeur physique à capter) et le transducteur (convertissant le signal du récepteur en signal électrique). Le capteur fournit des signaux analogiques, basés sur le phénomène observé, au Convertisseur Analogique/Numérique (CAN). Ce dernier transforme ces signaux en données numériques et les transmet à l'unité de traitement.

Unité de stockage (Mémoire): Elle inclut la mémoire de programme et la mémoire de données. La taille de cette mémoire est souvent limitée essentiellement par les considérations économiques et elle est en continuelle amélioration au fil des années [40].

Les unités de mobilité et de localisation sont optionnelles. Pour les RCSF-multimédia l'unité de capture est composée de capteurs scalaires (température par exemple), de cameras et de microphones.

1.2.2 Contraintes et spécificités des RCSF

Considérés comme une évolution des réseaux Ad-Hoc, les RCSF se passent des infrastructures réseaux et doivent s'auto suffire pour l'acheminement des données dans un mode multi-sauts. Ces réseaux sont limités par plusieurs contraintes et sont fréquemment sujets à des failles dues aux dommages infligés par leurs environnements de déploiement. On dénombre les contraintes et spécificités suivantes par rapport aux réseaux Ad-Hoc traditionnels [41, 42, 43]:

- **Énergie limitée :** Les capteurs sont équipés de batteries avec une énergie limitée (plusieurs jours à quelques années). De plus, les RCSF sont le plus souvent déployés dans des zones difficiles d'accès voir hostiles pour l'homme. En général, il est difficile d'intervenir sur un RCSF après son déploiement pour effectuer des changements de batteries. Il est donc impératif de rationaliser la consommation de l'énergie au sein des RCSF afin d'étendre leur durée de vie. Les communications, comparées aux calculs, sont les activités les plus coûteuses en terme d'énergie. Il est donc fortement nécessaire d'en limiter le nombre et de programmer des périodes de veille pour économiser l'énergie.

- **Contraintes topologiques:** Les capteurs déployés dans une zone d'intérêt coopèrent pour acheminer les informations relatives aux phénomènes détectés vers la station de base. Afin d'économiser l'énergie, un modèle de communication multi-sauts est adopté. Les variations topologiques sont assez fréquentes et résultent de la mobilité des capteurs et de l'épuisement des batteries.
- **Mise à l'échelle:** Les capteurs sont déployés en un nombre variant de quelques unités à plusieurs dizaines de milliers. De plus, le réseau pourra être fortifié post-déploiement par ajout de nouveaux capteurs en vue de remplacer les unités défectueuses, d'étendre la couverture du RCSF à de nouvelles zones géographiques ou d'élargir la fonctionnalité du RCSF par introduction de capteurs pour la détection d'événements de nature différente de celles envisagées lors du déploiement initial.
- **Tolérance aux fautes:** Il existe divers modes de déploiement pour les RCSF. En effet, les capteurs peuvent aussi bien être déposés manuellement que dispersés par hélicoptère ou projetés à travers des missiles. Pour certains modes de déploiement, une portion (de 20% à 30%) des capteurs ne survivra pas au déploiement. De plus, l'environnement de déploiement des RCSF peut être une source de dommage pour les capteurs. Humidité, chaleur, etc sont autant de facteurs climatiques qui accélèrent la détérioration des capteurs. Ainsi, les RCSF doivent être tolérants aux fautes et s'auto-reconfigurer pour remédier aux défaillances des capteurs.

1.2.3 Domaines d'application des RCSF

L'adaptabilité, le faible coût et la communication sans fil sont d'importantes propriétés qui permettent aux RCSF d'envahir plusieurs domaines d'applications. Ces réseaux peuvent être composés, suivant leur utilisation, de différents types de nœuds capteurs, tels que les capteurs sismiques, thermiques, visuels, infrarouges, acoustiques et radar; ils sont capables de surveiller une grande variété de phénomènes ambiants, notamment : la température, l'humidité, le mouvement des véhicules, la pression, le taux de bruits, la présence ou l'absence de certains types d'objets, le taux

de frottement sur des objets attachés, et d'autres caractéristiques tel que la vitesse, la direction et le volume d'un objet donné. Les nœuds capteurs peuvent être utilisés pour la surveillance continue d'un phénomène, la détection et l'identification d'un événement, ou la surveillance d'un terrain et le contrôle local d'objets déclencheurs d'événements (actionneurs).

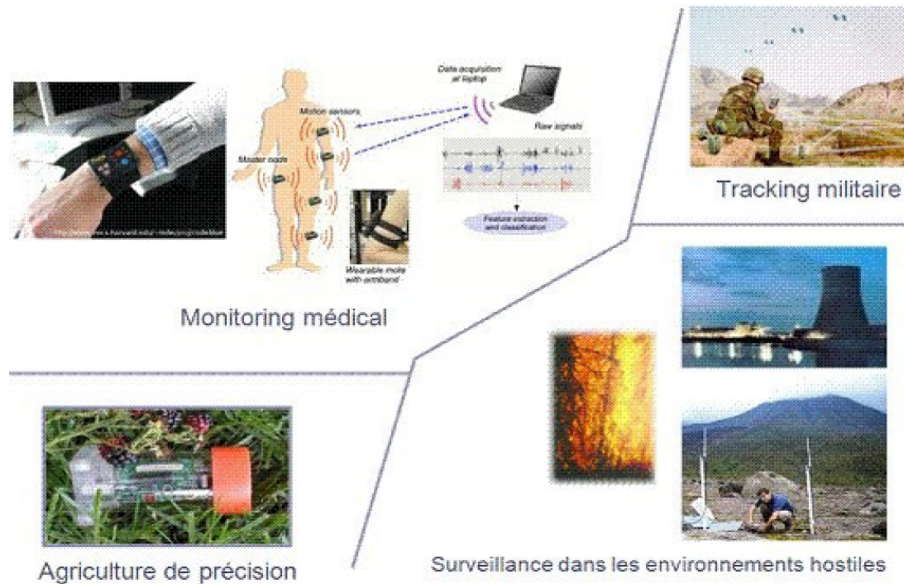


Figure 1.3: Applications des réseaux de capteurs.

Le concept de réseaux de capteurs sans fil est basé sur une simple équation [44]: «**Capteurs + Processeur + Radio = Une centaine d'applications potentielles**». En effet, le nouveau concept de micro-capteurs connectés via un support sans fil promet la réalisation nombreuses applications. Ces dernières peuvent être subdivisées en plusieurs domaines (Figure 1.3):

- **Applications militaires:** Le faible coût, le déploiement rapide et la tolérance aux pannes sont des caractéristiques qui ont rendu les réseaux de capteurs efficaces pour les applications militaires. Ce domaine pourra utiliser les RCSF par exemple dans la détection et la collecte d'informations sur la position de l'ennemi et ses mouvements, la détection d'agents chimiques ou bactériologiques, etc. Le déploiement rapide, l'auto-configuration et la tolérance aux pannes des réseaux de capteurs sont des caractéristiques qui font de ce type de réseaux un outil appréciable dans un tel domaine [45]. Les auteurs de [46, 47] donnent des exemples

typiques d'application est le déploiement d'un tel réseau en un endroit stratégique ou difficile d'accès, afin de surveiller toutes les activités des forces ennemies ou d'analyser le terrain avant d'y envoyer des troupes.

- **Applications de surveillance:** L'application des réseaux de capteurs dans le domaine de la sécurité peut diminuer considérablement les dépenses financières consacrées à la sécurisation des lieux et des êtres humains. Ainsi, l'intégration des capteurs dans de grandes structures telles que les ponts ou les bâtiments aidera à détecter les fissures et les altérations dans la structure suite à un séisme ou au vieillissement de la structure. Le déploiement d'un réseau de capteurs de mouvement peut constituer un système d'alarme qui servira à détecter les intrusions dans une zone de surveillance.
- **Applications environnementales:** Les RCSF peuvent être utilisés dans ce domaine pour surveiller les changements environnementaux [48]. Par exemple, le déploiement des thermocapteurs dans une forêt peut aider à détecter un éventuel début de feu et par la suite faciliter la lutte contre les feux de forêt avant leur propagation. Le déploiement des capteurs chimiques dans les milieux urbains peut aider à détecter la pollution et analyser la qualité d'air. De même leur déploiement dans les sites industriels empêche les risques industriels tels que la fuite de produits toxiques (gaz, produits chimiques, éléments radioactifs, pétrole, etc.). Dans le domaine de l'agriculture, les capteurs peuvent être utilisés pour réagir convenablement aux changements climatiques par exemple le processus d'irrigation lors de la détection de zones sèches dans un champ agricole.
- **Applications médicales:** Dans le domaine médical, les RCSF peuvent être utilisés pour assurer une surveillance permanente des organes vitaux de l'être humain grâce à des microcapteurs qui pourront être avalés ou implantés sous la peau (surveillance de la glycémie, détection de cancers, etc). Ils peuvent aussi faciliter le diagnostic de quelques maladies en effectuant des mesures physiologiques telles que: la tension artérielle, battements du cœur, etc à l'aide des capteurs ayant chacun une tâche bien particulière. Les données physiologiques collectées par les capteurs peuvent être stockées pendant une longue durée pour le suivi d'un patient [49, 50]. D'autre part, ces réseaux peuvent détecter des comportements anormaux

(chute du lit, choc, cri, etc) chez les personnes dépendantes (handicapées ou âgées).

- **La domotique:** Avec le développement technologique, les capteurs peuvent être embarqués dans des appareils, tels que les aspirateurs, les fours à micro-ondes, les réfrigérateurs, les magnétoscopes, etc [51]. Ces capteurs embarqués peuvent interagir entre eux et avec un réseau externe via Internet pour permettre à un utilisateur de contrôler les appareils domestiques localement ou à distance.
- **Applications écologiques :** L'utilisation des réseaux de capteurs pour optimiser la consommation des ressources énergétiques peut avoir une conséquence environnementale positive, surtout dans un contexte où le réchauffement de la planète devient une préoccupation importante. Un exemple de ce type d'applications est l'intégration de plusieurs micro-capteurs dans le système de climatisation et de chauffage des immeubles. Ainsi, la climatisation ou le chauffage ne sont déclenchés qu'aux endroits occupés par des personnes présentes et seulement si c'est nécessaire. Utilisée à grande échelle, une telle application permettrait probablement de réduire la demande mondiale en énergie [52].
- **Applications commerciales:** Il est possible d'intégrer des nœuds capteurs au processus de stockage et de livraison dans le but de leur amélioration. Le réseau peut ainsi être utilisé pour connaître la position, l'état et la direction d'une marchandise. Un client qui a commandé une marchandise peut alors avoir un avis sur sa livraison en temps réel et connaître la position des marchandises commandées [53].
- **Applications liées au domaine du transport:** Les RCSF sont aussi utilisés dans le domaine du transport et essentiellement pour avoir une vue globale et instantanée de l'état du trafic routier; ainsi que pour réaliser les opérations de redirection de trafic en amont des embouteillages et des lieux d'accidents.
- **Applications de localisation :** Les RCSF peuvent être utilisés pour la localisation des victimes enterrées sous la neige en équipant les personnes susceptibles de se trouver dans des zones à risque par des capteurs. Ainsi, les équipes de sauvetage peuvent localiser plus facilement les victimes. Contrairement aux solutions de traçabilité et de localisation basées sur le système

de GPS (Global Positioning System), les réseaux de capteurs peuvent être très utiles dans des endroits confinés comme les mines par exemple [54].

1.3 Optimisation multi-objectif dans les RCSF

1.3.1 Prototype général des algorithmes conçus

Grâce à la lecture approfondie de plusieurs travaux de la littérature, nous avons constaté que les problèmes d'optimisation multi-objectifs traitant les RCSF se composent essentiellement de quatre parties:

- **entrées:** puissance de transmission, rayon de couverture des nœuds, densité des capteurs, etc.
- **sortie requise:** positions optimales des nœuds, nombre optimal des capteurs, couverture optimale de la zone à surveiller, etc.
- **objectifs:** minimiser l'énergie, maximiser la qualité de communication, minimiser le taux d'erreur de transmission, etc.
- **contraintes:** connectivité des nœuds, topologie du réseau, distance entre les capteurs, etc.

Les auteurs de [55] ont proposé une formulation du problème d'optimisation multi-objectif pour maintenir la couverture de détection en soulignant l'objectif suivant: optimiser conjointement le nombre des capteurs actifs et la quantité d'énergie consommée. Cette contrainte d'énergie a été considérée également dans [56] pour concevoir un algorithme d'optimisation multi-objectif traitant simultanément le retard et la fiabilité des paquets transmis. L'énergie totale et l'énergie résiduelle des nœuds peuvent aussi affecter de nombreux paramètres de performance. Une autre formulation d'un problème multi-objectif a été utilisée dans [57] pour obtenir une solution de compromis entre la consommation d'énergie et le taux d'erreur de la transmission des paquets.

Dans la littérature, la nature contradictoire des objectifs à atteindre nécessite la formulation des problèmes à résoudre sous forme des Problèmes d'Optimisation Multi-Objectif (POMO); tenant en compte plusieurs contraintes imposées par le domaine d'application du RCSF. En d'autres termes, les problèmes d'optimisation conçus pour les RCSF cherchent à atteindre de nombreux objectifs optimaux à savoir: les positions optimales des capteurs, le nombre optimal de capteurs, l'ordonnancement optimal, la puissance d'émission optimale, la couverture optimale, le débit optimal, le retard optimale, le coût optimal, le taux d'erreur de paquet optimal, etc. Ces problèmes sont limités par plusieurs contraintes à savoir, la connectivité du réseau, l'interférence, la qualité de service, l'énergie, la couverture, la topologie, la densité, le coût, la latence et la fiabilité. En effet, la nature des POMO change en fonction de certains paramètres d'entrée, de la "fonction objectif" à optimiser et des contraintes imposées par le domaine spécifique de déploiement du réseau.

1.3.2 Objectifs à optimiser relativement aux contraintes des RCSF

Dans de nombreux problèmes pratiques, les paramètres d'entrée ne peuvent pas être choisis arbitrairement, plutôt ils sont gérés par certaines limitations physiques. La diversité des configurations des variables d'entrée peut conduire aux multiples problèmes d'optimisation et peut largement affecter la sortie de l'optimisation. En effet, un certain nombre de contraintes ont été considérées dans la littérature pour formuler les problèmes d'optimisation multi-objectif dans le domaine des RCSF.

Par exemple, **la contrainte de la connectivité** entre les différents nœuds du réseau a été considérée dans [58] pour obtenir un compromis entre le taux de couverture, le pourcentage des capteurs actifs et la consommation d'énergie. **La contrainte de la couverture** de la zone à surveiller a été considérée dans [59], où les auteurs ont utilisé une optimisation multi-objectif pour obtenir un compromis entre la couverture, l'équilibre de charge et les interférences. Dans [60], les auteurs ont utilisé une approche évolutive pour minimiser le coût du réseau et maximiser la fiabilité du système tout en tenant compte des contraintes de couverture et de connectivité à la fois. **La consommation d'énergie** est aussi une contrainte importante qui influence la performance globale du réseau de capteurs et surtout sa durée de vie effective. Divers travaux de la littérature ont mit

l'accent sur cette contrainte. Par exemple, dans [61], une technique d'optimisation multi-objectif a été discutée tout en considérant la contrainte de la consommation d'énergie pour maximiser la précision de la prédiction et minimiser la latence. La contrainte d'énergie a été également considérée dans [62], où les auteurs ont proposé une technique pour maximiser la couverture et l'efficacité du suivi des cibles mobiles dans les RCSF.

La contrainte du retard se voit clairement dans certaines applications de surveillance des RCSF qui doivent fournir une capacité de détection en **temps réel** afin de faciliter la protection des personnes dans des environnements potentiellement dangereux (situations des catastrophes naturelles) [63]. Également, certains capteurs biomédicaux nécessitent un faible débit de données, par exemple, battements cardiaques, pression sanguine et électroencéphalogramme, mais les données peuvent être sensibles au délai et doivent être livrées au processeur principal dans des **limites de temps** spécifiées. Dans [64], un algorithme de routage multi-objectif a été proposé pour assurer la qualité du service (Quality of Service: QoS) pour différents types de trafic tout en assurant **la contrainte du retard**.

L'efficacité de la transmission, l'interférence, la QoS, la ressource radio, la couverture, la topologie du réseau, la portée de transmission, le nombre de sauts, la densité spatiale, le coût du stockage sont quelques autres contraintes qui ont été considérées dans de nombreux articles pour formuler les problèmes d'optimisation multi-objectifs traitant les RCSF.

Divers scénarios pratiques liés à la conception efficace, au fonctionnement, au placement, à l'organisation, à la planification et à la gestion des RCSF donnent lieu à des formulations des POMO permettant de traiter cette thématique. Beaucoup de schémas d'optimisation multi-objectif ont été proposé pour trouver un compromis entre plusieurs objectifs relatifs aux contraintes citées précédemment. En effet, ces contraintes donnent lieux à deux types d'objectifs de natures contradictoires; certains sont sujets des problèmes de minimisation (coûts des différentes activités opérationnelles du réseau, nombre des nœuds déployés, densité des nœuds, zone de chevauchement, taux d'erreur de transmission, consommation d'énergie, etc.). Par contre, d'autres paramètres (durée de vie, qualité de communication, couverture de la zone d'intérêt, fiabilité de transmission, détection de données, connectivité du réseau) sont formulées comme objectifs des problèmes

de maximisation. Nous signalons que dans de nombreux scénarios pratiques relatifs aux RCSF, ces deux opérations (la minimisation et la maximisation) doivent être effectuées simultanément.

- **POMO liés à la conception du réseau:** la conception des RCSF est une tâche relativement complexe ayant une influence directe sur les différents paramètres de performance, à savoir la qualité, le coût et l'efficacité des applications du réseau. L'un des objectifs de conception est de maximiser la durée de vie des nœuds de manière à ce qu'ils surveillent efficacement la région d'intérêt et communiquent les informations observées à la station de base de [65]. Une autre approche d'optimisation multi-objectif a été proposée dans [64] pour l'architecture de conception modulaire du protocole de routage afin d'assurer un taux d'épuisement homogène. Un schéma de minimisation de la consommation d'énergie a été proposé dans [66] en traitant le problème de conception du réseau comme un problème d'optimisation multi-objectif.

- **Durée de vie du réseau:** la durée de vie est un paramètre critique qui influence les performances des RCSF. Ce paramètre a été abordé à différents niveaux, à savoir la conception, le déploiement et l'exploitation du réseau. Par exemple, dans [67] un algorithme stochastique multi-objectif a été proposé pour prolonger la durée de vie du réseau. Les applications spatiales des RCSF sont considérées dans [68], où les auteurs ont formulé un problème d'optimisation multi-objectif pour maximiser la durée de vie des nœuds et minimiser la consommation d'énergie. Dans [69], les auteurs ont proposé une formulation multi-objective pour représenter diverses métriques de performance du réseau afin de maximiser sa durée de vie. Une conception d'un protocole de routage multi-objectif a été proposée dans [70, 71] pour maximiser la durée de vie tout en considérant d'autres objectifs contradictoires, comme la minimisation de la consommation d'énergie et la minimisation du délai de transmission.

-**Conservation de l'énergie:** la conservation de l'énergie est l'un des objectifs importants dans la conception des RCSF. Cet objectif a été abordé dans divers articles. Dans [72], la performance de la couverture et la conservation de l'énergie ont été optimisées conjointement en formulant un problème d'optimisation multi-objectif et en utilisant une approche de décomposition basée sur les algorithmes évolutifs, les auteurs ont montré que leur algorithme est

meilleur que l'algorithme AGTND [72]. Dans [73, 74], les auteurs ont proposé quelques algorithmes de routage pour optimiser certains objectifs contradictoires, y compris la conservation de l'énergie, le retard et le taux de livraison des paquets. Dans [75], une technique d'optimisation multi objectif a été proposée pour maximiser la conservation de l'énergie et minimiser le retard de transmission en se basant sur le clustering.

-Schémas de clustering: les schémas de clustering jouent un rôle important dans la conception des POMO pour les RCSF. En effet, l'optimisation multi-objectif facilite l'examen de multiples critères d'optimisation tout en formulant les algorithmes de clustering sous forme des POMO. Par exemple dans [76], une technique de clustering automatique est proposée en se basant sur un algorithme évolutif hybride. Un autre algorithme de clustering basé sur l'optimisation multi-objectif a été proposé dans [77] afin d'optimiser simultanément la durée de vie du réseau, la consommation d'énergie, le nombre des nœuds morts et la livraison des paquets de données.

-Débit du réseau: la maximisation du débit est un problème critique dans la conception des RCSF. Plusieurs travaux ont abordé ce problème via le développement des POMO. Dans [78], les auteurs ont traité la maximisation du débit en utilisant un système de collecte d'énergie à haute capacité. Une autre approche basée sur l'énergie solaire a été proposée dans [79] pour maximiser le débit du réseau ainsi que son énergie. Dans [80], les auteurs ont conçu un algorithme d'optimisation multi-objectif pour minimiser la bande passante et maximiser le débit du réseau.

- **POMO liés au déploiement optimal:** le problème de déploiement des RCSF englobe la détermination des positions optimales des nœuds du réseau afin d'assurer la couverture prévue, la connectivité et l'efficacité énergétique tout en minimisant le nombre de nœuds à déployer [81]. Le déploiement optimal des RCSF garantit une qualité de service suffisante, une durée de vie maximale et un coût minimal du réseau [82]. Dans ce qui suit, quelques objectifs liés au déploiement optimal des RCSF sont élaborés. Le déploiement optimal du réseau de capteurs a été considéré dans le contexte de diverses préférences, à savoir l'efficacité de la couverture, la maximisation de la durée de vie du réseau, la conservation de l'énergie,

la surveillance efficace et la densité minimale des nœuds. Une formulation d'optimisation multi-objectif a été proposée dans [83] afin d'optimiser la couverture et la consommation d'énergie du réseau. La maximisation de la couverture et la minimisation des coûts grâce au déploiement optimal du réseau ont été abordées dans [84], où les auteurs ont proposé une technique d'optimisation multi-objectif. Le déploiement optimal des RCSF hétérogène a été considéré dans [85, 86] pour optimiser la couverture, le nombre moyen de sauts et la fiabilité du réseau. Dans [87], une technique de déploiement optimal du réseau de capteurs a été proposée pour optimiser l'efficacité de la couverture et la durée de vie du réseau. Dans [88], un déploiement optimal du réseau de capteurs a été considéré pour maximiser simultanément la durée de vie et la couverture du réseau. Diverses stratégies de déploiement ont été proposées dans la littérature afin de maximiser de la conservation de l'énergie. Par exemple, dans [89], les auteurs ont proposé un schéma de déploiement optimal qui a permis de minimiser la consommation d'énergie et de maximiser la couverture et la durée de vie du réseau tout en minimisant le nombre des capteurs déployés. La conservation de l'énergie a été également abordée dans [90] grâce à un déploiement optimal du réseau de capteurs corporels visant la minimisation la bande passante la maximisation du rendement des données. Une autre conception du problème de déploiement optimal a été détaillée dans [91], où les auteurs ont proposé une formulation d'optimisation multi-objectif afin de minimiser la consommation d'énergie et maximiser la zone de couverture.

- **POMO liés au placement optimal:** le placement optimal des RCSF garantit une densité optimale, une meilleure qualité de service, une durée de vie maximale et une consommation minimale d'énergie dans le réseau. En fait, trouver une densité optimale des capteurs influence beaucoup la performance des RCSF. Divers algorithmes d'optimisation multi-objectif ont été proposés dans la littérature pour traiter la densité optimale des nœuds, tout en considérant d'autres objectifs [92, 93, 94, 95]. Par exemple, dans [96], les auteurs ont proposé un algorithme d'optimisation multi-objectif pour trouver l'emplacement optimal et le nombre minimal des capteurs à déployer. Dans [97], un algorithme évolutif multi objectif a été proposé pour assurer le placement optimal des capteurs, l'approche proposée a été utilisée pour maximiser la couverture, maximiser la connectivité du réseau et minimiser ses coûts

énergétiques. Une autre proposition a été abordée dans [98] en utilisant un algorithme d'optimisation multi-objectif inspiré de la biologie, l'algorithme proposé vise le placement optimal des capteurs pour maximiser la couverture et la connectivité du réseau et minimiser la consommation d'énergie. Dans [99] les auteurs ont conçu un problème d'optimisation multi-objectif pour maximiser la couverture et la durée de vie du réseau grâce au déploiement optimal des capteurs.

1.3.3 Modélisations proposées

Comme nous l'avons mentionné précédemment, un problème d'optimisation se constitue généralement des éléments suivants: des variables d'entrée, des sorties, des contraintes et d'une fonction objectif. Dans de nombreux problèmes pratiques, les variables d'entrée ne peuvent pas être sélectionnées arbitrairement, mais elles dépendent essentiellement de certaines limitations physiques du réseau considéré (puissance de transmission, densité des nœuds, rayon de couverture des capteurs). Toute configuration des variables d'entrée peut conduire à un type de problème d'optimisation multi-objectif et peut affecter en grande partie la sortie de l'optimisation. Par conséquent, les modélisations proposées dans la littérature pour concevoir ces problèmes sont assez diverses:

- **Algorithmes inspirés de AEB:** les algorithmes de type ABE (Algorithme Basé sur l'Évolution) sont faciles à implémenter, par conséquent, ils ont été largement utilisés pour résoudre les problèmes d'optimisation multi-objectif relatifs aux RCSF. Par exemple, dans [89], les auteurs ont suggéré d'utiliser un algorithme évolutif multi-objectif pour assurer un déploiement optimal des capteurs afin de maximiser la zone de couverture, minimiser la consommation d'énergie, maximiser la durée de vie et minimiser le nombre des nœuds déployés tout en optimisant la connectivité du réseau. Un autre algorithme évolutif a été proposé dans [100] pour protéger une base centrale des attaques ennemies, rechercher et détruire les unités ennemies, les auteurs ont analysé l'efficacité de leur algorithme. Dans [101], les auteurs ont également développé un algorithme évolutif pour trouver le compromis entre la capacité de récolte d'énergie et le volume global des appareils utilisés dans le réseau. Une autre approche basée sur les algorithmes évolutifs a été utilisée dans [102] pour développer une formulation

d'optimisation multi-objectif afin de déterminer le nombre optimal des capteurs à déployer, localiser et définir leurs paramètres d'orientation dans un terrain 3D, cette formulation a été utilisée pour maximiser l'observabilité de la région d'intérêt, maximiser la furtivité des capteurs et minimiser leurs coûts énergétiques. Dans [103], un algorithme sur évolutif a été conçu pour minimiser la consommation d'énergie et augmenter la durée de vie du réseau. Une formule d'optimisation multi-objectif basée sur un algorithme évolutif a été détaillée dans [104] pour maximiser la couverture de la zone à surveiller, minimiser le nombre de capteurs actifs, maximiser la durée de vie et minimiser la consommation d'énergie dans le réseau.

- **Algorithmes inspirés de AGTND:** l'algorithme AGTND (Algorithme Génétique de Tri Non Dominé) a la capacité de trouver de multiples solutions Pareto en une seule coup [105]. L'algorithme AGTND a été adopté par plusieurs chercheurs pour résoudre diverses formulations d'optimisation multi-objectif dans les RCSF. Par exemple dans [106], AGTND a été utilisé pour le contrôle de la topologie du réseau, les auteurs ont montré que le front idéal de Pareto peut être atteint afin d'obtenir une faible consommation d'énergie et une structure plus robuste des capteurs. Un algorithme de contrôle compatible du réseau a été proposé dans [107] en utilisant AGTND.
- **Algorithmes inspirés de OEP:** l'algorithme OEP (Optimisation de l'Essaim de Particules) a été développé en 1995 [108], il est basé sur le comportement des essaims comme la pêche. En raison de sa structure particulière, l'intelligence ne réside pas chez les individus, mais elle est répartie entre un groupe de nombreux individus. OEP a gagné une popularité immense ces dernières années et a été utilisé dans plusieurs articles de recherche pour résoudre différentes formulations d'optimisation dans le domaine des RCSF. Par exemple, dans [77], une formulation d'optimisation multi-objectif a été utilisée pour obtenir des algorithmes de clustering et de routage efficaces en termes d'énergie consommée dans le réseau, l'algorithme proposé est basé sur une approche d'optimisation de l'enveloppe des particules pour obtenir un compromis entre la durée de vie du réseau, la consommation d'énergie, le nombre des capteurs morts et la livraison des paquets de données. Dans [109], les auteurs ont suggéré

d'utiliser une approche de clustering à plusieurs niveaux pour maximiser la durée de vie du réseau. Une technique de détection du spectre coopératif dans le réseau radio cognitif a été proposée dans [110], cette technique vise la maximisation de la probabilité de détection et la minimisation de la probabilité d'erreur.

- **Algorithmes heuristiques:** les algorithmes heuristiques reposent sur l'essai et l'erreur pour obtenir des solutions raisonnablement précises à un problème d'optimisation complexe dans un temps relativement pratique. Plusieurs travaux de la littérature ont porté sur l'efficacité des algorithmes heuristiques pour résoudre les problèmes d'optimisation multi-objectif. Par exemple, dans [111], les auteurs ont utilisé une approche heuristique pour optimiser simultanément la couverture et la connectivité du réseau. Un problème d'optimisation multi-objectif basé sur les algorithmes heuristiques a été formulé dans [112] pour traiter la signalisation neuronale dans les réseaux de capteurs médicaux. Un autre algorithme heuristique a été proposé dans [113] pour optimiser les requêtes des capteurs, les auteurs ont utilisé la technique multi-objectif pour minimiser le temps de réponse des requêtes et la consommation d'énergie du réseau. Dans [114], les auteurs ont utilisé une méthode heuristique de recherche multi-objectif pour trouver des configurations quasi optimales du réseau. Une formulation d'optimisation multi-objectif a été également utilisée dans [115] pour traiter l'allocation dynamique du spectre via les algorithmes heuristiques. Ces algorithmes sont aussi utilisés dans [116] pour obtenir une grande sensibilité, une grande plage de mesure et une large bande passante du réseau. Dans [117], les auteurs ont conçu un algorithme heuristique pour assurer un arrangement optimal des capteurs afin de maximiser le taux de couverture, minimiser le taux d'interférence et le nombre des capteurs à déployer.
- **Algorithmes méta-heuristiques:** les algorithmes méta-heuristiques ont généralement une meilleure performance que les algorithmes heuristiques. Tout algorithme méta heuristique comporte deux phases, à savoir la sélection et la randomisation; la sélection garantit l'optimalité des solutions obtenus et la randomisation permet d'éviter que les solutions ne soient piégées à l'optimum local. Plusieurs travaux ont fait appel aux algorithmes méta heuristiques pour concevoir de nombreux POMO dans le domaine des RCSF. Par exemple, dans [118, 119], les

auteurs ont utilisé les algorithmes méta-heuristiques pour obtenir une performance optimale du réseau en termes de fiabilité, du retard et d'énergie dépensée.

- **Algorithmes reposant sur la logique floue:** la logique floue est une extension de la logique booléenne créée par Lotfi Zadeh en 1965 en se basant sur la théorie mathématique des ensembles flous, qui est une généralisation de la théorie des ensembles classiques. En introduisant la notion de degré dans la vérification d'une condition, permettant ainsi à une condition d'être dans un autre état que vrai ou faux, la logique floue confère une flexibilité très appréciable aux raisonnements qui l'utilisent, ce qui rend possible la prise en compte des imprécisions et des incertitudes [120]. La logique floue utilise un opérateur d'agrégation floue, à savoir la moyenne ponctuelle ordonnée [121] pour optimiser la fonction objectif. Plusieurs POMO traitant les RCSF reposent sur la logique floue; dans [122], les variables aléatoires floues sont utilisées pour représenter à la fois le flou et le caractère aléatoire des objectifs à optimiser, le modèle proposé permet de découvrir les itinéraires optimaux, qui ont été le compromis entre les multiples objectifs de retard, de fiabilité, d'énergie, de latence et d'interférence de communication. Une autre approche basée sur la logique floue a été proposée dans [123] pour contrôler la température d'un système empilé 3D.

1.3.4 Solutions réalisées

Pour mettre en évidence l'intérêt de la communauté de recherche dans la formulation des problèmes d'optimisation multi-objectif traitant les RCSF, nous avons classé ces problèmes selon plusieurs dimensions à savoir la conception optimale, le déploiement optimal, l'exploitation optimale, la planification optimale, la gestion optimale et le placement optimal. La Figure 1.4 montre la distribution d'articles proposés dans la littérature relativement à ces dimensions. Par exemple, dans leurs travaux de recherche, les auteurs de [124] s'adressent au problème de **déploiement optimal** des RCSF, leurs travaux de recherches visent la satisfaction et l'optimisation des objectifs suivants: le coût de déploiement (le nombre de nœuds), la qualité de surveillance, la connectivité du réseau, et la durée de vie de ce dernier. Les auteurs proposent plusieurs stratégies de déploiement heuristiques et abordent le problème en trois étapes. Dans la première étape, ils considèrent le coût de

déploiement et la qualité de surveillance uniquement. Ils proposent une nouvelle stratégie de déploiement appelée algorithme de déploiement différencié (Differentiated Deployment Algorithm), basée sur le traitement d'image et la modélisation 3D.

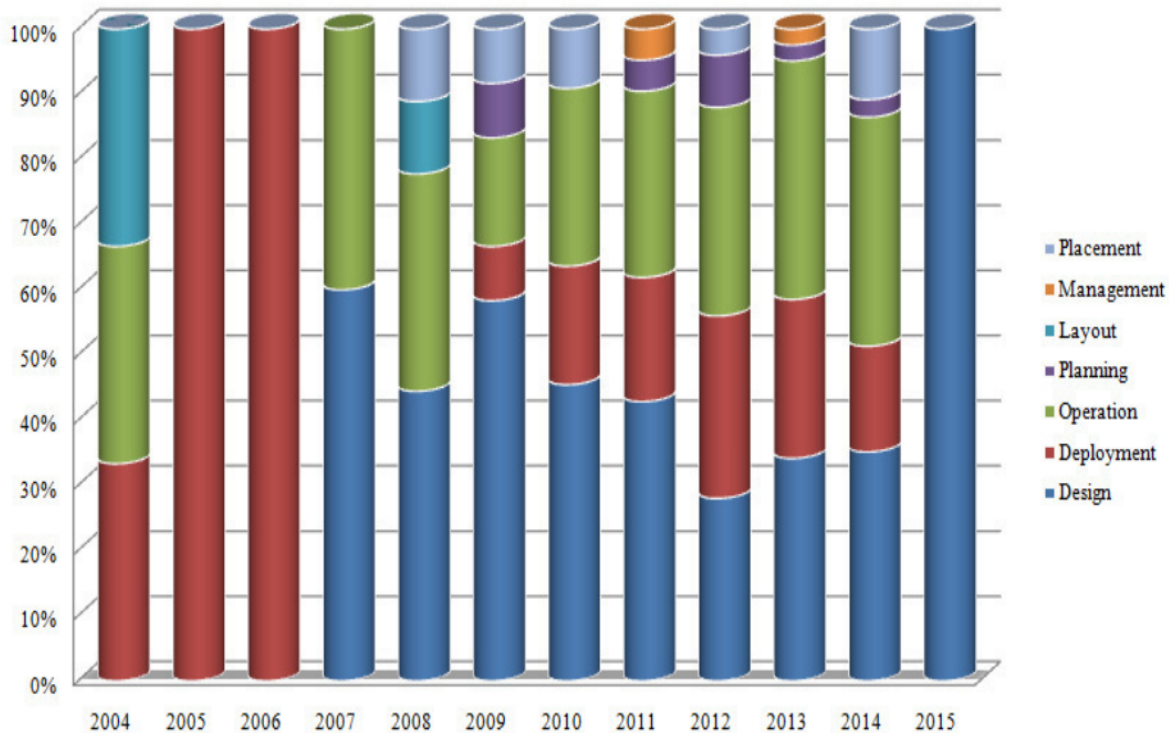


Figure 1.4: Quelques travaux traitant les RCSF.

Dans la deuxième étape, ils étendent les travaux de la première étape en ajoutant comme objectif la connectivité du réseau. En effet, ils proposent deux stratégies de déploiement basées sur la méta-heuristique de recherche Tabou. La première stratégie est l'algorithme de déploiement de Bernoulli, qui est une stratégie probabiliste dans laquelle la décision pour déployer ou enlever un nœud suit une distribution de Bernoulli. La deuxième stratégie est l'algorithme potentiel de déploiement qui est une méthode déterministe se basant sur un des principes de la robotique: les forces virtuelles. Dans [125], une **conception optimale** du protocole de transmission de données a été proposée pour minimiser la consommation d'énergie, l'épuisement uniforme de la batterie et minimiser les retards. Le problème du **placement optimal** des capteurs a été considéré dans [126]

pour maximiser la détection et la couverture de la zone à surveiller tout en minimisant l'énergie consommée dans le réseau. Une stratégie de **planification optimale** a été proposée dans [127] pour résoudre les problèmes conflictuels de la couverture et de la consommation d'énergie.

1.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté l'architecture, les spécificités et les contraintes ainsi que les domaines d'application des RCSF. Nous avons abordé la formulation mathématique des POMO traitant ces réseaux. Nous avons également signalé que la nature contradictoire des paramètres caractérisant les RCSF rend cette tâche d'optimisation plus difficile, ce qui nécessite l'introduction des outils mathématiques importants. Un certain nombre d'algorithmes d'optimisation multi-objectifs sont présentés. Enfin, nous avons réalisé une étude synthétique de ces algorithmes en vue de déterminer les principaux aspects dont doivent tenir compte nos contributions.

Chapitre 2

Optimisation des coûts de décisions stratégiques dans les RCSF

PRÉAMBULE

◆ *Gagner, c'est choisir! S'il n'est pas toujours facile de gagner, au moins la théorie des jeux et ses outils en pleine expansion peuvent-ils nous aider à faire des choix raisonnés dans bien des situations pratiques: organisation des réseaux de communication, ordonnancement des tâches et optimisation des décisions stratégiques prises dans des situations d'interactions.*

◆ *"Un équilibre de Nash est un profil de stratégies dont aucun acteur n'a intérêt à dévier unilatéralement". C'est cette très courte définition, suivie d'une courte démonstration, dans un article de moins de dix pages, qui a véritablement lancé la théorie des jeux et qui a valu à son auteur, John Nash, le prix Nobel d'économie en 1994.*

2.1 Introduction

Avant de commencer ce chapitre, il est important de signaler que suite aux résultats tirés par l'étude synthétique effectuée dans le précédent chapitre, notre première approche présentée ici est développée en se basant sur l'un des plus efficaces formalismes mathématiques d'optimisation multi-objectif à savoir la Théorie des Jeux (TJ) [128]. Ainsi, dans le présent chapitre, nous commençons par mettre l'accent sur l'importance de cette branche mathématique couronnée par plusieurs prix Nobel. Puis, nous détaillons notre approche permettant d'optimiser les décisions stratégiques prises par les nœuds d'un RCSF pour se communiquer entre eux.

2.2 Théorie des Jeux

2.2.1 Un peu d'histoire:

La TJ est une branche mathématique qu'étudie les mécanismes et les conséquences de l'interaction entre des acteurs qui sont au moins partiellement conscients de leur interdépendance. Les fondements de cette théorie sont un domaine mathématique toujours très actif, qui fait appel à un grand nombre d'outils mathématiques qui paraissent souvent bien plus sophistiqués que le problème à résoudre. La TJ est un outil mathématique central dans plusieurs disciplines: dans l'économie [129], la biologie (surtout avec les jeux évolutifs définis par Maynard Smith) [130, 131], les affaires et la finance [132], le transport routier [133, 134], le marketing [135], les sciences politiques et sociales [136], l'écologie et l'environnement, la recherche opérationnelle et bien d'autres. Elle joue aussi un rôle important dans la théorie de contrôle [137], en droit [138] ainsi que dans les réseaux et télécommunication. La TJ est probablement plus connue dans le contexte des sciences économiques, surtout depuis 1994, quand le prix Nobel d'économie a été attribuée aux plusieurs chercheurs pour leurs contributions à l'analyse des équilibres et la TJ non-coopératifs: J. C. Harsanyi, J. F. Nash et R. Selten. Rappelons que bien avant cela, K. Arrow et J. Hics (1972) et G. Debreu (1983) ont reçu des prix Nobel sur leurs contributions à la théorie de l'équilibre, liée à la

TJ. La reconnaissance du rôle de la TJ en économie a été renforcée avec l'attribution du prix Nobel d'économie à Robert Aumann et à Thomas Schelling en Octobre 2005 [139].

2.2.2 Typologie

La TJ permet une analyse formelle des problèmes posés par l'interaction stratégique d'un groupe d'agents rationnels poursuivant des buts qui leur sont propres. L'objectif de la TJ est de modéliser ces situations, de déterminer une stratégie optimale pour chacun des agents, de prédire l'équilibre du jeu et de trouver comment aboutir à une situation optimale. Cette théorie traite des jeux classifiés en plusieurs catégories: jeux coopératifs et non-coopératifs, jeux à somme nulle, jeux statiques et dynamiques [140].

- **Jeux coopératifs et non-coopératifs:** Un jeu est dit coopératif si les agents (joueurs) peuvent passer entre eux des accords de manière contraignante. C'est le cas par exemple où les agents s'accordent sur un contrat. Sinon le jeu est dit non-coopératif et peut être défini de deux manières différentes (qui sont toutefois équivalentes): stratégique (normale) ou extensive.
- **Jeu à somme nulle:** On appelle jeux à somme nulle ou jeux strictement compétitifs, les jeux à deux joueurs dans lesquels l'intérêt de l'un des deux joueurs est strictement opposé à l'intérêt de l'autre joueur. Si les préférences des joueurs sont représentés par une fonction de gain ou une fonction d'utilité, alors la somme des deux fonctions est toujours égale à 0. La théorie des jeux à somme nulle a été essentiellement développée par Morgenstern et Von Neumann 1947. Les échecs ou le poker sont des jeux à somme nulle car les gains de l'un sont exactement les pertes de l'autre. Le jeu pierre-feuille-ciseaux est un autre exemple de jeu à somme nulle. Le dilemme du prisonnier n'est pas un jeu à somme nulle.
- **Jeux statiques en information complète:** Un jeu en forme stratégique est dit en information complète si chaque agent-joueur connaît, outre les siens, les ensembles de stratégies et les fonctions de gains de tous les autres joueurs. On dit qu'un jeu est statique lorsque les joueurs choisissent simultanément leurs actions et reçoivent ensuite leurs gains respectifs. Ainsi, le jeu se joue en un seul coup, contrairement aux jeux dynamiques.

- **Jeux dynamiques en information complète:** Contrairement aux jeux sous forme stratégique (ou jeux matriciels) qui sont joués une fois, les jeux dynamiques décrivent les processus étendus dans le temps. Ces processus comportent plusieurs intervenants (agents-joueurs) qui peuvent conditionner leurs comportements au moment présent sur les décisions observables des autres joueurs dans le passé. Généralement, on distingue deux types de jeux dynamiques en information complète. Un premier type où chaque joueur connaît l'ensemble des actions choisies par tous les autres agents-joueurs avant qu'il ne sélectionne sa propre action. Il convient de bien voir ici que c'est le seul joueur qui est censé prendre sa décision à l'étape considérée. Ce jeu est alors appelé jeu en information parfaite. Dans le second type, appelé jeu répété, plusieurs agents choisissent leurs actions simultanément à une étape donnée du jeu. Avec les jeux répétés, on voudrait modéliser des situations où des agents-joueurs interagissent de manière répétitive chacun avec l'autre, en jouant le même jeu. Contrairement aux jeux dynamiques en information parfaite, les joueurs d'un jeu répété choisissent leurs actions de manière simultanée sans connaître le choix des autres joueurs. Une fois les actions choisies, celles-ci sont alors connues par les autres agents.

2.2.3 Représentation des jeux

Un jeu est défini par l'ensemble des joueurs, l'ensemble des stratégies possibles pour chacun des joueurs et la spécification des paiements ou des utilités des joueurs pour chaque combinaison de stratégies. Les jeux coopératifs sont généralement présentés sous la forme de fonction caractéristiques alors que les jeux non coopératifs sont représentés sous forme normale ou sous forme extensive [141].

- **Forme normale:** un jeu sous forme normale (ou jeu sous forme stratégique) est défini par l'ensemble des joueurs, l'ensemble des stratégies possibles pour chacun des joueurs et les préférences de chacun des joueurs sur l'ensemble des combinaisons stratégiques possibles. Si deux joueurs se font face, et qu'ils ont chacun une possibilité de décision binaire (oui ou non? vrai ou faux?), il existe quatre scénarios possibles.

- **Forme extensive:** la modélisation sous forme extensive est un des moyens les plus simples de représenter un jeu. Il s'agit d'un modèle où les joueurs choisissent séquentiellement leurs actions, jusqu'au moment où le jeu est déclaré fini. Tout jeu sous forme extensive peut être représenté par un arbre (graphe connexe sans cycle) où:
 - à chaque nœud terminal correspond un résultat du jeu;
 - à chaque nœud non terminal est associé un joueur: arrivé à ce point du jeu, c'est à son tour de jouer;
 - chaque arc représente chacune des actions que ce joueur peut prendre à ce point du jeu;

2.2.4 Jeux stratégiques

Quand on étudie une interaction stratégique qui ne comporte qu'une étape, ou que l'on ne souhaite pas explicitement tenir compte du déroulement temporel de l'interaction, on se ramène aux jeux sous forme stratégique. Nous nous intéressons à des situations où les joueurs prennent des décisions, chacun étant conscient que ses gains dépendent non seulement de sa propre décision, mais aussi des décisions prises par les autres joueurs. Un joueur peut prendre plusieurs décisions et il en choisit une qui sera la meilleure pour lui. En termes mathématiques, on traduit la phrase "la meilleure pour lui" par l'introduction d'une fonction pour chacun des joueurs qui reflète ses préférences, appelée "utilité". L'utilité d'un joueur peut dépendre non seulement de ses décisions mais aussi de celles de tous les autres joueurs [142]. L'utilité est une fonction croissante par rapport aux préférences: l'utilité d'un joueur est plus élevée pour un choix de décisions par rapport à un autre s'il préfère le premier choix à l'autre. Le concept de solution d'un jeu non-coopératif est souvent l'équilibre de Nash: c'est un choix de décision de tous les joueurs tel qu'aucun ne peut tirer d'avantage (il ne peut pas augmenter sa fonction d'utilité) en changeant seul (unilatéralement) sa décision. Formellement, un jeu stratégique peut être défini comme suit:

Definition 1

Un jeu sous forme stratégique (forme normale) est la donnée de:

$$G = (N, (A^i)_{i \in N}, (g^i)_{i \in N})$$

où :

- N est un ensemble non vide appelé ensemble des joueurs.
- Pour chaque joueur i dans N , A^i est un ensemble non vide appelé ensemble d'actions (ou de stratégies) du joueur i .
- Pour chaque joueur i dans N , g^i est une application de $\prod_{j \in N} A^j$ dans \mathbb{R} appelée fonction de paiement du joueur i .

- **Exemple:** Il y a deux joueurs : $N = \{ 1, 2 \}$. Le joueur 1 doit choisir une ligne Haut ou Bas, on a : $A^1 = \{ H, B \}$. Le joueur 2 doit choisir une colonne Gauche ou Droite, on a : $A^2 = \{ G, D \}$. Les paiements, c'est-à-dire les fonctions g^1 et g^2 , sont donnés par la matrice suivante :

$$\begin{bmatrix} (1, 1) & (3, 0) \\ (0, 3) & (0, 0) \end{bmatrix}$$

Les cases de cette matrice représentent les éléments de $A^1 \times A^2$. Dans chaque case, on trouve un couple de réels : la première composante donne le paiement du joueur 1, la seconde celui du joueur 2. Par exemple, dans la case (H, D) se trouve le couple (3, 0) : cela signifie que $g^1(H, D) = 3$ et que $g^2(H, D) = 0$. Dans la case (B, D) se trouve le couple (0, 0) : cela signifie que $g^1(B, D) = 0$ et que $g^2(B, D) = 0$, etc. Cette matrice représente donc de façon pratique les fonctions de paiements.

2.2.5 Concept de solution : L'équilibre de Nash

Un équilibre de Nash est un état pour lequel aucun joueur ne souhaite modifier sa stratégie étant donné les stratégies adoptées par les autres joueurs. Chaque stratégie est une meilleure réponse aux stratégies des autres joueurs.

Definition 2

Un vecteur de stratégies s^* est un équilibre de Nash du jeu $G = (N, (S^i)_{i \in N}, (g^i)_{i \in N})$ si et seulement si pour tout $i \in N$ et $t_i \in S^i$, on a : $g_i(s^*) > g_i(t_i; s_{-i}^*)$.

Dans l'inégalité ci-dessus, $g_i(s^*) = g_i(s_i^*; s_{-i}^*)$ est le gain du joueur i quand il choisit la stratégie s_i^* étant donné que les autres se conforment à s_{-i}^* . Le terme de droite $g_i(t_i; s_{-i}^*)$ correspond au gain du joueur i quand il dévie de s_i^* et sélectionne une stratégie t_i , alors que les $n - 1$ autres joueurs se conforment à s_{-i}^* .

2.3 Modélisation des décisions stratégiques dans les RCSF

2.3.1 Préliminaires

Avant de formuler le problème des décisions stratégiques dans les RCSF sous forme des jeux non coopératifs [143], nous allons, dans un premier temps définir deux fonctions exprimant les coûts élémentaires associés à chaque capteur dans les deux cas suivants:

- **Placement optimal d'un capteur par rapport à la station de base :**

Nous considérons, ici, que chaque capteur i se déplace à l'intérieur d'un cercle $\zeta((a, b), r)$, autour d'une Station de Base (SB) située au point $P(a, b)$ ayant les coordonnées a et b dans un repère euclidien (O, \vec{i}, \vec{j}) (Figure 2.1).

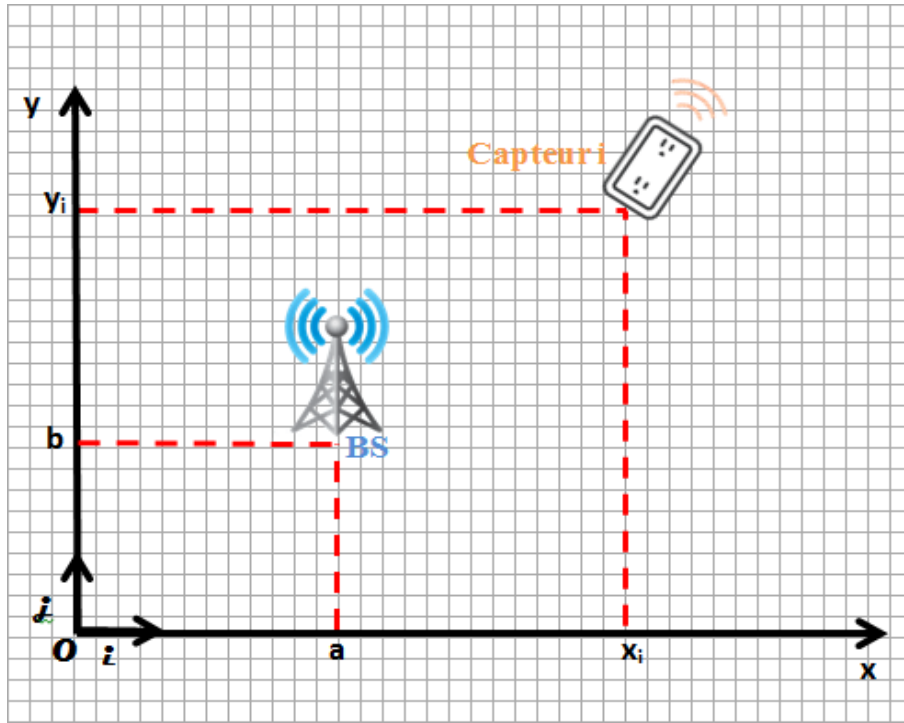


Figure 2.1: Placement optimal du capteur i par rapport à la station de base SB .

Dans ce qui suit nous utilisons les notations suivantes:

Table 2.1: Notations utilisées pour formuler les fonctions des coûts.

Notation	Signification
r	Rayon de couverture de SB
V	Vitesse d'accès au médium de SB
(a, b)	Couple des coordonnées cartésiennes de SB
(x_i, y_i)	Couple des coordonnées cartésiennes du capteur i
(x_{v_i}, y_{v_i})	Couple des coordonnées cartésiennes du capteur voisin de i

Ainsi, nous contrôlons la mobilité du capteur i en se basant sur la variation des valeurs de son abscisse x_i et/ou de son ordonnée y_i selon la fonction coût suivante :

$$f_{SB}(x_i, y_i) = V(r - \sqrt{(x_i - a)^2 + (y_i - b)^2}) \quad (2.1)$$

Où V est la vitesse d'accès au medium de SB et r est son rayon de couverture.

- **Placement optimal d'un capteur relativement à SB et son capteur voisin:**

Dans ce second cas, nous considérons une situation d'interactions entre les nœuds du réseau où chaque capteur essaye d'atteindre une meilleure position relativement à la station de base et son capteur voisin (Figure 2.2);

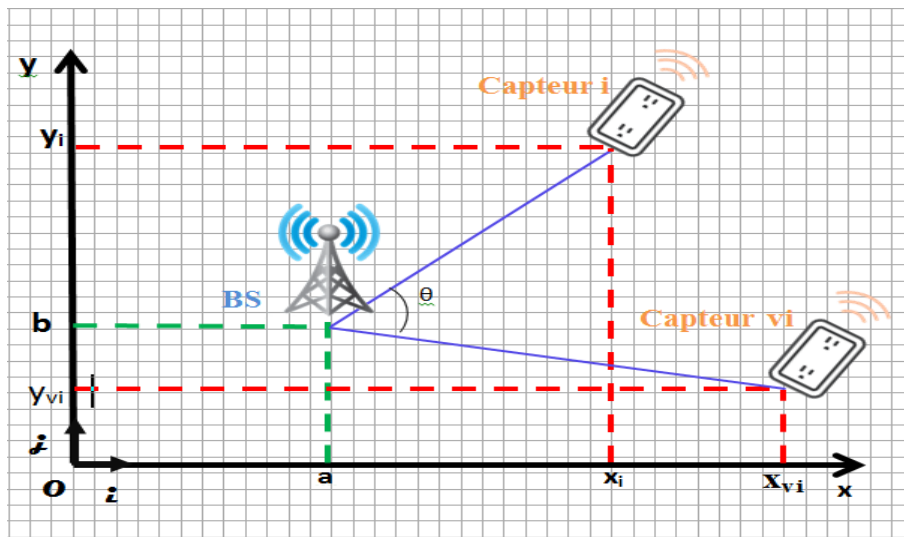


Figure 2.2: Placement optimal du capteur i relativement à son voisin v_i et à SB.

Ainsi, chaque capteur i essaye d'atteindre sa meilleure position en modifiant son abscisse x_i et/ou son ordonnée y_i selon la fonction coût suivante:

$$f_{SB/v_i}(x_i, y_i) = \min(f_{SB}(x_i, y_i), f_{v_i}(x_i, y_i)) \quad (2.2)$$

avec:

$$f_{SB}(x_i, y_i) = V(r - \sqrt{(x_i - a)^2 + (y_i - b)^2}) \quad (2.3)$$

et

$$f_{v_i}(x_i, y_i) = V(r - \sqrt{(x_i - x_{v_i})^2 + (y_i - y_{v_i})^2}) \quad (2.4)$$

2.3.2 Formulation des jeux

Pour contribuer à l'optimisation des décisions stratégiques, prises par un ensemble de capteurs, pour accéder au médium dans le cadre d'un RCSF, nous faisons appel aux deux fonctions coût f_{SB} et f_{SB/v_i} formulées précédemment. En effet, en se basant sur ces deux fonctions, nous associons à chaque capteur i une nouvelle fonction coût notée U . Cette dernière nous permet d'optimiser conjointement les deux coûts représentés par f_{SB} et f_{SB/v_i} , et également de tenir en compte les différentes interactions entre l'ensemble des nœuds formant le réseau. Nous définissons U comme suit:

$$U_{a,b,x_{v_i},y_{v_i}}(x_i, y_i, \beta) = \beta f_{SB}(x_i, y_i) + (1 - \beta) f_{SB/v_i}(x_i, y_i) \quad (2.5)$$

Où β est un nombre réel de l'intervalle $[0 ; 1]$ et les couples (x_i, y_i) , (x_{v_i}, y_{v_i}) et (a, b) représentent respectivement les coordonnées cartésiennes du capteur i , de son voisin et de SB .

Après avoir construit la fonction U , dans ce qui suit, nous allons modéliser quelques scénarios de base d'accès au médium par les nœuds en adoptant une approche de la théorie des jeux via la distinction des deux cas suivants:

- **Méthodes d'accès simples:**

Dans un scénario de base des Méthodes d'accès Simples (MS), nous supposons que chaque capteur peut accéder au médium via deux manières différentes: soit par la méthode d'accès direct par SB (stratégie A) ou par la méthode de coopération avec son voisin (stratégie C). Pour bien éclaircir cette situation, nous modélisons les différentes interactions entre ces deux capteurs sous forme d'un jeu non-coopératif, comme suit:

$$(J_{MS}) = \{N, (S_{MS}^i)_{i \in N}, (g_{MS}^i)_{i \in N}\}$$

Avec:

- $N = \{1, 2\}$ est l'ensemble des joueurs. Il contient les deux capteurs 1 et 2;
- $S_{MS}^i = \{A, C\}$ est l'ensemble des stratégies du capteur i ;

- $(g_{MS}^i)_{i \in N}$ est la fonction représentant le gain du capteur i .

Nous explicitons les différentes expressions du gain de chaque capteur en fonction des deux stratégies C et C comme suit:

$$\begin{cases} g_{MS}^1(A, A) = U_{a,b,x_{v_1},y_{v_1}}(x_1, y_1, 1) \\ g_{MS}^1(A, C) = U_{a,b,x_{v_1},y_{v_1}}(x_1, y_1, 1) \\ g_{MS}^1(C, A) = U_{a,b,x_{v_1},y_{v_1}}(x_1, y_1, 0) \\ g_{MS}^1(C, C) = 0 \end{cases}$$

$$\begin{cases} g_{MS}^2(A, A) = U_{a,b,x_{v_2},y_{v_2}}(x_2, y_2, 1) \\ g_{MS}^2(A, C) = U_{a,b,x_{v_2},y_{v_2}}(x_2, y_2, 0) \\ g_{MS}^2(C, A) = U_{a,b,x_{v_2},y_{v_2}}(x_2, y_2, 1) \\ g_{MS}^2(C, C) = 0 \end{cases}$$

Ce qui nous permet de représenter le jeu J_{MS} par la matrice des gains suivante:

$$\begin{pmatrix} [U_{a,b,x_{v_1},y_{v_1}}(x_1, y_1, 1), U_{a,b,x_{v_2},y_{v_2}}(x_2, y_2, 1)] & [U_{a,b,x_{v_1},y_{v_1}}(x_1, y_1, 1), U_{a,b,x_{v_2},y_{v_2}}(x_2, y_2, 0)] \\ [U_{a,b,x_{v_1},y_{v_1}}(x_1, y_1, 0), U_{a,b,x_{v_2},y_{v_2}}(x_2, y_2, 1)] & [0, 0] \end{pmatrix}$$

Proposition 1

Le jeu J_{MS} admet un équilibre de Nash au point (A, C) (resp. au point (C, A)) si $[(x_1 - a)^2 + (y_1 - b)^2]^{1/2} < [(x_2 - a)^2 + (y_2 - b)^2]^{1/2}$ (resp. si $[(x_1 - a)^2 + (y_1 - b)^2]^{1/2} > [(x_2 - a)^2 + (y_2 - b)^2]^{1/2}$.

- Preuve:

Commençons par le premier cas où les coordonnées cartésiennes du deux capteurs et de la station de base vérifient la condition (2.6) suivante:

$$[(x_1 - a)^2 + (y_1 - b)^2]^{1/2} < [(x_2 - a)^2 + (y_2 - b)^2]^{1/2} \quad (2.6)$$

La condition (2.6) signifie que le capteur 1 est plus proche de la station de base. Par la suite, sa meilleure stratégie pour accéder au medium est la méthode d'accès direct A via la station de base SB . En d'autres termes: $(2.6) \implies f_{SB}(x_1, y_1) \geq f_{SB}(x_2, y_2) \implies$ la stratégie A est dominante pour le capteur 1. Or, quand au deuxième capteur, la stratégie qui maximise son gain, sous la condition (2.6), est la stratégie C .

Nous pouvons prouver ce résultat facilement par l'absurde. En effet, pour obtenir une contradiction à partir de l'hypothèse (H) disant: "A est la meilleure stratégie du capteur 2", nous procédons comme suit:

$$\begin{aligned}
 (H) &\implies g_{MS}^2(A, A) > g_{MS}^2(A, C) \implies f_{SB}(x_2, y_2) > f_{SB/v_i}(x_2, y_2) \\
 &\implies V(r - [(x_2 - a)^2 + (y_2 - b)^2]^{1/2}) > V(r - [(x_2 - a)^2 + (y_2 - b)^2]^{1/2}) \\
 &\quad - 2\sqrt{(x_1 - a)^2 + (y_1 - b)^2} \times \sqrt{(x_2 - a)^2 + (y_2 - b)^2}^{1/2} \\
 &\implies [(x_2 - a)^2 + (y_2 - b)^2]^{1/2} < [(x_2 - a)^2 + (y_2 - b)^2]^{1/2} \\
 &\quad - 2\sqrt{(x_1 - a)^2 + (y_1 - b)^2} \times \sqrt{(x_2 - a)^2 + (y_2 - b)^2}^{1/2} \\
 &\implies [(x_2 - a)^2 + (y_2 - b)^2]^{1/2} < [\sqrt{(x_2 - a)^2 + (y_2 - b)^2} - \sqrt{(x_1 - a)^2 + (y_1 - b)^2}]^2 \\
 &\implies [(x_1 - a)^2 + (y_1 - b)^2] < 0.
 \end{aligned}$$

D'où la contradiction, donc l'hypothèse (H) est fautive. Ce qui prouve, finalement, que la meilleure stratégie du capteur 2, relativement à la décision du capteur 1, est la stratégie C .

◇ Étant donné que les coordonnées des deux capteurs jouent des rôles symétriques, nous suivons la même démarche que précédemment pour montrer le résultat de la Proposition 1 dans le second cas vérifiant la condition (2.7) suivante:

$$[(x_1 - a)^2 + (y_1 - b)^2]^{1/2} > [(x_2 - a)^2 + (y_2 - b)^2]^{1/2} \quad (2.7)$$

Ce qui termine la démonstration de la Proposition 1.

- **Méthodes d'accès multiples:**

Ces méthodes supposent que le réseau possède un nombre N_{SB} de stations de base supérieur strictement à 1. Ainsi, dans notre étude, nous avons considéré un scénario de base constitué de deux capteurs C_1 et C_2 et deux stations de base SB_1 et SB_2 ayant, respectivement, dans un repère

euclidien (O, \vec{i}, \vec{j}) , les couples de coordonnées cartésiennes suivantes $(x_1, y_1), (x_2, y_2), (a_1, b_1)$, et (a_2, b_2) . Par conséquent, chaque capteur peut accéder au medium en utilisant trois méthodes qui sont:

- la méthode d'accès direct via SB_1 : stratégie A_1 ;
- la méthode d'accès direct via SB_2 : stratégie A_2 ;
- la méthode de la coopération avec le capteur voisin : stratégie C .

Nous pouvons donc modéliser ces interactions entre les deux capteurs, sous forme d'un jeu non-coopératif comme suit:

$$(J_{MM}) = \{N, (S_{MM}^i)_{i \in N}, (g_{MM}^i)_{i \in N}\}$$

Où:

- $N = \{1, 2\}$ est l'ensemble des joueurs. Il contient les deux capteurs 1 et 2;
- $S_{MM}^i = \{A_1, A_2, C\}$ est l'ensemble des stratégies du joueur i ;
- $(g_{MM}^i)_{i \in N}$ est la fonction représentant le gain du joueur i .

Dans ce qui suit, pour chaque joueur i , nous explicitons les expressions du gain g_{MM}^i en fonction des différentes stratégies A_1, A_2 et C de la manière suivante:

$$\left\{ \begin{array}{l} g_{MM}^1(A_1, A_1) = U_{a_1, b_1, x_2, y_2}(x_1, y_1, 1) \\ g_{MM}^1(A_1, a_2) = U_{a_1, b_1, x_2, y_2}(x_1, y_1, 1) \\ g_{MM}^1(A_1, C) = U_{a_1, b_1, x_2, y_2}(x_1, y_1, 1) \\ g_{MM}^1(A_2, A_1) = U_{a_2, b_2, x_2, y_2}(x_1, y_1, 1) \\ g_{MM}^1(A_2, A_2) = U_{a_2, b_2, x_2, y_2}(x_1, y_1, 1) \\ g_{MM}^1(A_2, C) = U_{a_2, b_2, x_2, y_2}(x_1, y_1, 1) \\ g_{MM}^1(C, A_1) = U_{a_1, b_1, x_2, y_2}(x_1, y_1, 0) \\ g_{MM}^1(C, A_2) = U_{a_2, b_2, x_2, y_2}(x_1, y_1, 10) \\ g_{MM}^1(C, C) = 0 \end{array} \right.$$

$$\left\{ \begin{array}{l} g_{MM}^2(A_1, A_1) = U_{a_1, b_1, x_1, y_1}(x_2, y_2, 1) \\ g_{MM}^2(A_2, A_1) = U_{a_1, b_1, x_1, y_1}(x_2, y_2, 1) \\ g_{MM}^2(C, A_1) = U_{a_1, b_1, x_1, y_1}(x_2, y_2, 1) \\ g_{MM}^2(A_1, A_2) = U_{a_2, b_2, x_1, y_1}(x_2, y_2, 1) \\ g_{MM}^2(A_2, A_2) = U_{a_2, b_2, x_1, y_1}(x_2, y_2, 1) \\ g_{MM}^2(C, A_2) = U_{a_2, b_2, x_1, y_1}(x_2, y_2, 1) \\ g_{MM}^2(A_1, C) = U_{a_1, b_1, x_1, y_1}(x_2, y_2, 0) \\ g_{MM}^2(A_2, C) = U_{a_2, b_2, x_1, y_1}(x_2, y_2, 0) \\ g_{MM}^2(C, C) = 0 \end{array} \right.$$

Par la suite, le jeu J_{MM} peut être représenté par la matrice des gains suivante:

$$\left(\begin{array}{ccc} [f_{SB_1}(x_1, y_1), f_{SB_1}(x_2, y_2)] & [f_{SB_1}(x_1, y_1), f_{SB_2}(x_2, y_2)] & [f_{SB_1}(x_1, y_1), f_{SB_1/C_1}(x_2, y_2)] \\ [f_{SB_2}(x_1, y_1), f_{SB_1}(x_2, y_2)] & [f_{SB_2}(x_1, y_1), f_{SB_2}(x_2, y_2)] & [f_{SB_2}(x_1, y_1), f_{SB_2/C_1}(x_2, y_2)] \\ [f_{SB_1/C_2}(x_1, y_1), f_{SB_1}(x_2, y_2)] & [f_{SB_2/C_2}(x_1, y_1), f_{SB_2}(x_2, y_2)] & [0, 0] \end{array} \right)$$

Après avoir déterminé la matrice des gains du jeu J_{MM} , nous signalons que l'étude d'équilibre de Nash de ce jeu sera détaillée dans la section qui suit.

2.4 Résultats et simulation: Développement du Simulateur D-S-O-Sensor

Après avoir modélisé les différentes décisions stratégiques relatives aux scénarios de base d'accès au medium pour un RCSF en adoptant une approche de la théorie des jeux, vient l'étape de test et de vérification de ces différentes modélisations. Pour cela nous avons développé un simulateur nommé "D.S.O.Sensor" qui permet le contrôle des décisions stratégiques optimales prises par chaque capteur en fonction des paramètres du réseau étudié.

2.4.1 Présentation du Simulateur "D-S-O-Sensor"

Il est important de signaler que la détermination de l'équilibre de Nash est souvent une tâche difficile qui nécessite des outils mathématiques puissants, vu ces considérations, nous avons développé le simulateur "D-S-O-Sensor" qui est un outil performant; il permet de déterminer l'équilibre de Nash facilement en se basant essentiellement sur l'algorithme de Lemke-Howson. La page d'accueil de notre simulateur (Figure 2.3) comprend une barre de menu contenant les sous-menus suivants:

- *Fichier*: il permet de contrôler le fonctionnement du simulateur;
- *D.S Simples*: il permet de contrôler les décisions stratégiques simples;
- *D.S Multiples*: il permet de contrôler les décisions stratégiques multiples.

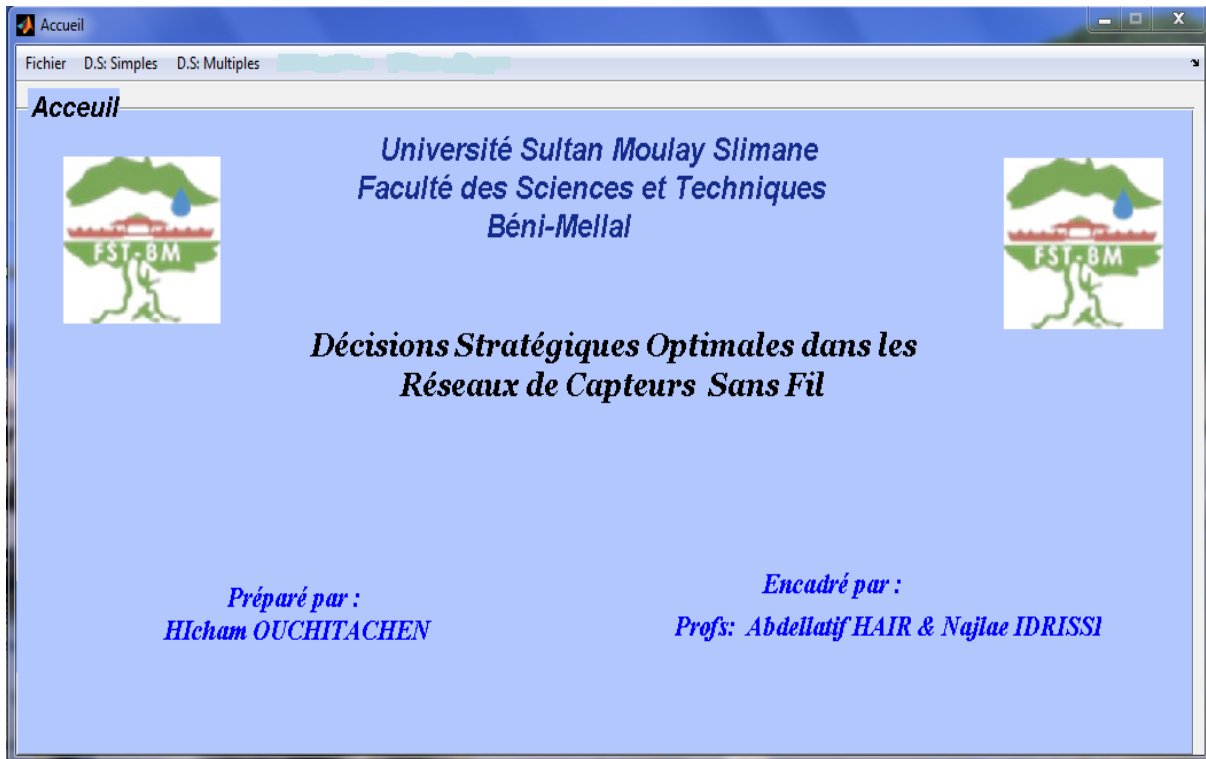


Figure 2.3: Page d'accueil du simulateur "D.S.O-Sensor".

- **D.S Simples**

Ce menu concerne les décisions stratégiques prises par les capteurs dans le cas des méthodes d'accès simples. Parmi les fonctionnalités les plus importantes de ce menu, nous trouvons le contrôle des décisions stratégiques en fonction de la vitesse d'accès V et également en fonction de la mobilité des nœuds du réseau. En effet, le simulateur "D.S.O.Sensor" nous donne la possibilité d'entrer un certain nombre de paramètres en plus de V le r et $d1$ qui signifient, respectivement, le rayon de couverture de la SB et la distance qu'existe entre le capteur 1 et SB comme il est présenté sur la Figure 2.5.

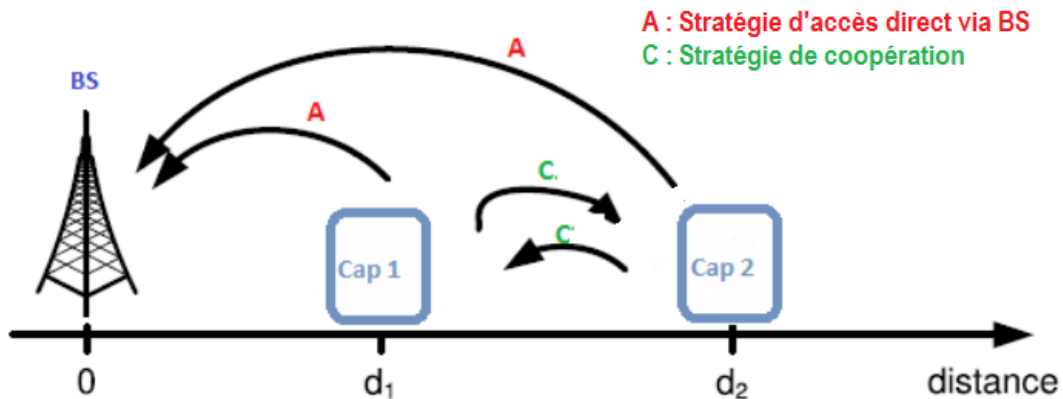


Figure 2.4: Scénarios des décisions stratégiques simples.

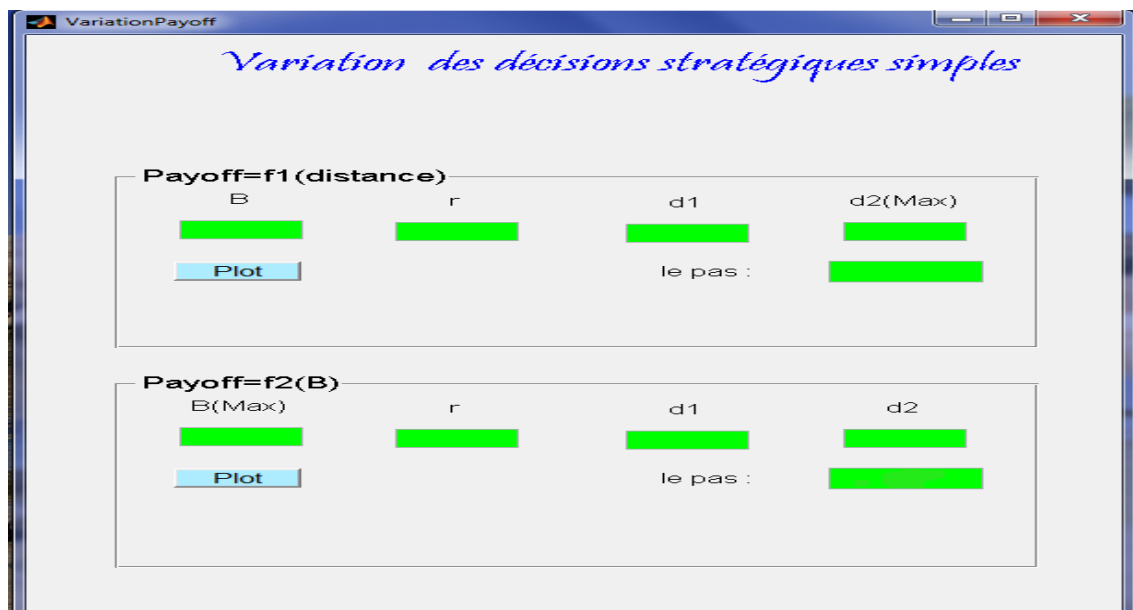


Figure 2.5: Interface permettant le contrôle des décisions stratégiques simples.

Après avoir saisi les différents paramètres, tout en cliquant sur le bouton “plot” on obtient un ensemble de graphes illustrant les variations des décisions stratégiques simples selon le coût de chacune, ce qui nous permet de déterminer aisément la stratégie optimale utilisée par chaque capteur à tout moment. Par exemple, si l'utilisateur saisit les valeurs suivantes:

	B	r	d1 et d2
Capteur 1	100	100	d1= 20
Capteur 2	100	100	d2 ∈ [0;20]

le simulateur affiche successivement les graphes présentés par les Figures 2.6, 2.7, 2.8 et 2.9.

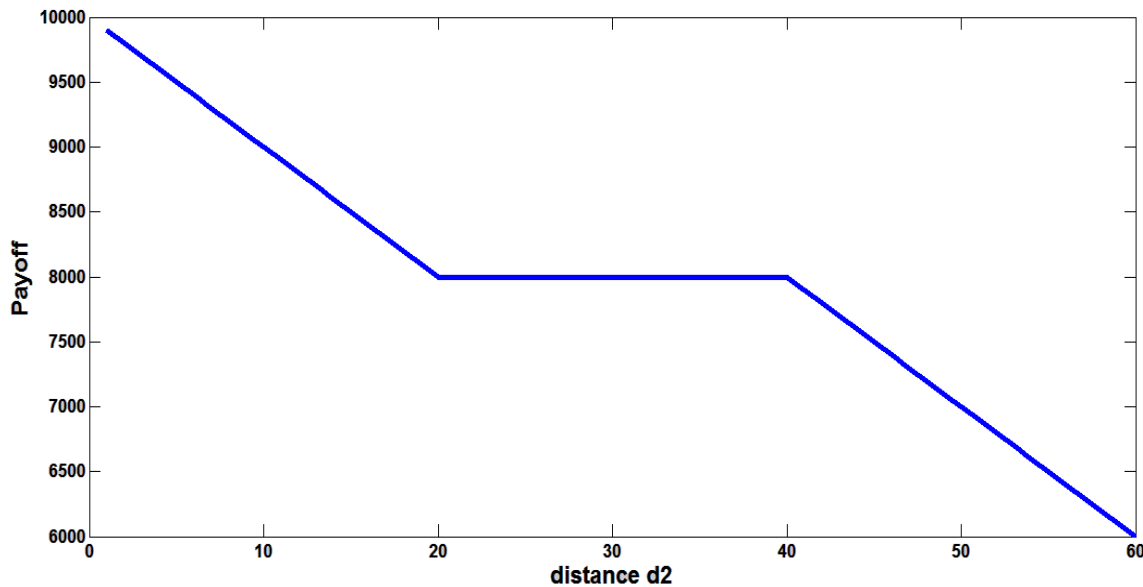


Figure 2.6: Variation de la fonction coût du capteur 2 en fonction de d_2 .

La Figure 2.6 illustre la variation de la fonction coût du capteur 2 en fonction de sa distance par rapport à la station de base. Nous remarquons bien qu'elle comporte trois parties suite aux différentes expressions de la fonction coût que nous pouvons récrire, après une petite analyse basée sur les modélisations effectuées dans la section précédente, comme suit:

$$u(d_2) = \begin{cases} u(d_2) = V(r - d_2) & \text{si } d_2 \in [0; d_1] \\ u(d_2) = V(r - d_1) & \text{si } d_2 \in [d_1; 2d_1] \\ u(d_2) = V(r - (d_2 - d_1)) & \text{si } d_2 \in [2d_1; r + d_1] \end{cases}$$

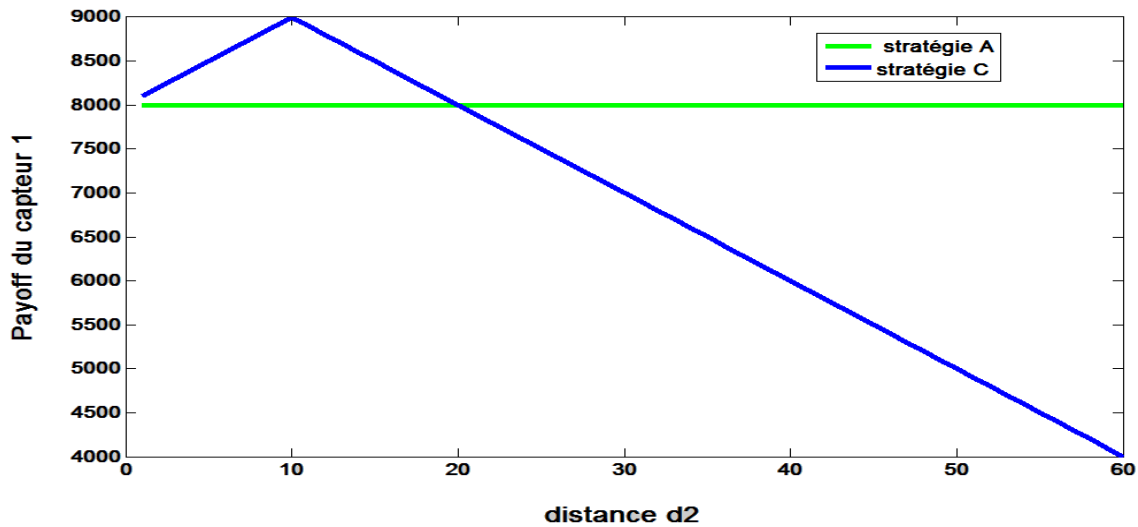


Figure 2.7: Variation des stratégies optimales simples du capteur 1 en fonction de d_2 .

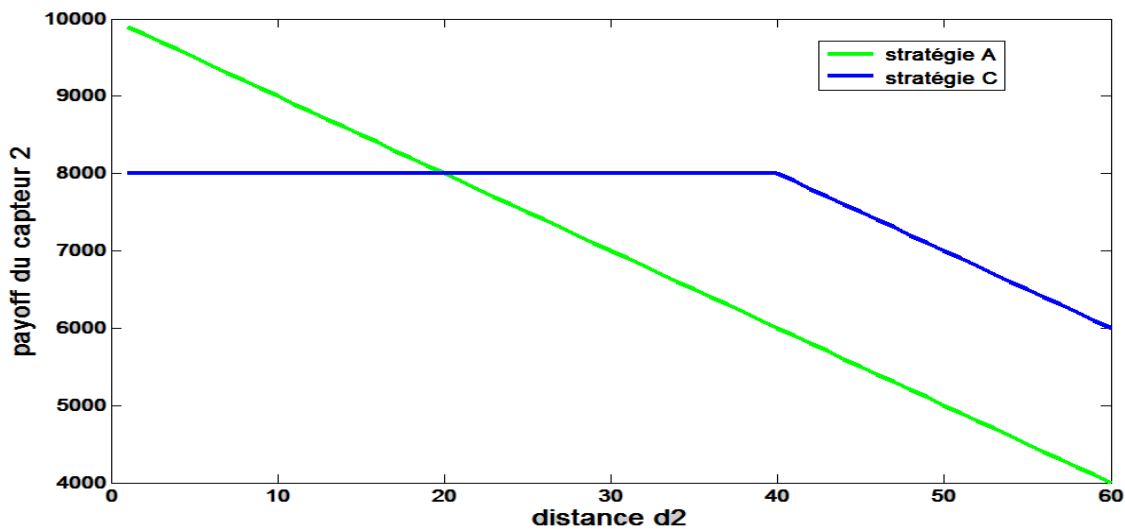


Figure 2.8: Variation des stratégies optimales simples du capteur 2 en fonction de d_2 .

Les Figures 2.7 et 2.8 montrent comment chaque capteur change ses stratégies optimales: Accès direct (stratégie A) ou la stratégie de coopération (stratégie C), en fonction de d_2 , dans un scénario où le capteur 2 est mobile. Ainsi, nous constatons que, pour le premier capteur, il sélectionne la méthode d'accès via la coopération avec l'autre capteur tant que la distance entre eux diminue. Ensuite, lorsque le capteur mobile s'éloigne, le premier, proche de la station de base change de stratégie optimale de C à A en pour accéder au médium directement via la SB de base. Alors

que, pour le capteur qui se déplace (Figure 2.8), quant à lui, dans un premier temps sélectionne la méthode d'accès directe dès qu'il se situe plus proche de la station de base, puis après il change de stratégie pour choisir l'opération de la coopération avec le premier capteur, en raison du positionnement de ce dernier entre la station de base et le capteur 2. Ces résultats nous montrent clairement que la mobilité est un facteur clé ayant un effet important sur les décisions stratégiques optimales prises par les capteurs.

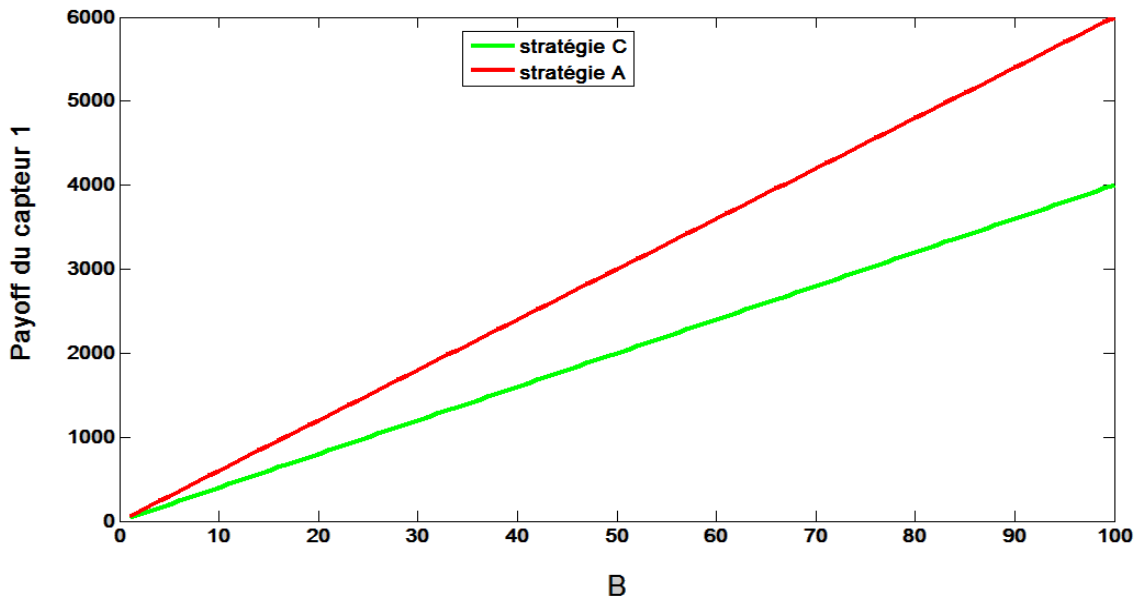


Figure 2.9: Variation des stratégies optimales simples du capteur 1 en fonction de V .

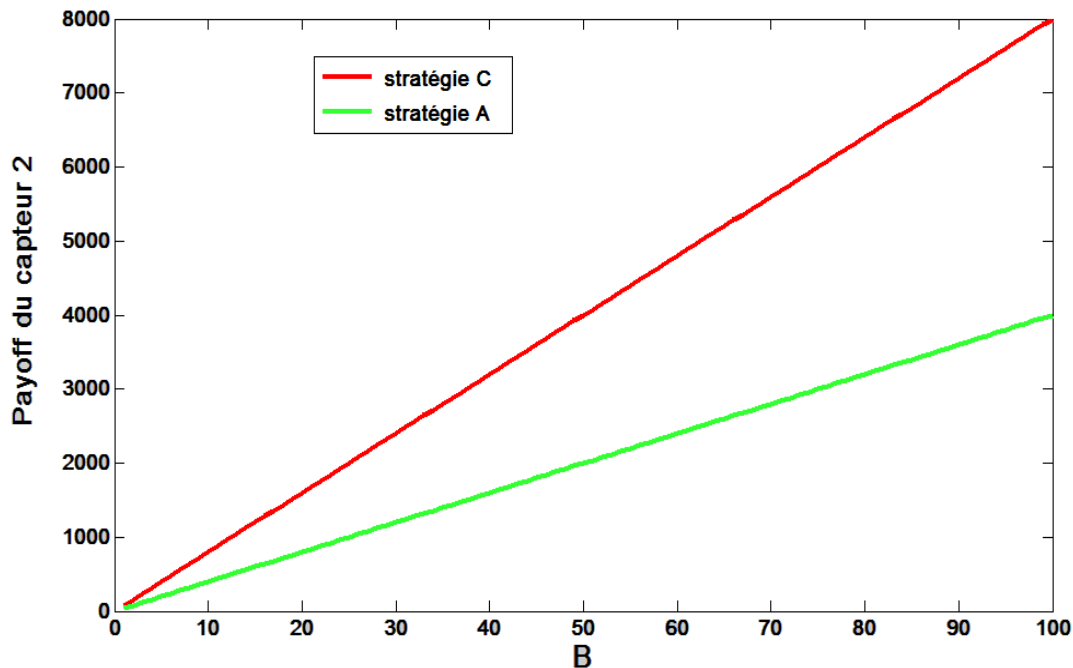


Figure 2.10: Variation des stratégies optimales simples du capteur 2 en fonction de V .

Les Figures 2.9 et 2.10 illustrent la variation des stratégies optimales choisies. Elles montrent que, pour le capteur le plus proche de la station de base, la stratégie préférable est l'accès directe, puis dans un deuxième temps vient la stratégie de la coopération, contrairement au deuxième capteur qui se situe d'une distance $d_2 > 2d_1$ de la station de base. Notons que les coûts de ces décisions varient d'une manière croissante en fonction de la vitesse d'accès avec un taux d'accroissement très important, ce qui signifie également que la vitesse V joue un rôle primordial dans la sélection des décisions prises par chaque capteur.

- **D.S.Multiples**

Grâce à cette rubrique, l'utilisateur peut contrôler les décisions stratégiques prises par les capteurs dans le cas des méthodes d'accès multiples présentées dans la Figure 2.11.

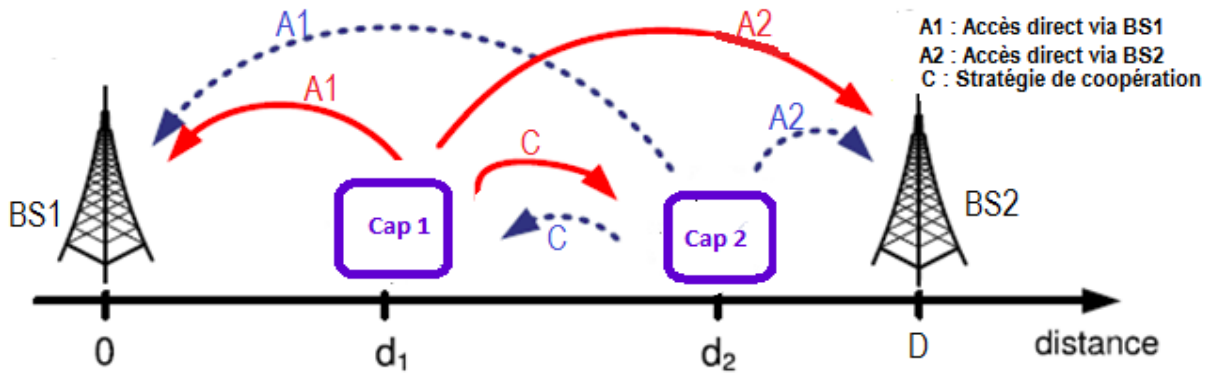


Figure 2.11: Scénarios des décisions stratégiques multiples.

Notons que les différents nœuds considérés ont les coordonnées cartésiennes suivantes:

- $(a_1, b_1) = (0, 0)$: couple de coordonnées cartésiennes de SB1;
- (a_2, b_2) : couple de coordonnées cartésiennes de SB2;
- (x_1, y_1) : couple de coordonnées cartésiennes du capteur 1;
- (x_2, y_2) : couple de coordonnées cartésiennes du capteur 2.

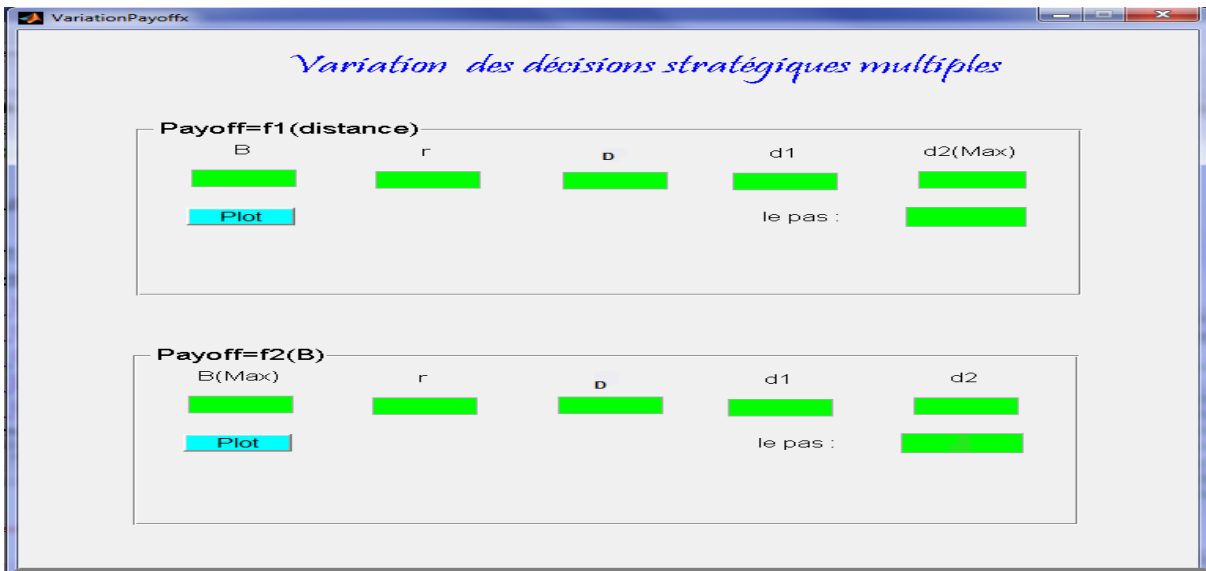


Figure 2.12: Interface permettant le contrôle des décisions stratégiques multiples.

Le simulateur "D.S.O.Sensor" donne la main à l'utilisateur pour saisir un ensemble de paramètres à savoir: V , r , d_1 , d_2 définis précédemment et X qui représente la distance qu'existe entre les deux stations de base SB1 et SB2. Ces paramètres peuvent être saisis via l'interface suivante: Par exemple, si nous saisissons les valeurs suivantes: $V=10$, $r=200$, $d_1=40$ et $D=200$, nous obtenons les résultats montrés par les Figures 2.13 et 2.14.

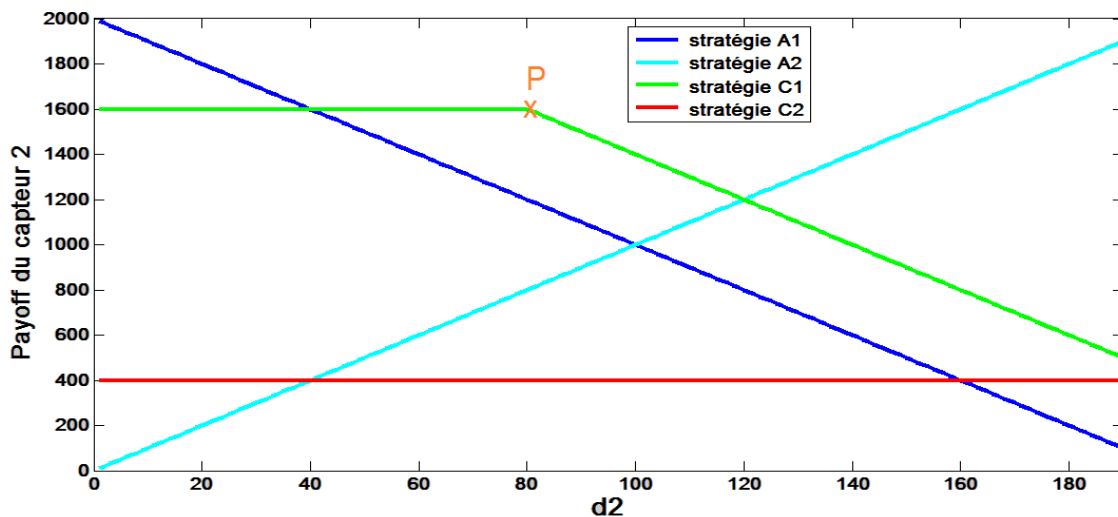


Figure 2.13: Variation des stratégies optimales multiples du capteur 2 en fonction de d_2 .

La Figure 2.13 montre comment varient les décisions stratégiques prises par le capteur 2 en fonction de sa mobilité. Mais avant d'interpréter ces résultats, notons que les stratégies A1, A2, C1 et C2 sont définies comme suit:

- A1 : stratégie d'accès direct via la station de base SB1;
- A2 : stratégie d'accès direct via la station de base SB2;
- C1 : stratégie de la coopération avec le capteur voisin sachant que ce dernier utilise SB1;
- C2 : stratégie de la coopération avec le capteur voisin sachant que ce dernier utilise SB2;

Il est temps maintenant d'analyser les résultats obtenus. En effet, d'après la Figure 2.13, nous remarquons que les deux stratégies A1 et A2 varient dans deux sens opposés selon la mobilité du capteur. Ainsi, la fonction du gain de la stratégie A1 est décroissante car le capteur s'éloigne de la station de base SB1 et qu'il s'approche de SB2; ce qui justifie le taux d'accroissement positif de la

fonction gain représentant la stratégie A2. Mais, signalons qu' à partir du point P (noté en rose dans la Figure 2.13), le gain de cette stratégie commence à diminuer.

- Question: comment déterminer la valeur $d_2(P)$ de la distance d_2 à partir de laquelle le gain de la stratégie A2 commence à diminuer ?

On sait, d'après la section précédente, que la fonction du gain du capteur 2 s'écrit:

$$g(x_2, y_2) = \min\{V \times [r - ((x_1 - a_1)^2 + (y_1 - b_1)^2)^{1/2}], V \times [r - ((x_2 - a_1)^2 + (y_2 - b_1)^2)^{1/2} - ((x_1 - a_1)^2 + (y_1 - b_1)^2)^{1/2}]\}, \forall d_2 \in [d_2(P) \quad d_2Max].$$

Où d_2Max est la valeur maximale de d_2 fixée par l'utilisateur de "D.S.O.Sensor". Dans notre présente simulation, nous avons pris $d_2Max = 190$. Or comme le capteur 1 ne se déplace pas, donc ses coordonnées x_1 et y_1 ne varient pas. Par suite l'expression $V \times [r - ((x_1 - a_1)^2 + (y_1 - b_1)^2)^{1/2}]$ a une valeur constante. Ce qui n'est pas le cas pour la fonction du gain en question. Ainsi, on conclut que:

$$g(x_2, y_2) = V \times [r - ((x_2 - a_1)^2 + (y_2 - b_1)^2)^{1/2} - ((x_1 - a_1)^2 + (y_1 - b_1)^2)^{1/2}], \\ \forall d_2 \in [d_2(P) \quad d_2Max].$$

Par conséquent:

$$V \times [r - ((x_1 - a_1)^2 + (y_1 - b_1)^2)^{1/2}] \geq \\ V \times [r - ((x_2 - a_1)^2 + (y_2 - b_1)^2)^{1/2} - ((x_1 - a_1)^2 + (y_1 - b_1)^2)^{1/2}], \forall d_2 \in [d_2(P) \quad d_2Max].$$

En d'autres termes:

$$V \times [r - d_1] \geq V \times [r - (d_1 - d_2(x_2, y_2))], \forall d_2 \in [d_2(P) \quad d_2Max].$$

Ce qu'implique:

$$d_2 \geq 2 \times d_1, \forall d_2 \in [d_2(P) \quad d_2Max].$$

Finalement, on obtient la valeur critique $d_2(P) = 2 \times d_1$.

Ce résultat que nous avons prouvé analytiquement est également obtenu par nos simulations. En effet, d'après la Figure 2.13, nous constatons que $d_2(P) = 80$. Or, la valeur de d_1 fournie au simulateur est 40. Ce qui signifie que $d_2(P)$ obtenue est égale, exactement, à $2 \times d_1$. D'autre part, le

simulateur "D.S.O.Sensor" nous donne la possibilité de contrôler les décisions stratégies multiples en fonction de la vitesse d'accès V . Par exemple, pour les valeurs suivantes: $d_1 = 20$, $d_2 = 140$, $D = 200$ et $r = 200$, nous avons obtenu les résultats montrés sur la Figure 2.14.

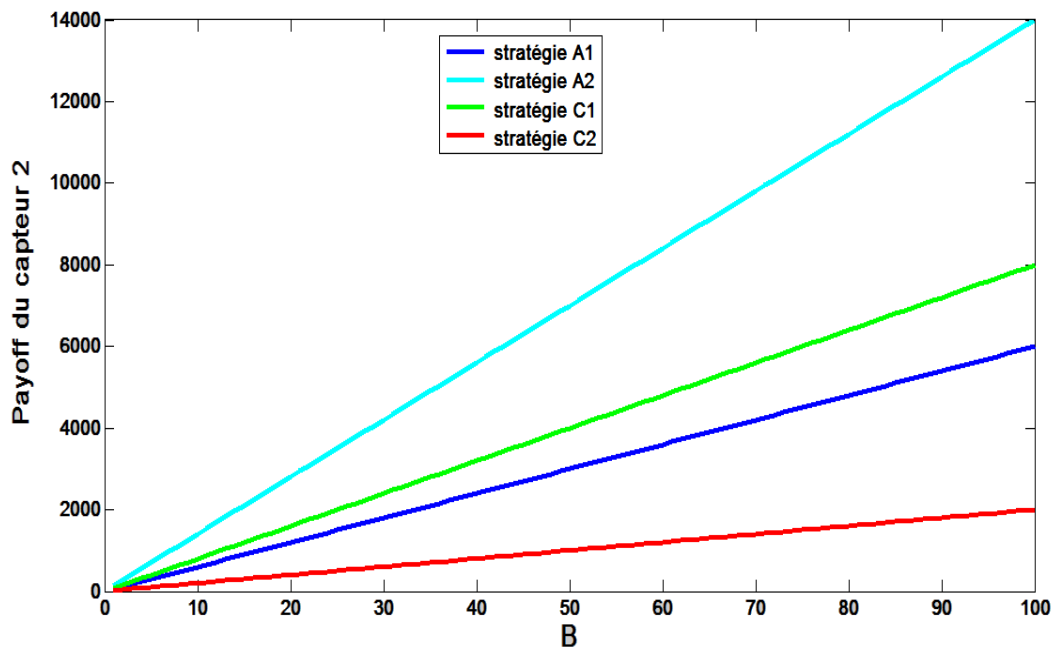


Figure 2.14: Variation des stratégies optimales multiples du capteur 2 en fonction de V .

D'après cette Figure, nous remarquons que, une fois le capteur prend une décision optimale selon la fonction du gain correspond, même si nous faisons varier la vitesse V , cela ne fait qu'augmenter le taux d'accroissement des courbes qui représentent les différentes stratégies, tout en gardant la même stratégie optimale prise au départ, mais avec un taux d'accroissement important par rapport aux autres stratégies. D'autre part comme nous l'avons déjà signalé, "D.S.O.Sensor" ne permet pas seulement de contrôler les décisions des capteurs, mais c'est aussi un outil très efficace pour étudier les équilibres de Nash qui correspondent aux jeux formulés via l'interface suivante:

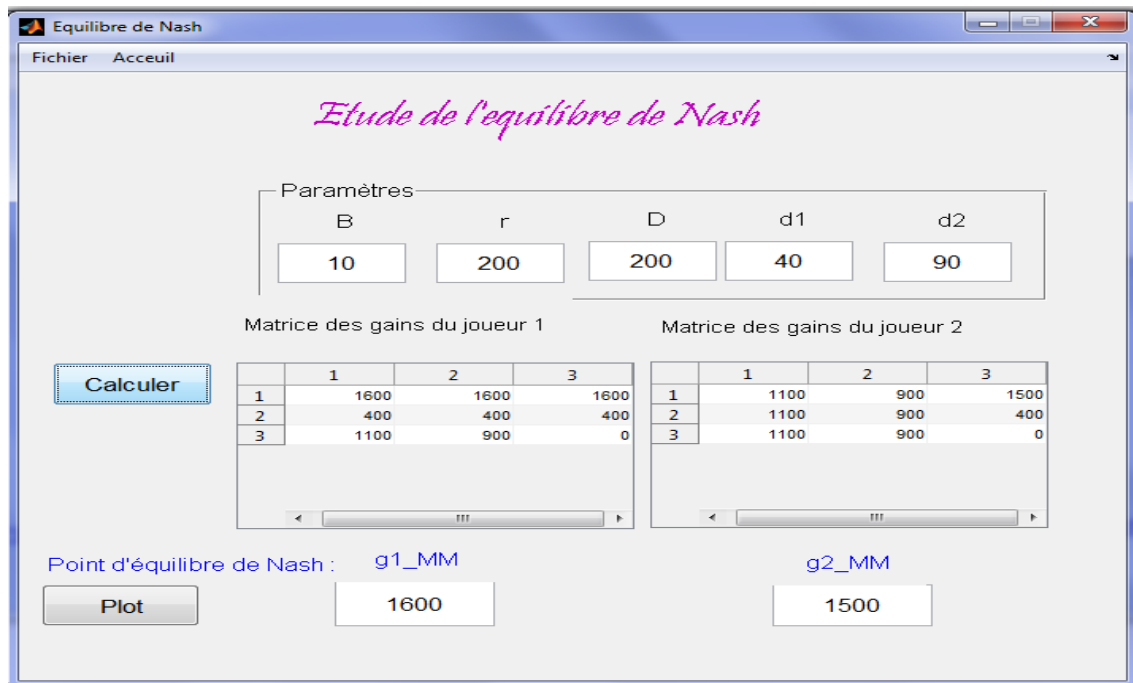


Figure 2.15: Interface permettant l'étude d'équilibre de Nash pour le jeu J_{MM} .

Après avoir saisi les différents paramètres V, r, D, d_1 et d_2 , l'utilisateur de "D.S.O.Sensor" peut facilement obtenir la matrice des gains du jeu et également le point d'équilibre de Nash correspondant (Figure 2.15.)

- Question 2: En interprétant les résultats fournis par "D.S.O.sensor", peut-on déduire comment varient les décisions stratégiques des capteurs au point d'équilibre de Nash?

La réponse en général est oui. En effet, en effectuant plusieurs simulations, nous remarquons que les décisions stratégiques des capteurs varient d'une manière régulière en fonction des paramètres D, d_1 et d_2 . Comme le montre le tableau 3.2 et les Figures 2.16, 2.17, 2.18, 2.19 et 2.20.

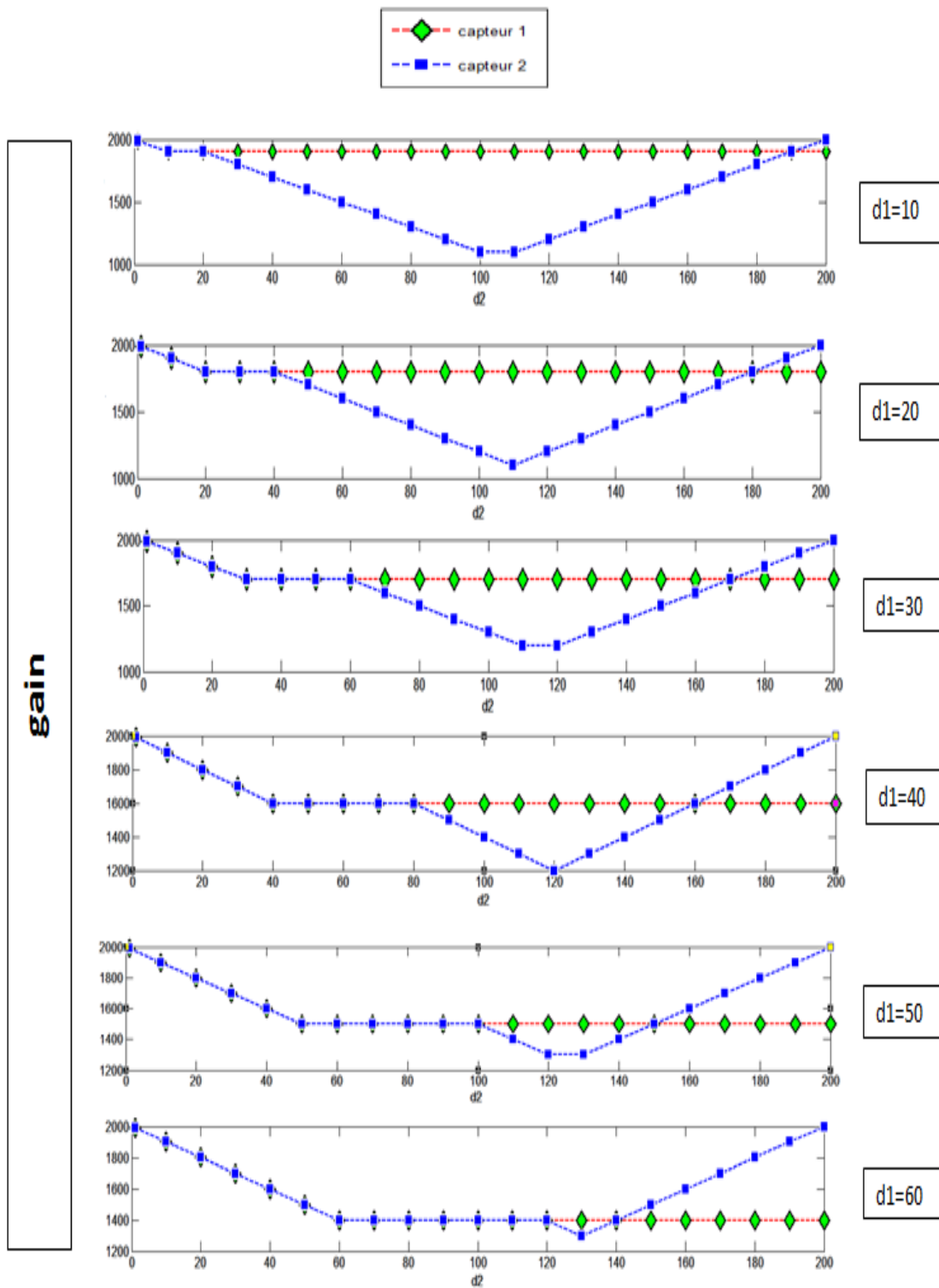


Figure 2.16: Variation des DSO des capteurs à l'état d'équilibre de Nash pour $d_1 < M(D)$.

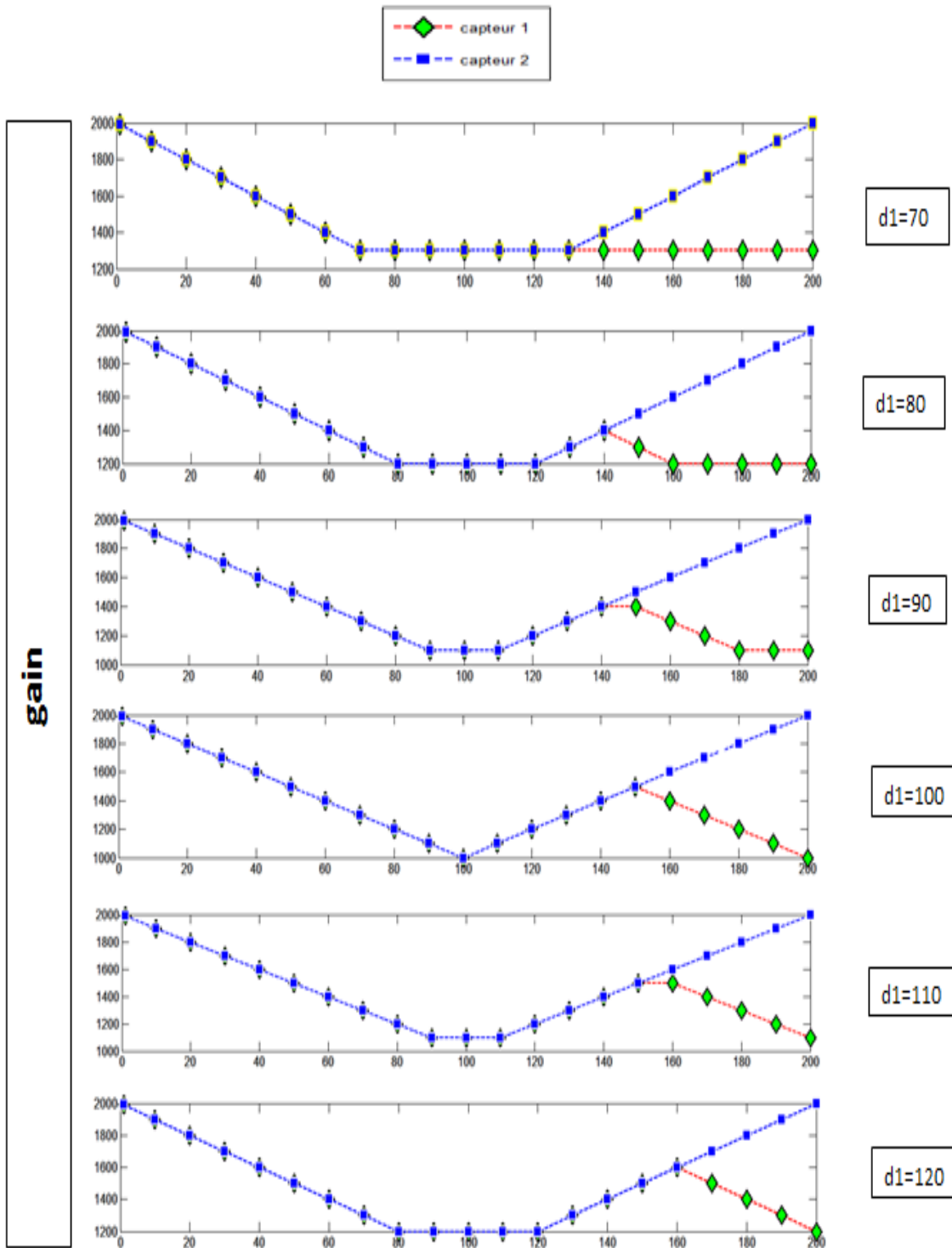


Figure 2.17: Variation des DSO des capteurs à l'état d'équilibre de Nash pour $d_1 \geq M(D)$.

En répétant les simulations plusieurs fois pour différentes valeurs des paramètres D, d_1 et d_2 , nous constatons qu'à l'état d'équilibre de Nash du jeu J_{MM} , toujours le joueur le plus proche de l'une des stations de base accède directement au medium via cette dernière et l'autre capteur utilise la méthode de coopération si: $[d_1 < f(D)$ et $d_1 \leq d_2 \leq g_D(d_1)]$ ou $[d_1 \geq f(D)$ et $d_1 \leq d_2 \leq k_D(d_1)]$ sinon, il utilise l'autre station de base.

Pou déterminer les expressions explicites de $f(D), g_D(d_1)$ et $k_D(d_1)$, nous répétons les simulations n fois, en faisant varier les paramètres D, d_1 et d_2 . Puis, nous explicitons les ensembles des points suivants:

$$E_1 = \{(d_1, g_{200}(d_1))_1, (d_1, g_{200}(d_1))_2, \dots, (d_1, g_{200}(d_1))_n\}$$

$$E_2 = \{(d_1, k_{200}(d_1))_1, (d_1, k_{200}(d_1))_2, \dots, (d_1, k_{200}(d_1))_n\}$$

$$E_3 = \{(D, f_D(D))_1, (D, f_D(D))_2, \dots, (D, f_D(D))_n\}$$

Ensuite, nous interprétons ces ensembles géométriquement, comme le montre les Figures suivantes:

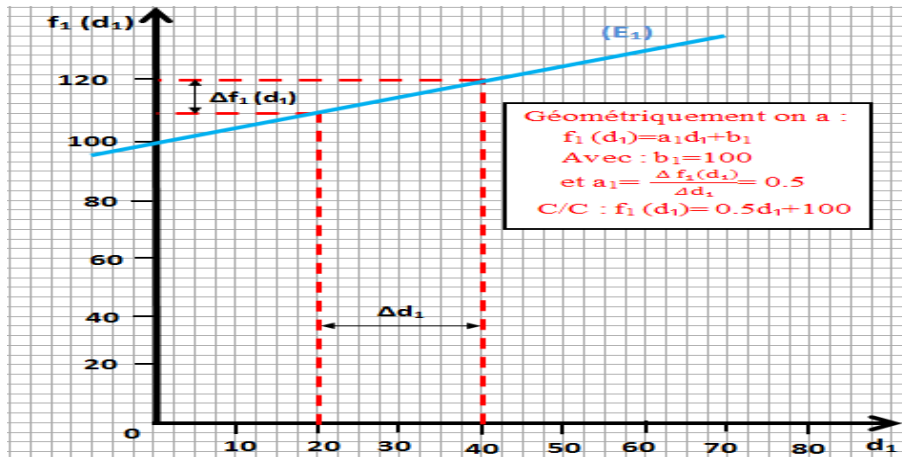


Figure 2.18: Interprétation géométrique de E_1 .

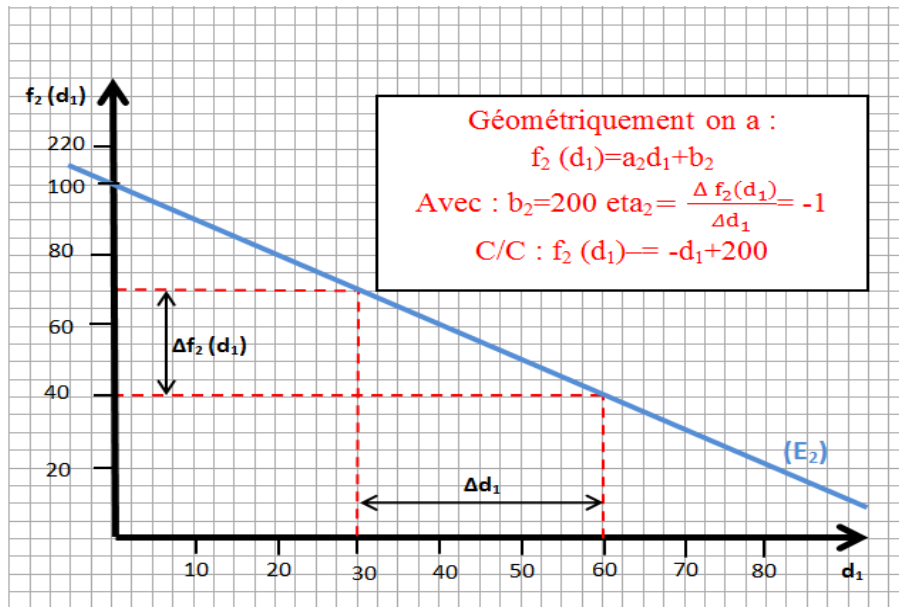


Figure 2.19: Interprétation géométrique de E_2 .

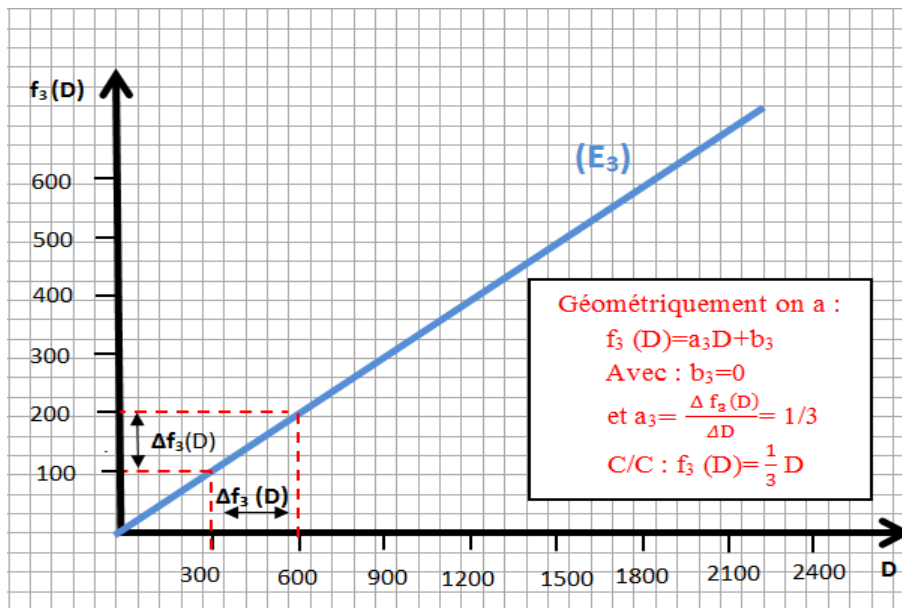


Figure 2.20: Interprétation géométrique de E_3 .

Table 2.2: Expressions de $g_D(d_1)$ et $k_D(d_1)$ selon le paramètre D .

D	$g_D(d_1)$	$k_D(d_1)$
200	$0.5 \times d_1 + 100$	$-d_1 + 200$
300	$0.5 \times d_1 + 150$	$-d_1 + 300$
400	$0.5 \times d_1 + 200$	$-d_1 + 400$
500	$0.5 \times d_1 + 250$	$-d_1 + 500$
600	$0.5 \times d_1 + 300$	$-d_1 + 600$
700	$0.5 \times d_1 + 350$	$-d_1 + 700$
800	$0.5 \times d_1 + 400$	$-d_1 + 800$
900	$0.5 \times d_1 + 450$	$-d_1 + 900$
1000	$0.5 \times d_1 + 500$	$-d_1 + 1000$
1200	$0.5 \times d_1 + 600$	$-d_1 + 12000$

Le tableau 3.2 montre comment varient g_D et k_D en fonction du paramètre D . D'après ce tableau, nous pouvons déduire que : $g_D(d_1) = 0.5 \times (d_1 + D)$ et $k_D(d_1) = -d_1 + D$. D'où la proposition suivante:

Proposition 2

A l'état d'équilibre de Nash du jeu J_{MM} , toujours le joueur le plus proche de l'une des stations de base accède directement au médium via cette dernière et l'autre capteur utilise la méthode de coopération si: $[d_1 < D/3 \text{ et } d_1 \leq d_2 \leq 0.5 \times (d_1 + D)]$ ou $[d_1 \geq D/3 \text{ et } d_1 \leq d_2 \leq -d_1 + D]$ sinon, il utilise l'autre station de base.

2.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons rappelé l'importance de la théorie des jeux comme outil mathématique assez puissant permettant de répondre au premier déficit souligné dans le cadre de cette

thèse à savoir la gestion optimale des interactions entre les capteurs afin de prendre une décision stratégique d'accès au medium. Cette opération prend en considération plusieurs paramètres: la vitesse d'accès, le rayon de couverture de la station de base et les différentes distances entre les nœuds du réseau. Ainsi, nous avons étudié deux modèles de base des décisions stratégiques où nous avons décrit chaque modèle tout en formulant le jeu qui le représente. Puis, nous avons programmé les différents scénarios et nous avons terminé par l'interprétation des résultats obtenus. Après avoir répondu à la première problématique soulignée dans notre thèse, le chapitre qui suit présente en détail notre seconde contribution.

Chapitre 3

Optimisation conjointe des coûts de mission et de communication dans les RCSF

3.1 Introduction

Ce chapitre est consacré à la présentation de la deuxième contribution à savoir: la minimisation conjointe des coûts de mission et de communication des capteurs dans le cadre d'un réseau plein d'interactions concurrentes où chaque nœud cherche à satisfaire sa mission d'une manière efficace tout en augmentant la qualité de communication avec ses voisins [144, 145, 146]. Ces deux objectifs sont contradictoires et il faut les optimiser simultanément; ce qui nécessite un formalisme mathématique robuste. C'est dans cet optique que nous avons choisi les algorithmes génétiques grâce à leurs multiples performances en termes d'optimisation multi-objective. Ainsi, ce chapitre commence par présenter la théorie des algorithmes génétiques dans la section 3.2. Ensuite, la section 3.3 décrit le fonctionnement détaillé des algorithmes constituant notre seconde contribution. Les résultats des simulations réalisées pour analyser les performances des algorithmes proposés sont détaillés et discutés dans la section 3.4 pour ensuite conclure le chapitre avec la section 3.5.

3.2 Algorithmes génétiques

Les algorithmes génétiques [147, 148, 149] sont des heuristiques itératives d'optimisation qui imitent le processus d'évolution et dont l'objectif est d'approximer une solution optimale d'un espace de recherche. A cet effet, aux solutions potentielles du problème d'optimisation on fait correspondre une population d'individus (ou chromosomes). Les individus sont encodés en une séquence de gènes reflétant les caractéristiques de chaque solution. Ils subissent des opérations génétiques de variations pour obtenir de nouveaux individus qui viennent enrichir la population, ainsi que des opérations de sélection pour en garder uniquement les individus les plus aptes et ceux aux caractères enrichissants. D'une itération à la suivante, la qualité des individus est améliorée par rapport à une fonction d'évaluation. Les opérateurs génétiques sont:

- Opérateur de sélection et fonction de performance: l'opérateur de sélection permet de contrôler la taille de la population en l'empêchant de croître à l'infini, et ce par élimination des individus qui ne sont plus considérés comme solutions potentielles. Les deux méthodes principales de sélection sont:

- Sélection par loterie biaisée (roulette wheels): la probabilité pour un individu d'être sélectionné est proportionnelle à sa performance. Ainsi, plus les individus sont adaptés au problème plus ils ont de chances d'être sélectionnés. A titre d'illustration on pourrait faire correspondre à cette approche une "roue du forain" composé de plusieurs secteurs qu'on fait correspondre aux individus de la population. Par suite, plus l'individu est adapté au problème plus sa portion de la roue est grande. On fait tourner la roue et quand elle cesse de tourner on sélectionne l'individu correspondant au secteur désigné par le curseur de la roue. En raison du facteur hasard, la sélection par loterie biaisée ne peut garantir la sélection des individus les plus aptes.

- Sélection par tournois: un tirage avec remise de deux individus d'une population courante est réalisé, et c'est l'individu le plus performant qui est sélectionné. Le processus est réitéré plusieurs fois pour sélectionner les individus qui s'ajouteront à la population [150].

- **Opérateur de croisement:** l'opérateur de croisement exploite des individus (parents) de la population courante pour produire des individus qui viendront s'ajouter à la population. Les chromosomes parents s'échangent des parties en vue de construire une progéniture d'individus. Ainsi, le processus est orienté vers les régions prometteuses de l'espace de recherche. Divers possibilités de croisement sont envisagées, on parle ainsi de croisement à point unique par opposition au croisement à point multiple selon le nombre de points de croisement [151].
- **Opérateur de mutation:** de nouveaux individus sont périodiquement créés en infligeant aux niveaux des gènes des changements aléatoires à un ou plusieurs individus de la population courante. L'opérateur de mutation est un bruit qui est introduit pour éviter la convergence prématurée vers des optimums locaux [151].
- **Opérateur de remplacement:** l'opérateur de remplacement permet de limiter la taille de la population tout en enrichissant cette dernière par les nouveaux individus issus de l'opération de croisement. On cite entre autres, les approches [150]:
 - Le remplacement de génération: un ensemble d'individus de la population d'origine est aléatoirement choisi pour être remplacé par la génération fille obtenue par croisement.
 - Le remplacement steady-state: chaque progéniture de la nouvelle génération remplace les individus de la génération parente qui ont les performances les plus faibles.

Les algorithmes génétiques sont classifiés en variantes centralisées et parallèles. La différence majeure réside dans le fait que pour les algorithmes parallèles la population est subdivisée en plusieurs sous populations qui évoluent indépendamment en subissant des opérations génétiques. Aux opérations génétiques traditionnelles s'ajoute une opération de migration et qui périodiquement permet à certains individus de quitter leurs sous populations respectives en vue d'enrichir d'autres. Cependant, les deux catégories d'algorithmes requièrent une connaissance globale de toute les composantes du problème optimisé. Une telle connaissance peut s'avérer non réaliste dans certains contextes d'application, notamment pour le problème de routage avec qualité de service. Les algorithmes génétiques jouent un rôle important dans le domaine des RCSE. Ils sont à la base de la formulation de plusieurs POMO.

En effet, les auteurs de [152] formalisent un problème d'optimisation dont l'objectif est de trouver le chemin optimal de fusion de données pour un agent mobile réalisant des tâches de suivi de cible. Un algorithme génétique pour la planification d'itinéraire au sein des RCSF est ainsi développé. Dans l'article [153], est proposé un algorithme génétique multi-objectifs pour le routage sensible à la consommation d'énergie. Les auteurs de [154] ont développé un framework d'optimisation multi-objectifs faisant usage d'agents mobiles qui visitent des capteurs pour réaliser une fusion incrémentale des données. L'ordre de visite des capteurs influence la qualité et le coût de l'opération de fusion de données.

3.3 Modélisation de la problématique

Dans cette section, nous présentons notre approche développée pour résoudre le problème de placement optimal des capteurs et également de la station de base dans le cadre d'un réseau de capteurs sans fil [144, 145, 146]. Plus précisément, nous considérons un RCSF (Figure 3.1) contenant plusieurs capteurs gérés par une station de base. Dans ce scénario plein d'interactions entre les nœuds formant le réseau où chaque capteur essaye d'accomplir sa mission efficacement en fonction de son emplacement, et en même temps, il doit assurer une bonne qualité de communication avec ses voisins. Cette communication dépend aussi des positions des capteurs. Face à ces objectifs multiples et de natures contradictoires, notre contribution se compose de deux phases principales:

- Déterminer les emplacements optimaux en termes des coûts de mission et de communication des nœuds capteurs via le développement de l'algorithme AGC.
- Calculer la position optimale de SB en termes d'énergie totale consommée dans le réseau via le développement de l'algorithme AGB.

Ainsi, afin de contribuer à l'optimisation des objectifs contradictoires posés dans le cadre de cette problématique, nous formulons le problème à résoudre comme suit:

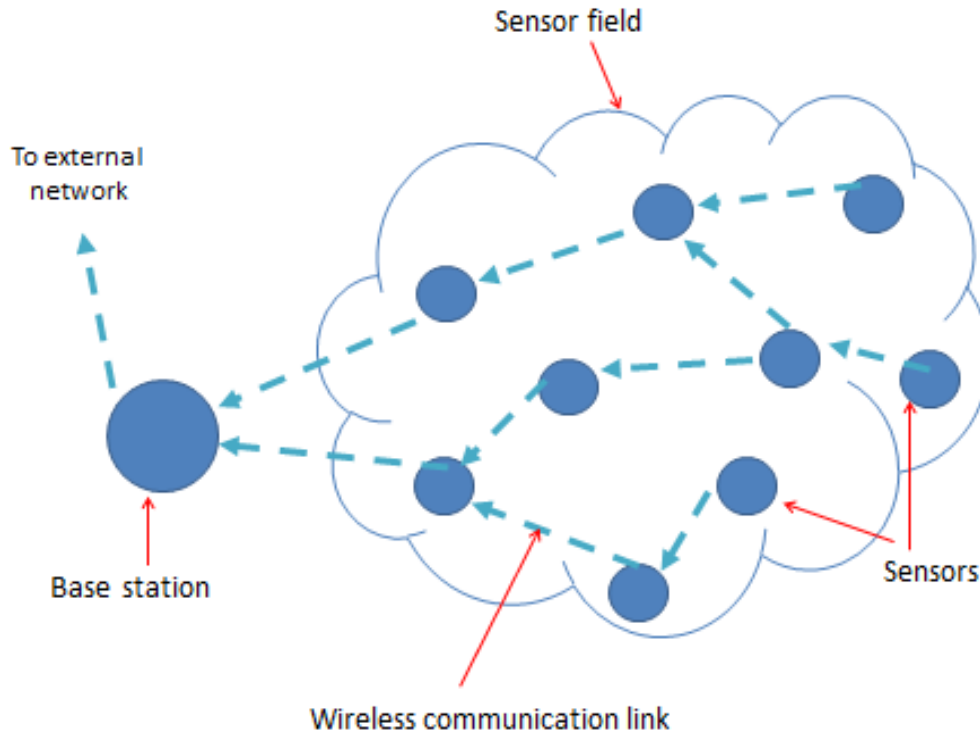


Figure 3.1: Architecture du réseau considéré.

Étant donné n capteurs caractérisés chacun par deux fonctions coûts (mission et communication).

Minimiser:

1. Le coût total (de mission et de communication) pour l'ensemble des capteurs en calculant le meilleur emplacement de chacun par AGC.
2. L'énergie totale consommée dans le réseau en calculant la position optimale de SB par AGB.

Pour ce faire, nous supposons que l'ensemble de n capteurs est déployé dans une zone géographique d'intérêt. Les capteurs ont comme mission la surveillance de cette zone. Nous représentons le réseau par un graphe $G = (C, E)$, où $C = \{1, 2, \dots, n\}$ est l'ensemble de n capteurs représentant les nœuds du graphe et l'ensemble $E \subset C \times C$ représente ses arêtes. Nous signalons que, pour éviter le déploiement des nœuds du réseau dans des zones critiques comportant des obstacles (lac, rivière, arbre, etc.), nous avons introduit dans notre modélisation deux contraintes: $Lower^{cap}$ et $Upper^{cap}$, sous forme de vecteurs indiquant les positions des obstacles à éviter. Le reste des notations utilisées dans cette modélisation est détaillé dans le tableau 3.1.

Table 3.1: Notations utilisées pour modéliser la deuxième problématique.

Notations	Significations
C	ensemble des capteurs
A	ensemble des capteurs actifs
$C_{v(i)}$	ensemble des voisins du capteur i
S_i	la zone où le capteur i se déplace librement
(x_i, y_i)	position actuelle du capteur i
(x_i^s, y_i^s)	position de mission du capteur i
(x_i^c, y_i^c)	position de communication du capteur i
(x_i^{op}, y_i^{op})	position optimale du capteur i
$(x_{bs}^{op}, y_{bs}^{op})$	position optimale de la station de base
d_{ij}	distance entre les deux capteurs i et j
d_{is}	distance entre la position actuelle et la position de mission du capteur i
$f_{ij}^c(d_{ij})$	coût de communication entre les capteurs i et j
$f_i^s(d_{is})$	coût de mission du capteur i .
α	paramètre d'atténuation
e_0	énergie nécessaire pour transmettre unité de donné à la SB
c	coefficient de communication
s	coefficient de surveillance
$Lower^{cap}$	vecteur de la contrainte inférieure du déploiement des capteurs
$Upper^{cap}$	vecteur de la contrainte supérieure du déploiement des capteurs
$Lower^{bs}$	vecteur de la contrainte inférieure du déploiement de la station de base
$Upper^{bs}$	vecteur de la contrainte supérieure du déploiement de la station de base

3.3.1 Placement optimal des capteurs

Notre objectif ici est de répondre au premier point du problème formulé ci-dessous. Ainsi, en partant du fait que chaque capteur doit assurer une bonne qualité de communication avec ses voisins tout en effectuant sa mission d'une manière efficace, et comme les coûts de ces deux objectifs (assurer la communication et effectuer la mission) dépendent essentiellement des positions des capteurs, nous cherchons donc, pour chaque capteur i , à déterminer la position (x_i^{op}, y_i^{op}) permettant de minimiser conjointement ces coûts. En effet, nous traduisons ces objectifs en un problème d'optimisation comme suit:

$$\min f(x, y) = \sum_i s f_i^s(d_{is}) + \sum_i \sum_{j \in C_{v(i)}} c f_{ij}^c(d_{ij}) \quad (3.1)$$

$$\text{sous contraintes } (x_i, y_i) \in S_i \quad \forall (i, j) \in C \times C_{v(i)}$$

Nous posons:

$$f_i^c(d_{ij}) = \sum_{j \in C_{v(i)}} f_{ij}^c(d_{ij}) \quad (3.2)$$

$$Z = (x_1, y_1, x_2, y_2, \dots, x_n, y_n) \quad (3.3)$$

$$F_s(x, y) = \sum_i f_i^s(d_{is}) \quad (3.4)$$

$$F_c(x, y) = \sum_i f_i^c(d_{ij}) \quad (3.5)$$

$$F(Z) = f(x, y) \quad (3.6)$$

Donc (3.1) devient:

$$\min F(Z) = s F_s(Z) + c F_c(Z) \quad (3.7)$$

$$\text{sous contraintes } Z \in \prod_{i=1}^n S_i$$

L'algorithme proposé

Pour résoudre le problème d'optimisation (3.7), nous mettons en œuvre l'algorithme AGC en faisant appel aux atouts des algorithmes génétiques. Au début, l'algorithme AGC génère une population initiale P et évalue tous les individus de cette population. Ensuite, AGC effectue l'opération de reproduction selon le principe de la survie maximale. Après, les enfants (ou descendants) sont générés en appliquant les deux opérateurs génétiques suivants: croisement et mutation. Ces enfants sont déplacés vers une nouvelle population P' et seront remplacés (complètement ou partiellement) par les enfants des générations précédentes. La nouvelle population d'individus est évaluée itérativement jusqu'à l'obtention des positions optimales de l'ensemble des capteurs.

Algorithm 1 : L'algorithme AGC

Data: $Lower^{cap}, Upper^{cap}, (x_i^m, y_i^m), (x_i^c, y_i^c), i \in C$;

Result: $(x_i^{op}, y_i^{op}), i \in C$;

Initialisation de la population P ;

while *Pas de convergence* **do**

$P' :=$ Sélection des parents de P ;

$P' :=$ Appliquer l'opérateur de croisement à P' ;

$P' :=$ Appliquer l'opérateur de mutation à P' ;

$P' :=$ Appliquer l'opérateur du remplacement à P' ;

Évaluer P' ;

end

3.3.2 Position optimale de la station de base

Après avoir présenté l'algorithme AGC qui permet de déterminer la position optimale (x_i^{op}, y_i^{op}) pour chaque capteur i , notre objectif dans cette section, est de minimiser l'énergie totale consommée dans le réseau via le placement de la station de base SB dans sa position optimale $(x_{bs}^{op}, y_{bs}^{op})$. Nous signalons que, pour éviter le déploiement de la SB dans des zones critiques comportant des obstacles (lac, rivière, arbre, etc.), nous avons introduit dans notre modélisation deux contraintes: $Lower^{bs}$ et $Upper^{bs}$, sous forme de vecteurs indiquant les positions des obstacles à éviter. En effet, nous formulons le problème d'optimisation permettant d'atteindre la position $(x_{bs}^{op}, y_{bs}^{op})$

comme suit:

$$\min g(x, y) = e_0 \sum_{i \in A} ((x_i^{op} - x)^2 + (y_i^{op} - y)^2)^{\alpha/2} \quad (3.8)$$

Théoriquement, la solution $(x_{bs}^{op}, y_{bs}^{op})$ de (4.8) est l'un des points critiques de la fonction g . En d'autres termes, l'énergie totale consommée est minimale lorsque:

$$\begin{cases} \frac{\partial g}{\partial x} = 0 \\ \frac{\partial g}{\partial y} = 0 \end{cases} \quad (3.9)$$

En développant, on a:

$$\begin{aligned} \frac{\partial g}{\partial x} &= \frac{\partial}{\partial x} \left[e_0 \sum_{i \in A} \left(\sqrt{((x_i^{op} - x)^2 + (y_i^{op} - y)^2)} \right)^\alpha \right] \\ &= e_0 \alpha \sum_{i \in A} \left(\sqrt{((x_i^{op} - x)^2 + (y_i^{op} - y)^2)} \right)^{\alpha-1} \\ &\quad \times \frac{\partial}{\partial x} \sqrt{((x_i^{op} - x)^2 + (y_i^{op} - y)^2)} \\ &= e_0 \alpha \sum_{i \in A} (x - x_i^{op}) \left[(x_i^{op} - x)^2 + (y_i^{op} - y)^2 \right]^{(\alpha-2)/2} \end{aligned} \quad (3.10)$$

De même, pour $\frac{\partial g}{\partial y}$, on a:

$$\frac{\partial g}{\partial y} = e_0 \alpha \sum_{i \in A} (y - y_i^{op}) \left[(x_i^{op} - x)^2 + (y_i^{op} - y)^2 \right]^{(\alpha-2)/2} \quad (3.11)$$

Malheureusement, il n'existe pas de méthode exacte pour trouver la solution cherchée. Ce qui rend la détermination de $(x_{bs}^{op}, y_{bs}^{op})$ difficile. Pour pallier au souci de cette difficulté, nous implémentons l'algorithme AGB (**Algorithm 2**).

3.4 Résultats et simulations

Dans cette section, nous présentons des résultats numériques obtenus en exécutant les deux algorithmes AGC et AGB. Les simulations que nous avons effectuées sont à base des fonctions et paramètres suivants: $f_{ij}^s(d_{is}) = 5 \exp(10^{-2} d_{is} - 1)$, $f_{ij}^c(d_{ij}) = 100 \exp(\frac{-10}{12} \log_2(10^6(d_{ij})))$, $C = \{1, 2, \dots, 12\}$ et $e_0 = 15 \cdot 10^{-3} \text{ mJ}$. Nous considérons le réseau de la Figure 3.2, qui se compose de 12 nœuds, où

Algorithm 2 : L'algorithme AGB

Data: $Lower^{bs}, Upper^{bs}, (x_i^{op}, y_i^{op}), i \in C, e_0, \alpha;$

Result: $(x_{bs}^{op}, y_{bs}^{op});$

Initialisation de la population $P;$

while *Pas de convergence* **do**

$P' :=$ Sélection des parents de $P;$

$P' :=$ Appliquer l'opérateur de croisement à $P';$

$P' :=$ Appliquer l'opérateur de mutation à $P';$

$P' :=$ Appliquer l'opérateur du remplacement à $P';$

Évaluer $P';$

end

$MP = (x_i^s, y_i^s)$ et $CP = (x_i^c, y_i^c)$ signifie respectivement la position de mission et de communication de chaque capteur i .

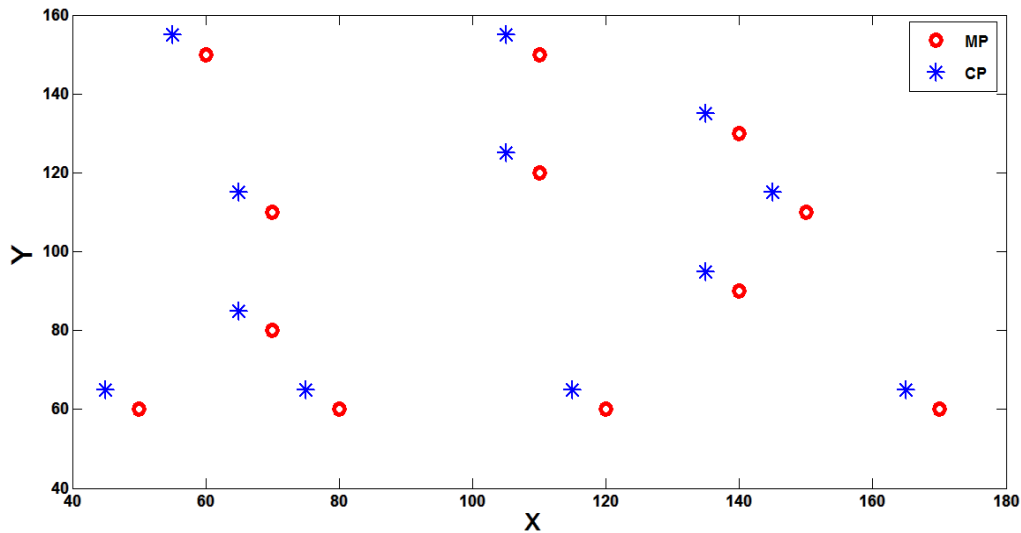


Figure 3.2: Positions optimales des capteurs.

Dans ce qui suit, nous présentons quelques résultats de simulation. Ainsi, dans un premier temps, nous illustrons comment varient les coûts de mission et de communication en fonction du coefficient de surveillance s . Les résultats obtenus montrent que ces coûts varient dans deux sens contradictoires comme le montre les Figures 3.3 et 3.4. Cela est justifié par le fait que lorsque le coefficient s augmente, chaque capteur s'approche de sa position de mission (MP), ce qui diminue

son coût de mission. Par contre, lorsque la valeur de s diminue, chaque capteur s'éloigne de son voisin, chose qui le rend loin de sa position de communication (CP) et par la suite son coût de communication augmente d'une manière remarquable.

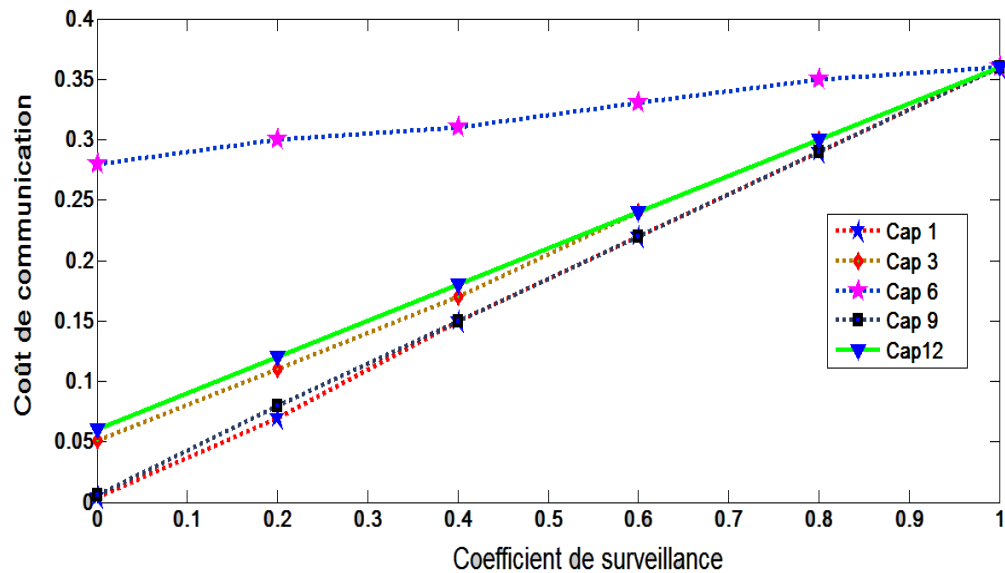


Figure 3.3: Variation du coût de communication.

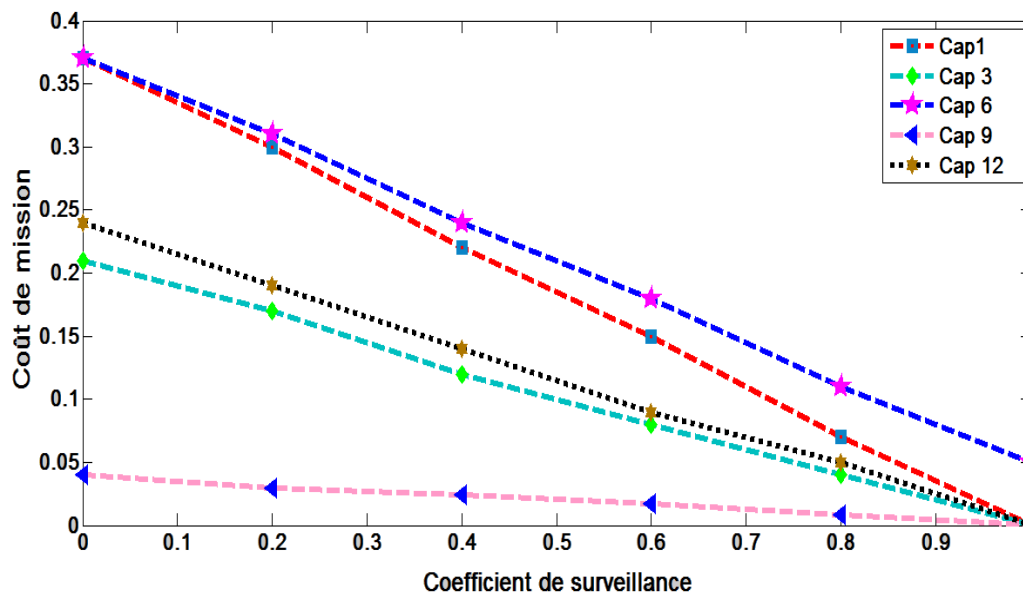


Figure 3.4: Variation du coût de mission.

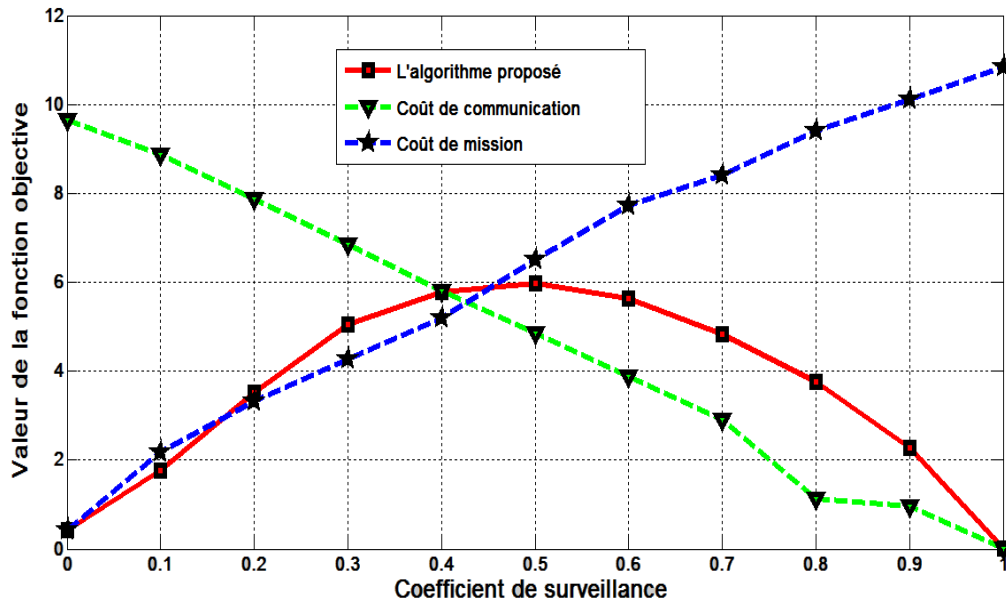


Figure 3.5: Performances de l'algorithme proposé.

Ces deux sens de variation contradictoires signifient qu'au niveau de la gestion optimale des ressources du réseau, lorsqu'on gagne d'un côté (assurer une surveillance efficace de la zone d'intérêt: mission des capteurs effectuée avec un coût minimal), on perd de l'autre côté (la qualité de communication entre les nœuds devient très faible avec un coût maximal). Face à ces deux sens de variation contradictoires et afin d'optimiser le rendement du réseau considéré, vient notre proposition qui permet d'équilibrer les deux coûts de mission et communication. En effet, la Figure 3.5 montre les résultats de la comparaison de notre proposition (présentée par le problème d'optimisation 3.7) avec les deux cas suivants:

- Premier cas: chaque nœud met à jour son emplacement en ne considérant que sa mission.
- Deuxième cas: chaque nœud met à jour son emplacement en ne considérant que la qualité de la communication.

D'après la Figure 3.5, on constate que lorsqu'on cherche à minimiser le coût de mission en augmentant le poids s , le coût de communication croît remarquablement. En d'autres termes, lorsqu'on gagne d'une part (minimisation du coût de mission), on perd de l'autre part (maximisation du coût de communication). Face à ces deux objectifs contradictoires, nous remarquons clairement

que notre algorithme proposé permet de résoudre ce problème de contradiction via la minimisation conjointe des deux coûts en se basant essentiellement sur les avantages de l'optimisation multi-objectif.

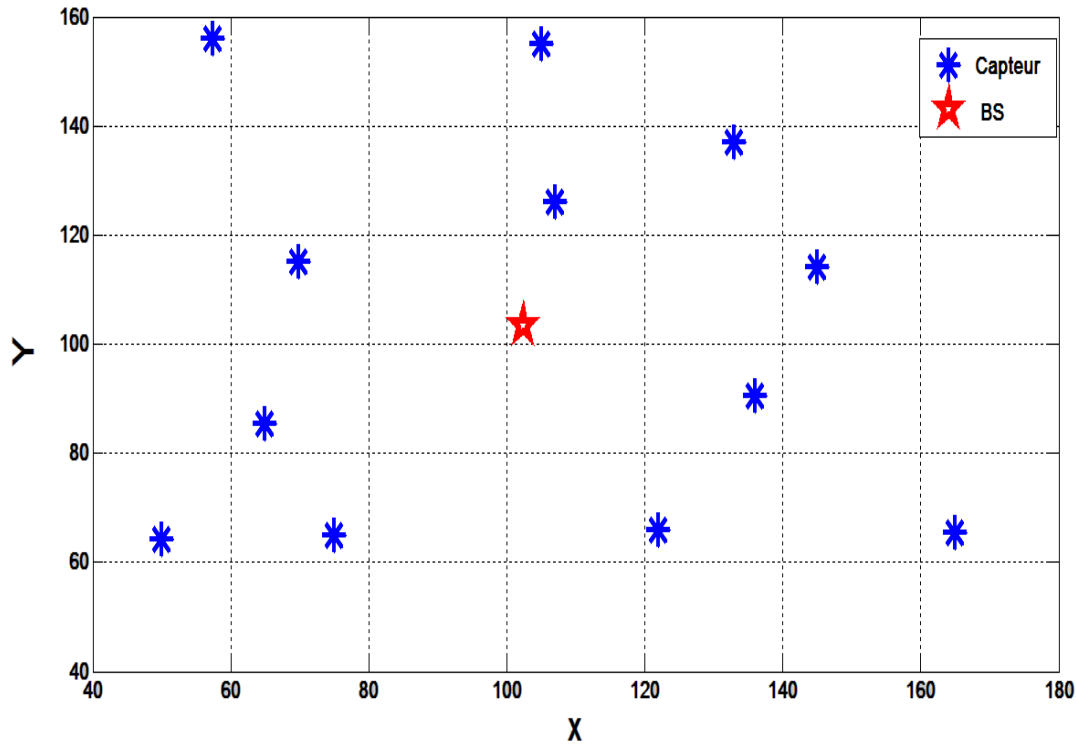


Figure 3.6: Meilleurs emplacements des capteurs et de la station de base.

Les meilleurs emplacements des capteurs et la station de base sont calculées respectivement en utilisant les deux algorithmes AGC et AGB comme le montre la Figure 3.6. En comparant notre algorithme AGC avec le recuit simulé (Simulated Annealing:SA) [55], on déduit que AGC est très avantageux. Ainsi, il converge vers les solutions optimales avec un coût minimal, comme l'indique la Figure 3.7. Le AGC permet également d'atteindre les meilleures positions des capteurs en un nombre d'itérations très petit par rapport à l'algorithme SA (Figure 3.8).

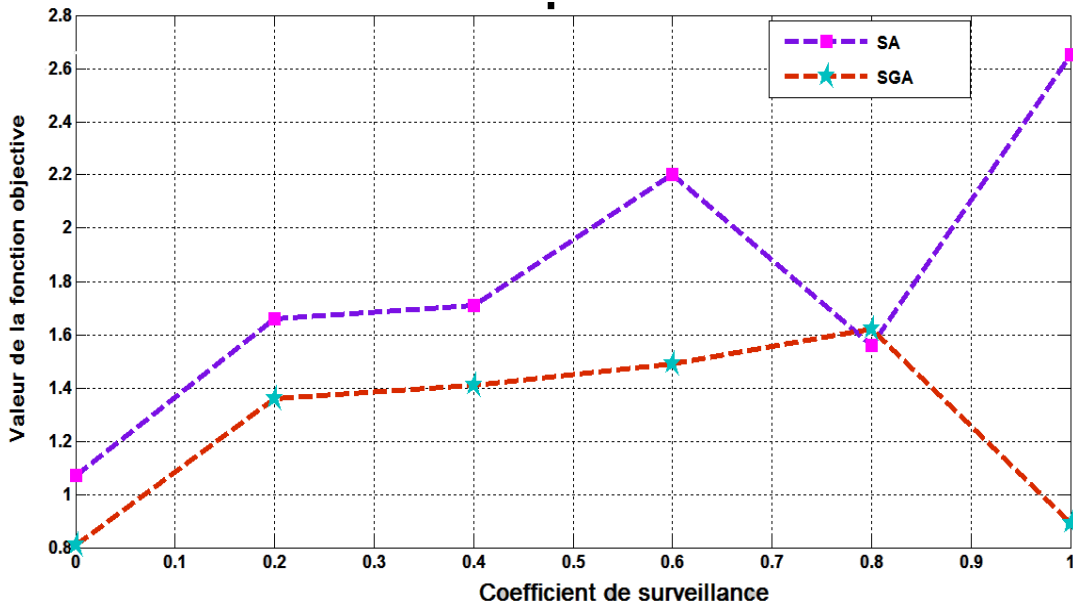


Figure 3.7: Comparaison des algorithmes SA et AGC.

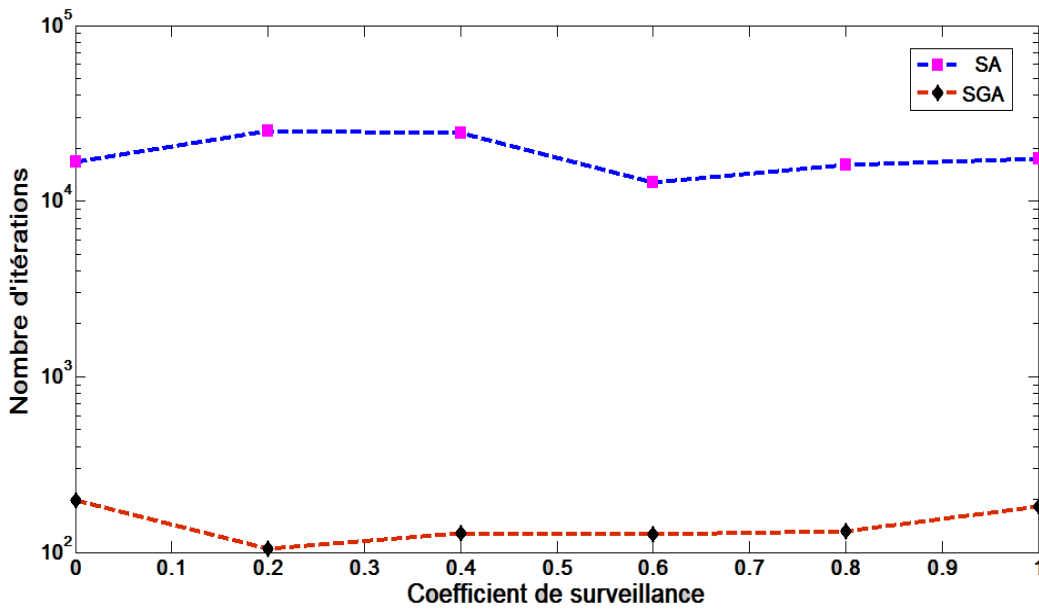


Figure 3.8: Convergence des algorithmes SA et AGC.

Concernant notre deuxième algorithme proposé AGB, nous l'avons comparé avec deux algorithmes de base à savoir: le recuit simulé SA et l'algorithme du gradient GR [55, 155]. D'après la Figure 3.9, on voit que l'énergie totale consommée dans le réseau en utilisant les trois algorithmes

est la même, mais la Figure 3.10 montre clairement que notre algorithme est très avantageux en termes de convergence rapide vers la position optimale de la station de base.

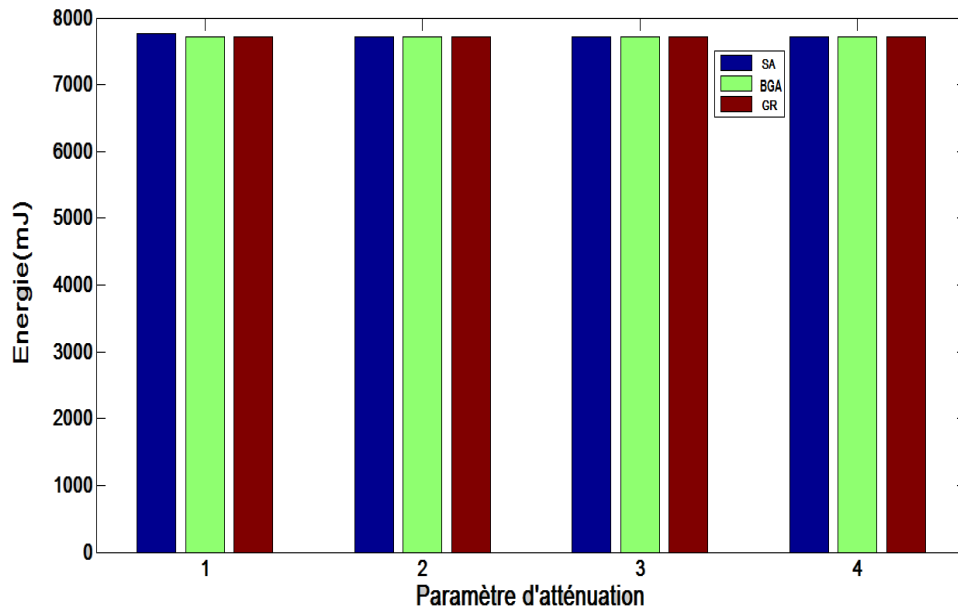


Figure 3.9: Énergie totale consommée par les capteurs actifs.

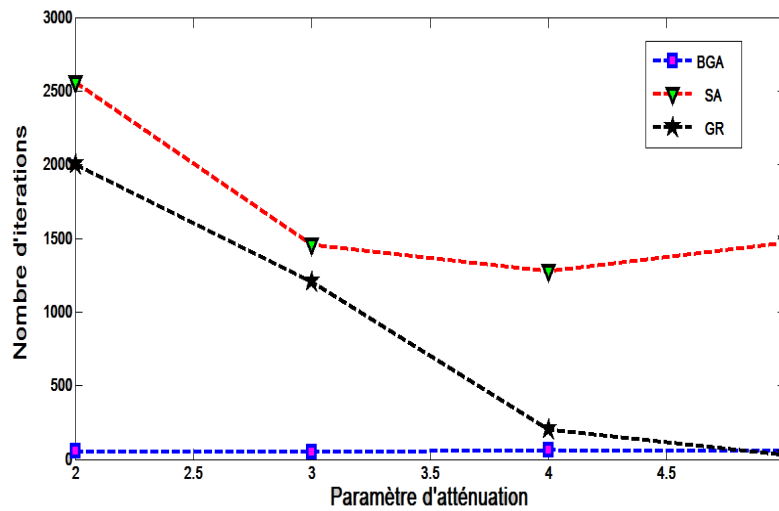


Figure 3.10: Comparaison des algorithmes SA, GR et AGB.

La performance de l'algorithme AGB face aux algorithmes de base SA et GR est justifiée par

les techniques avancées des algorithmes génétiques qui ont passé du stade de la recherche fondamentale à la recherche appliquée. En effet, en terme de convergence, SA et GR sont influencés négativement par le choix de la solution initiale qui est l'un des critères les plus importants pour ces algorithmes. Ainsi, pour obtenir la solution finale, SA et GR ne cherche que dans le voisinage de la solution initiale. Par contre, l'algorithme AGB peut commencer avec une population initiale, puis effectue une recherche globale pour atteindre la meilleure solution. Un autre point fort de AGB, c'est qu'il est capable d'optimiser n'importe quelle fonction objective sans tenir compte de sa régularité mathématique (continuité, différentiabilité, convexité, etc.).

3.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté quelques nouveaux algorithmes traitant les RCSF critiques où chaque nœud tente à minimiser la somme pondérée des coûts de mission et de communication avec ses voisins. L'approche proposée repose sur les performances des algorithmes génétiques. Les résultats obtenus montrent que, comparativement à d'autres techniques, les algorithmes que nous avons développés sont très avantageux en termes de convergence vers la solution optimale. Ainsi et après avoir contribué favorablement à la résolution de la deuxième problématique soulignée dans le cadre de ces travaux de thèse, dans le chapitre qui suit, nous allons proposer un algorithme de clustering multi-objectif faisant appel aux deux algorithmes AGC et AGB présentés dans ce chapitre.

Chapitre 4

Optimisation des ressources dans les RCSF: Conception de l'algorithme ACPMO

4.1 Introduction

En partant du fait que la fameuse contrainte énergétique constitue l'un des grands défis confrontés par les chercheurs dans le domaine des RCSF, et en guise de répondre à la troisième problématique soulignée dans cette thèse qui concerne la conservation de l'énergie dans les RCSF, vient ce chapitre dans lequel nous proposons un nouveau Algorithme de Clustering Pondéré et Multi-Objectif (ACPMO) [156, 157]. Cet algorithme permet la gestion optimale des ressources dans les clusters formant le réseau. Notre approche tient en compte un ensemble de paramètres concurrents à savoir: la caractéristique énergétique, le coût de mission, le coût de communication et le nombre de nœuds voisins. ACPMO divise le réseau en différents clusters et sélectionne les capteurs les plus performants en fonction de l'énergie résiduelle pour communiquer avec la station de base. Ainsi, ce chapitre commence par rappeler la problématique à résoudre dans la section 4.2. Ensuite, la section 4.3 décrit le fonctionnement détaillé des algorithmes constituant notre troisième contribution. Les résultats des simulations réalisées pour analyser les performances des algorithmes proposés sont détaillés et discutés dans la section 4.4 pour enfin conclure le chapitre avec la section 4.5.

4.2 Problématique

La problématique traitée dans ce chapitre peut être formulée comme suit: dans un RCSF, les capteurs ont plusieurs interactions sensibles à l'énergie et critiques en termes des coûts de mission et de communications entre eux qui ont des objectifs de nature concurrente au niveau énergétique et également en ce qui concerne leurs emplacements dans le réseau. Au sein de ces interactions, chaque capteur cherche à minimiser ses coûts et à maximiser ses performances énergétiques [157]. Ainsi, motivé par ces objectifs multiples et en partant du fait que l'énergie est une ressource critique et constitue souvent un obstacle majeur au déploiement des réseaux de capteurs qui prétendent à l'omniprésence dans le monde de demain, nous posons la question clé suivante: comment peut-on concevoir un algorithme répondant à ces besoins en tenant compte d'un ensemble de paramètres concurrents à savoir: le niveau d'énergie de chaque capteur, ses coûts de mission et de communication et le nombre de ses voisins?

4.3 Solution proposée

Guidé par l'objectif de réduire la consommation énergétique des capteurs et afin de contribuer à la résolution de la problématique formulée ci-dessus, notre approche porte sur le développement d'un algorithme de clustering pondéré et multi-objectif (ACPMO). Cet algorithme permet d'optimiser conjointement les différents paramètres critiques du réseau (le coût de mission, le coût de communication, le niveau énergétique de chaque capteur et le nombre de ses voisins). Pour ce faire, nous considérons le même réseau détaillé dans le chapitre précédent tout en gardant les mêmes notations du tableau 3.1. Dans la Figure 4.1, nous reformulons la problématique soulignée dans ce chapitre ainsi que la solution proposée.

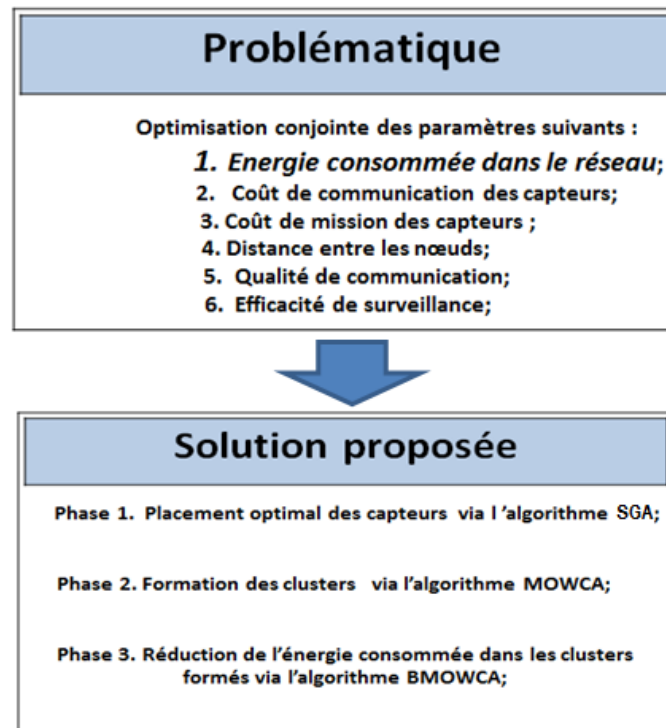


Figure 4.1: Formulation de la troisième problématique et la solution proposée.

4.3.1 Placement optimal des capteurs

Avant de déterminer les différents clusters constituant le réseau, nous rappelons brièvement l'objectif de la première phase de notre approche qui est la réduction des coûts de mission et de communication des nœuds capteurs. Pour cela, nous utilisons notre algorithme AGC présenté dans le chapitre précédent.

4.3.2 Description de l'algorithme ACPMO

Après avoir déterminé les positions optimales des capteurs, dans cette section, nous détaillons les différentes phases du développement de notre algorithme ACPMO (Figure 4.2). En effet, nous rappelons que cet algorithme est basé essentiellement sur les quatre paramètres présentés dans le tableau suivant:

Table 4.1: Constantes considérées lors du développement de ACPMO.

Paramètre	Signification
DD_i	Degré de différence du capteur i
DM_i	Distance de mission du capteur i
EC_i	Caractéristique énergétique du capteur i
DC_i	Somme de la distance entre le capteur i et ses voisins

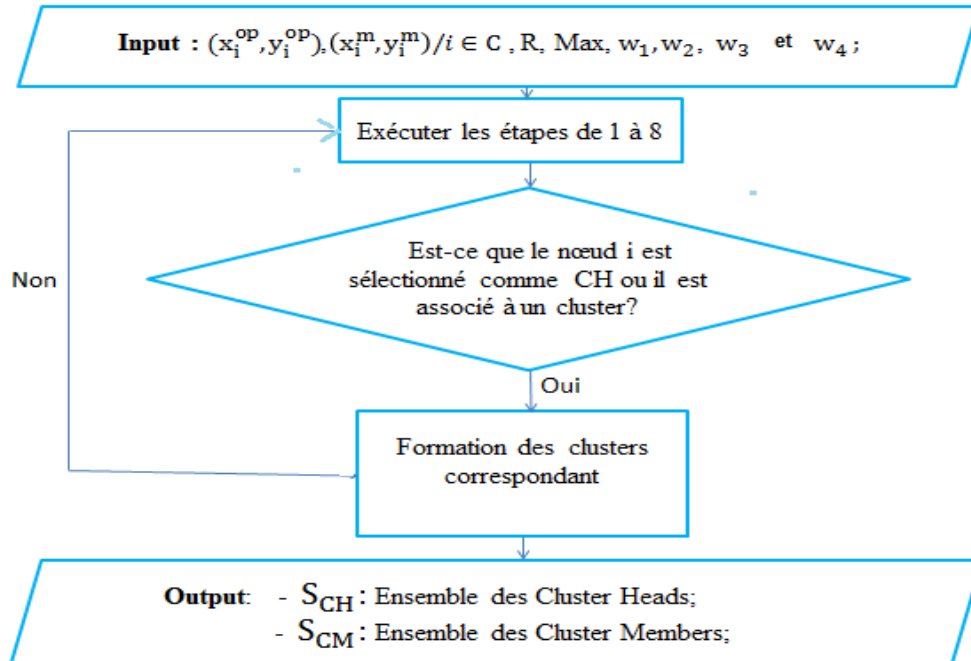


Figure 4.2: Organigramme de ACPMO.

Pour former les clusters du réseau, l'algorithme ACPMO suit les étapes suivantes:

- **Étape 1:** - Calculer le paramètre EC_i pour chaque capteur i , de la manière suivante:
 $EC_i = T_i \times A / E_i$ où T_i est le taux de transmission du capteur i , E_i est son énergie initiale et A est la constante d'amplification ($A = 1000$).

- **Étape 2:** - Pour chaque capteur i , déterminer l'ensemble des voisins $C_{v(i)}$ comme suit:

$$C_{v(i)} = \{j \in C / [(x_i^{op} - x_j^{op})^2 + (y_i^{op} - y_j^{op})^2]^{\frac{1}{2}} \leq R\}$$
. Où R est le rayon de couverture des capteurs.

- **Étape 3:** - Calculer le degré d_i de chaque capteur i par la formule suivante: $d_i = \text{Card}(C_{v(i)})$

- **Étape 4:** - Déterminer le paramètre DD_i pour chaque capteur i par: $DD_i = d_i - \text{Max}$.

Où Max est une constante signifiant le nombre maximal des capteurs à gérer par un chef de cluster.

- **Étape 5:** - Calculer le paramètre DC_i qui représente la somme des distances entre le capteur i et ses voisins comme suit:

$$DC_i = \sum_{j \in C_{v(i)}} [(X_i^{op} - X_j^{op})^2 + (y_i^{op} - y_j^{op})^2]^{\frac{1}{2}}$$

- **Étape 6:** - Déterminer WC_i , le poids pondéré associé au capteur i , tel que WC_i est défini par:

$$WC_i = w_1 \times DD_i + w_2 \times DC_i + w_3 \times DM_i + w_4 \times EC_i$$

- **Étape 7:** - Sélectionner le capteur i ayant le poids pondéré CW_i minimal comme cluster head.
- **Étape 8:** - Éliminer les nœuds qui sont choisis comme des clusters head et également leurs voisins de l'ensemble des capteurs de départ.
- **Étape 9:** -Re-exécuter les étapes de 1 à 8 pour les capteurs restants jusqu'à ce que tous les capteurs appartiennent à l'un des clusters. A la fin de cette étape, les différents clusters seront formés et tous les nœuds capteurs sont regroupés en clusters.

Exemple explicatif: Dans cette section, nous illustrons par un exemple détaillé comment fonctionne l'algorithme ACPMO. Pour ce faire, nous considérons un RCSF contenant douze

capteurs caractérisés chacun par les quatre paramètres suivants: (x_i^{op}, y_i^{op}) (la position optimale du capteur) i , (x_i^m, y_i^m) (la position de mission du capteur i) et les paramètres E_i et T_i (sont définis précédemment) comme indiqué sur le tableau suivant:

Table 4.2: Paramètres caractérisant les capteurs du réseau considéré.

Capteur i	(x_i^m, y_i^m)	(x_i^{op}, y_i^{op})	E_i	T_i
1	(50,60)	(50,64.3)	7500	5
2	(80,60)	(75,65)	7200	6
3	(120,60)	(122,66)	6600	6
4	(170,60)	(165, 65.5)	8400	4
5	(70,80)	(65,85.5)	10000	5
6	(140,90)	(136,90.5)	7600	4
7	(70,110)	(69.8,115)	9600	4
8	(110,120)	(107,126)	9000	5
9	(150,110)	(145,114)	8500	5
10	(140,130)	(133,137)	9600	6
11	(110,150)	(105,155)	9600	4
12	(60,150)	(57.4, 156)	8000	5

Les autres paramètres intervenant dans l'exécution de l'algorithme ACPMO sont définis de la manière suivante:

Table 4.3: Constantes considérées lors du développement de ACPMO.

Paramètre	Valeur
Max	6
w_1	0.4
w_2	0.2
w_3	0.2
w_4	0.2

Nous signalons que les valeurs des poids w_1, w_2, w_3, w_4 ne sont choisies qu'après avoir effectué plusieurs simulations. Après ces opérations d'initialisation, il est temps maintenant de montrer le mode opérationnel de l'algorithme ACPMO. En effet, pour l'exemple traité, ACPMO se déroule selon les étapes détaillées ci-dessous:

- **Étape 1:** Pour chaque capteur i , on calcule le paramètre EC_i .
- **Étape 2:** On détermine le degré d_i et l'ensemble des voisins $C_{v(i)}$ du capteur i . Les résultats obtenus sont présentés dans le tableau 4.3.
- **Étape 3:** On calcule le paramètre DD_i de chaque capteur i .
- **Étape 4:** Pour chaque capteur i , on détermine le paramètre DC_i . Par exemple:

$$DC_1 = [(50 - 75)^2 + (64.3 - 65)^2]^{\frac{1}{2}} +$$

$$[(50 - 65)^2 + (64.3 - 85.5)^2]^{\frac{1}{2}} +$$

$$[(50 - 69.8)^2 + (64.3 - 115)^2]^{\frac{1}{2}} = 105$$

- **Étape 5:** On calcule la distance DM_i correspondant au capteur i . Par exemple:

$$DM_1 = [(50 - 50)^2 + (64.3 - 60)^2]^{\frac{1}{2}} = 4.3$$

Table 4.4: Valeurs des paramètres $C_{v(i)}$ et d_i pour chaque capteur i .

Sensor i	$C_{v(i)}$	d_i
1	{ 2,5,7 }	3
2	{ 1,3,5,7 }	4
3	{ 2,4,6,9 }	4
4	{ 3,6,9 }	3
5	{ 1,2,7,8 }	4
6	{ 3,4,8,9,10 },	5
7	{ 1,2,5,8,11,12 }	6
8	{ 5,6,7,9,10,11,12 }	7
9	{ 3,4,6,8,10,11 }	6
10	{ 6,8,9,11 }	4
11	{ 7,8,9,10,12 }	5
12	{ 7,8,11 }	3

- **Étape 6:** On détermine le poids combiné WC_i associé à chaque capteur i . Après l'exécution de cette étape, les divers paramètres DD_i , DC_i , DM_i , EC_i et WC_i sont tous calculés pour chaque capteur i . Les résultats obtenus sont présentés dans le tableau 4.5.

Table 4.5: Valeurs des paramètres DC_i , DM_i , DD_i , EC_i et WC_i pour chaque capteur i .

Capteur i	DC_i	DM_i	DD_i	EC_i	WC_i
1	105	4.300	3	0.133	23.193
2	155	7.071	2	0.166	50.254
3	171	6.324	2	0.181	54.906
4	133	7.433	3	0.095	43.806
5	163	7.286	2	0.100	52.386
6	184	4.031	1	0.105	57.335
7	269	5.004	0	0.083	82.617
8	298	6.708	1	0.111	92.368
9	253	6.403	0	0.117	78.409
10	100	9.899	2	0.125	34.394
11	220	7.071	1	0.083	68.938
12	148	6.540	3	0.125	48.187

- **Step 7:** Le capteur ayant le paramètre WC_i minimal est choisi comme cluster head. D'après le tableau 5.4, il est clair que la valeur minimale du poids combiné est WC_1 . Par la suite, le capteur 1 est le premier cluster head. Ce résultat est montré sur la Figure 4.3.

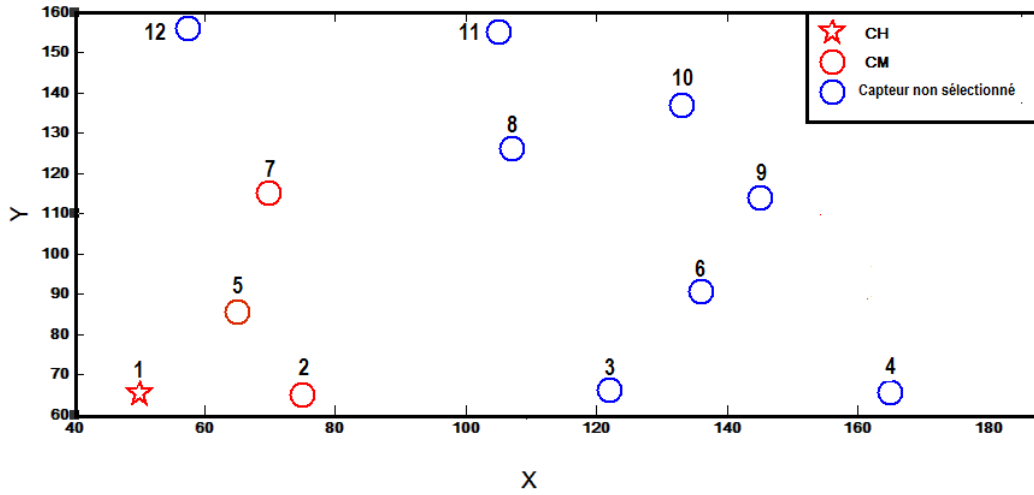


Figure 4.3: Sélection du premier CH.

- **Étape 8:** Le cluster head (CH: capteur 1) et ses voisins (CM: capteurs 2,5 et 7) sont éliminés de l'ensemble des capteurs de départ. Les nœuds restant après l'exécution de cette étape sont présentés sur la Figure 4.4:

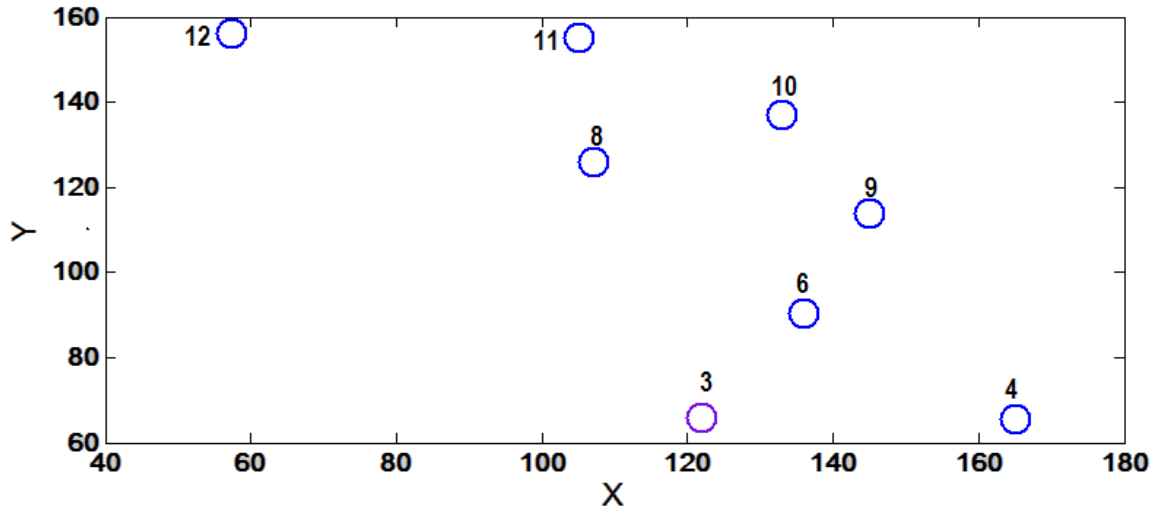


Figure 4.4: Capteurs restants après la première itération.

Les étapes de 1 à 8 sont répétées pour les nœuds restants jusqu'à ce que chaque capteur soit associé à un cluster. La Figure 4.5 montre les résultats finaux du regroupement.

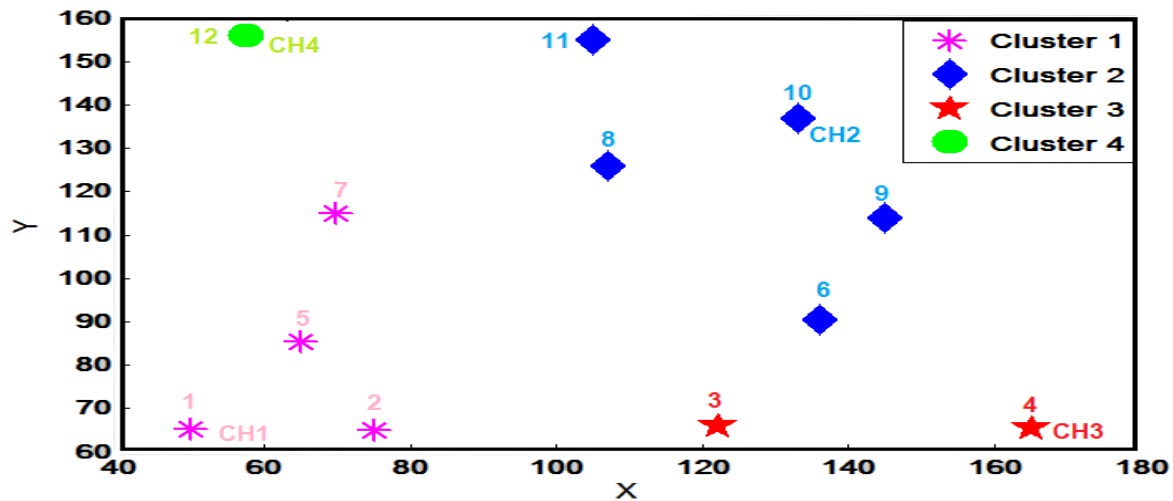


Figure 4.5: Résultats finaux fournis par l'algorithme ACPMO.

4.3.3 Optimisation de l'énergie consommée dans les clusters formés

L'objectif de cette dernière phase de notre approche est de minimiser l'énergie consommée dans les clusters formés. Pour atteindre cet objectif, nous combinons notre algorithme AGB (traité dans le chapitre précédent) avec l'algorithme ACPMO présenté par la Figure 4.2. L'algorithme BACPMO résultant comporte deux phases essentielles à savoir: la formation des clusters et le placement optimal de la SB. Le BACPMO fait preuve de son efficacité en terme de réduction d'énergie consommée dans le réseau. Les résultats des simulations sont présentés dans la section suivante.

4.4 Résultats et discussions

Cette section est consacrée à la présentation des résultats obtenus après avoir effectué plusieurs simulations en faisant appel aux fonctions et aux paramètres définis dans la section 3.4 du chapitre précédent. Plus précisément, cette section met l'accent sur l'évaluation des performances de l'approche proposée dans ce chapitre. Nous rappelons que cette approche englobe

trois phases principales. La première vise la détermination des positions optimales des capteurs via l'algorithme AGC; ce qui permet de minimiser conjointement les coûts de mission et de communication pour chaque capteur. Les résultats de cette phase sont présentés dans la Figure 4.6.

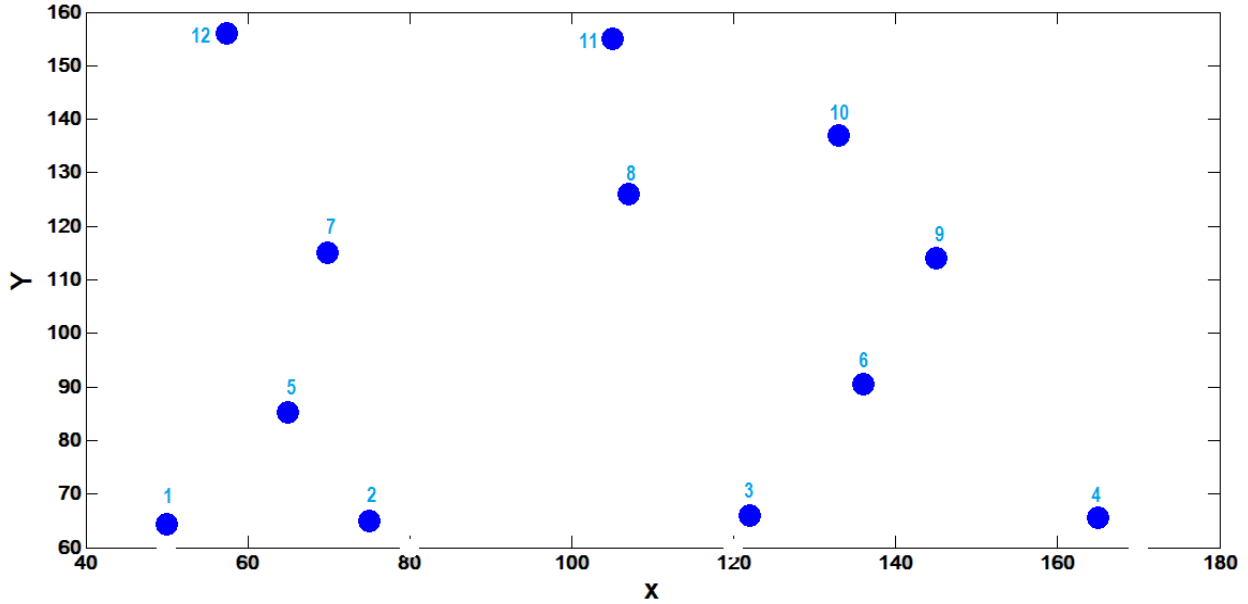


Figure 4.6: Positions optimales des capteurs.

La deuxième phase consiste à former les différents clusters du réseau par l'exécution de l'algorithme ACPMO. Quand à la dernière phase, elle permet l'optimisation de l'énergie totale consommée dans les clusters construits. Dans ce qui suit, nous présentons les résultats obtenus.

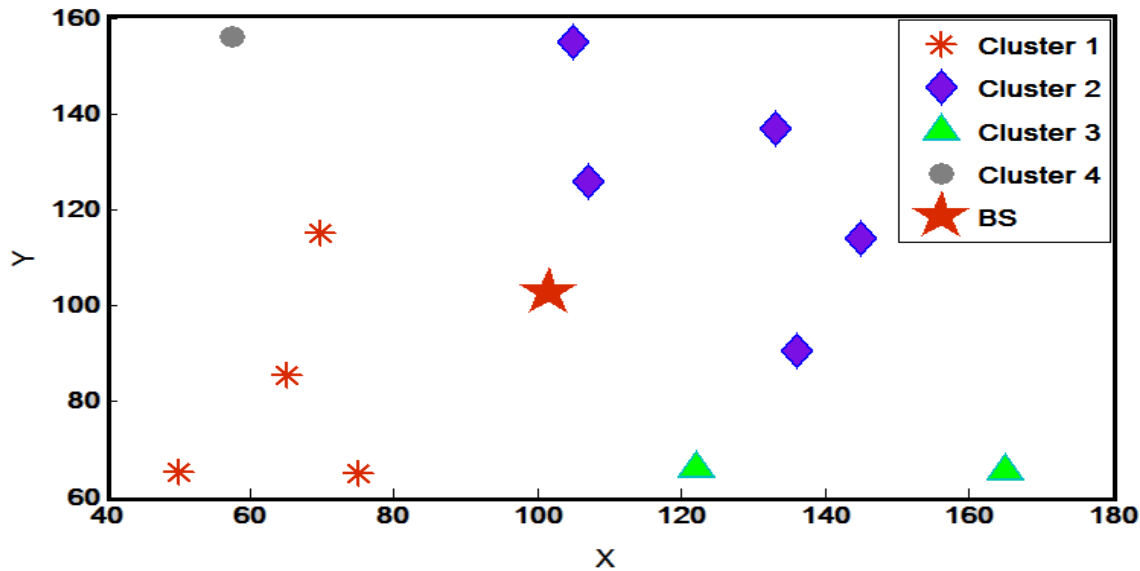


Figure 4.7: Clusters formés par ACPMO.

La Figure 4.7 montre que l'approche proposée permet de diviser le réseau en quatre clusters tout en déterminant la meilleure position de la station de base SB.

Pour pallier au problème d'énergie, nous faisons appel à notre algorithme BACPMO qui est une version améliorée de AGB. En comparant BACPMO avec AGB, il se voit clairement, d'après la Figure 4.8, que BACPMO est très efficace par rapport à AGB. En effet, l'énergie totale consommée dans le réseau a diminué de façon remarquable grâce à l'algorithme BACPMO. Cela signifie que cet algorithme permet d'économiser beaucoup l'énergie qui constitue à ce jour un grand défi pour les chercheurs dans le domaine des RCSF. La performance de BACPMO est justifiée, d'une part, par le fait d'introduire les différents paramètres DD_i , DC_i , DM_i et EC_i (pour chaque capteur i) dans la fonction à optimiser. En d'autres termes, l'algorithme BACPMO est influencé beaucoup par l'importance de l'optimisation multi-objectif utilisée. Cette technique permet à BACPMO d'examiner les différents paramètres critiques du réseau étudié à savoir le coût de la mission, le coût de communication et aussi la distance entre les capteurs et la SB. D'autre part, grâce au clustering effectué par ACPMO, seuls les meilleurs capteurs performants en termes d'énergie sont choisis pour communiquer

avec la SB. Ces facteurs rend l'algorithme BACPMO assez performant en ce qui concerne la consommation d'énergie dans les RCSF.

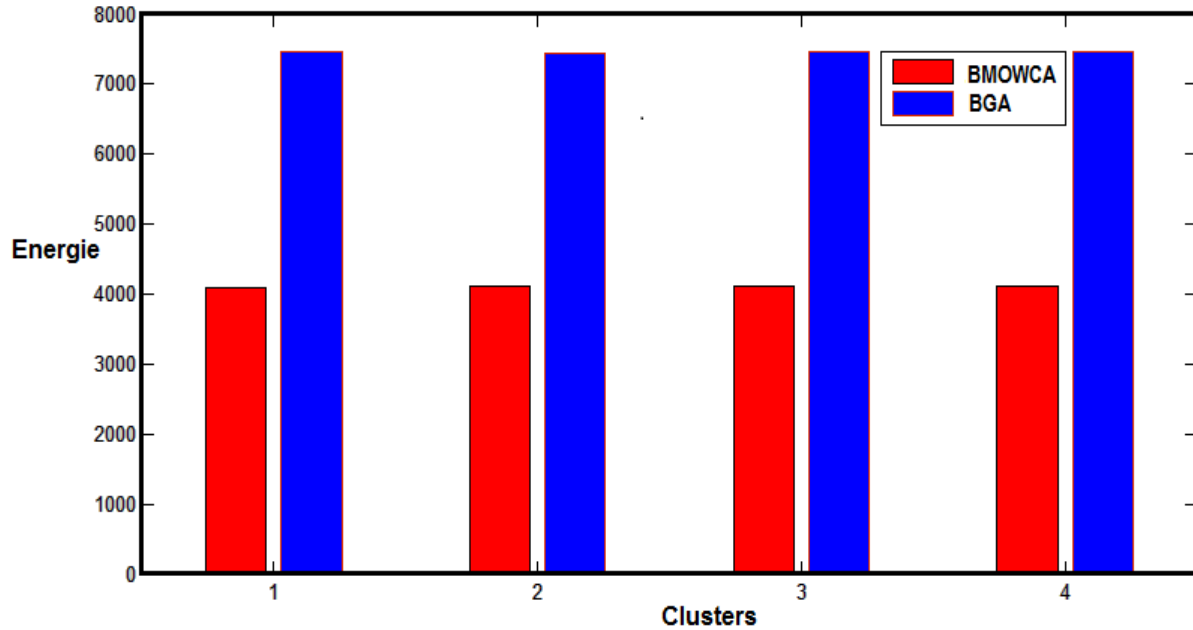


Figure 4.8: Comparaison des algorithmes BACPMO et AGB.

4.5 Conclusion

En guise de conclusion, nous rappelons que la consommation d'énergie des capteurs joue un rôle important dans la durée de vie du réseau qui est devenue le critère de performance prédominant dans ce domaine. Si nous voulons que le réseau fonctionne de manière satisfaisante aussi longtemps que possible, ces contraintes d'énergie nous obligent à faire des compromis entre différentes activités aussi bien au niveau du nœud qu'au niveau du réseau. Dans ce chapitre et afin de lever ce verrou, nous avons proposé un nouveau algorithme de clustering pondéré et multi-objectif traitant les RCSF critiques où chaque nœud tente de minimiser la somme pondérée des coûts de mission et de communication d'une manière répartie. L'approche proposée repose sur les atouts des algorithmes génétiques. Les résultats obtenus

montrent que, les algorithmes présentés dans ce travail sont avantageux en termes de réduction de l'énergie; les différentes simulations montrent que l'énergie totale consommée dans le réseau a diminué remarquablement de 45% (Figure 4.8). Cela signifie que les algorithmes proposés répondent à la contrainte de minimisation de l'énergie qui est le grand défi des recherches dans le domaine des RCSF.

Chapitre 5

Application en écologie: Conception du système STDI

————— PRÉAMBULE —————

En forêt, les grands animaux sont discrets vis-à-vis des humains. Il est difficile de les apercevoir. Ils trahissent pourtant leur présence. Si vous entrez en forêt en faisant autant de bruit, vous n'aurez aucune chance d'observer le moindre animal. Même les oiseaux se tairont sur votre passage ou alors c'est vous qui ne les entendrez pas. La première chose à faire est de vous balader en silence. Vous entendrez les bruits de la nature : chants d'oiseaux, murmures d'un ruisseau, bourdonnements des insectes, cris de rapaces, de batraciens. C'est à la belle saison que l'ambiance sonore des forêts est la plus diversifiée. Arrêtez-vous et écoutez, tout simplement. En faisant silence et en étant patients, vous pourrez peut-être apercevoir des oiseaux dans les arbres. Si vous avez des jumelles, vous les verrez de plus près. Par contre, tomber nez à nez avec un renard, un blaireau, un sanglier ou un cerf est plus difficile. Regardez bien, les animaux laissent des traces qui trahissent leur présence: empreintes de pattes dans la boue, poils, crottes, griffures sur les troncs d'arbres, pelotes de réjection... Ces dernières sont des boules rejetées par certains oiseaux comme les rapaces, les corbeaux... qui contiennent les éléments durs et non digérés (poils, os...) des proies qu'ils avalent en entier. En les examinant, on peut voir ce que l'oiseau a mangé. N'hésitez pas à soulever des pierres, des branches mortes... Elles

abritent toutes sortes d'insectes. Arrêtez-vous aussi près des flaques, des mares qui attirent aussi une faune diversifiée (libellules araignées d'eau...). Dernière suggestion pour profiter de la nature : se rendre dans les forêts d'Ardenne en automne (à partir de la mi-septembre) pour écouter le brame du cerf en compagnie d'un guide. Dans la forêt, il y a toujours quelque chose à observer.

Texte : Rita Wardenier, Supplément au Journal des Enfants du 26 août 2011

5.1 Introduction

Alors que nous nous apprêtons à commencer cet avant dernier chapitre, c'est le moment idéal de mettre en pratique l'une des applications de nos contributions présentées dans les chapitres précédents. En fait, grâce à la pluridisciplinarité des RCSF, nous avons choisi une application environnementale visant la détermination des espèces animales vivant dans nos forêts marocaines. Les animaux et écosystèmes qui ont évolué des millions d'années pour être ce qu'ils le sont aujourd'hui ne seront jamais ramenés à la vie si jamais ils venaient à disparaître. En effet, ce chapitre est consacré à la présentation de notre quatrième contribution qui concerne le développement d'un Système de Traitement Distribué des Images (STDI) [152]. Ce système fait appel aux différents algorithmes conçus dans les contributions précédentes. Nous signalons que le travail présenté dans ce chapitre est une proposition personnelle où nous apportons notre propre vision du monde de traitement des images par des RCSF; vu le manque des outils d'expérimentation, le travail effectué a reposé essentiellement sur une étude théorique munie de quelques simulations sur l'ordinateur. Ainsi, dans un premier temps, nous mettons en pratiques les algorithmes AGC, AGB et BACPMO dans la section 5.2. Puis, dans la section 5.3, nous présentons une description détaillée du système STDI. Ensuite, la section 5.4 montre les résultats et les simulations effectués en mettant l'accent sur les performances et l'efficacité de la solution proposée. Finalement, la section 5.5 conclue ce chapitre.

5.2 Mise en pratique des algorithmes AGC, AGB et BACPMO

Notre objectif ici est de surveiller une zone forestière (500 x 400)(m) afin de déterminer les espèces d'animaux vivant dans cette zone. Pour ce faire, nous déployons un ensemble de capteurs dotés chacun par une caméra permettant la détection des animaux passant par les points d'intérêts (les passages les plus fréquentés par les animaux: pont, tunnel, lac, etc.) existant dans cette zone. Dans notre application, nous avons considéré trois points d'intérêts, chacun est contrôlé par trois capteurs. Durant ce chapitre, nous utilisons les notations suivantes:

- $N = \{1, 2, 3, \dots, 9\}$: Ensemble des capteurs utilisés pour la surveillance des points d'intérêt;
- (x_i^m, y_i^m) : Position de mission du capteur i ;
- (x_i^c, y_i^c) : Position de communication du capteur i ;

Les différentes valeurs des positions de mission et de communication de chaque capteur sont présentées dans le tableau 5.1.

Table 5.1: Positions de mission et de communication des capteurs considérés.

Sensor i	(x_i^m, y_i^m)	(x_i^c, y_i^c)
1	(130,100)	(92,82)
2	(130,100)	(168,82)
3	(130,100)	(130,140)
4	(280,280)	(242,262)
5	(280,280)	(318,262)
6	(280,280)	(280,320)
7	(440,120)	(402,102)
8	(440,120)	(478,102)
9	(440,120)	(440,160)

Après avoir fait appel à notre algorithme AGC, nous avons obtenu les différentes positions optimales pour l'ensemble des capteurs. Ces positions minimisent conjointement les coûts de mission et de communication de chaque capteur. La Figure 5.1 montre les résultats fournis par l'algorithme AGC.

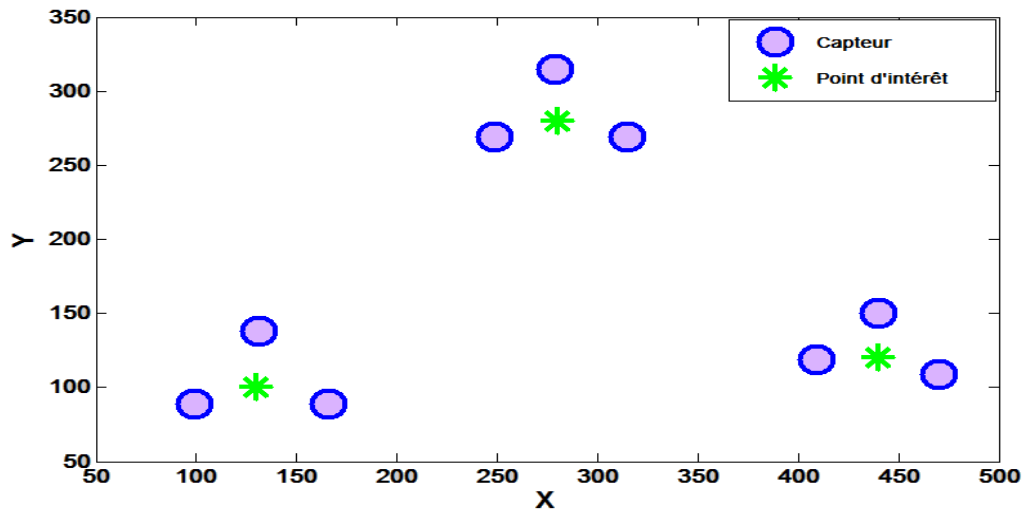


Figure 5.1: Positions optimales des capteurs.

Afin de déterminer S_{CH} , S_{CM} et (x_{SB}, y_{SB}) représentant respectivement, l'ensemble des cluster heads (CH), l'ensemble des cluster members (CM) et la position optimale de la station de base (SB), nous avons exécuté l'algorithme BACPMO. Les résultats obtenus sont présentés dans la Figure 5.2.

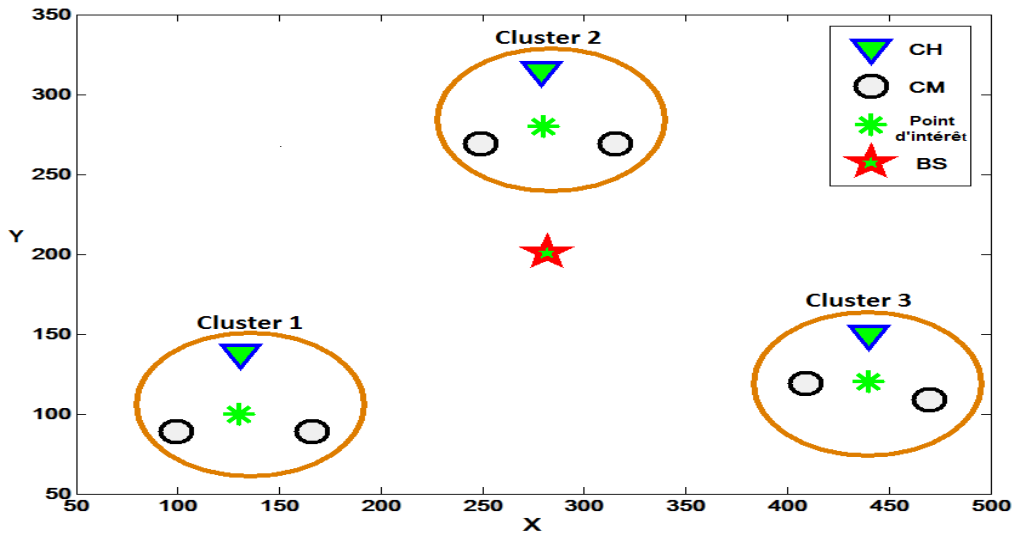


Figure 5.2: L'ensemble des CH, CM et la position optimale de SB.

Après avoir déployé les capteurs et également la station de base dans leurs positions optimales. Il est temps maintenant de détailler les différentes étapes permettant la détermination des espèces d'animaux vivant dans la zone en question. C'est l'objectif de la section qui suit.

5.3 Conception du système STDI

5.3.1 Traitement séquentiel d'une image

Dans cette partie, nous rappelons la démarche suivie pour traiter séquentiellement une image I d'un objet O . En effet, après être prise par un capteur, à partir d'un angle de vue, l'image I est traitée selon les trois phases standards tel qu'il est illustré par la Figure 5.3 qui sont:

- **Le prétraitement:** Après l'acquisition de l'image, le système de reconnaissance commence par la phase du prétraitement qui comporte la normalisation de la taille et la transformation de l'image couleur aux niveaux de gris.

- **L'extraction:** Cette phase permet d'extraire les caractéristiques de l'image. Elle est basée essentiellement sur l'utilisation du descripteur GIST, des moments ZERNIK et du descripteur CENTRIST.
- **La classification:** Quand à cette phase, elle fait appel à la méthode des réseaux de neurones et à la technique SVM.

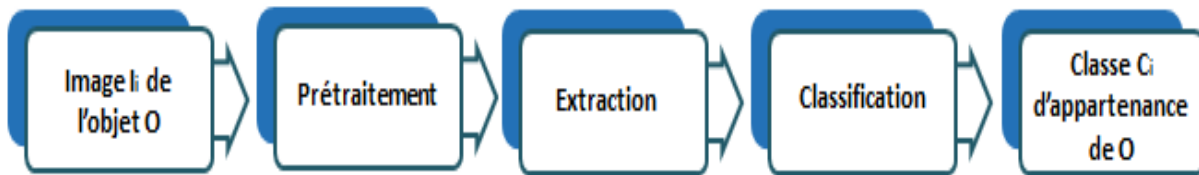


Figure 5.3: Processus de Classification des Images: Traitement Séquentiel (TS).

5.3.2 Système proposé

Notre approche consiste à déterminer la nature d'un objet O (la classe de l'objet O) en utilisant les images de cet objet. Ces images sont prises simultanément par un ensemble de capteurs déployés dans une zone fréquentée par l'objet en question. Pour ce faire, nous avons mis en œuvre un système qui se base sur la parallélisation de plusieurs traitements de type TS (Figure 5.3) permettant chacun de traiter une image prise à partir d'un angle de vue (selon l'emplacement du nœud capteur). Plus précisément, le système proposé fonctionne comme suit: Tout d'abord, pour chaque objet O entrant à la zone d'intérêt (zone à surveiller), les capteurs déployés dans cette zone prennent plusieurs images pour cet objet (l'image prise par chaque capteur dépend de son angle de vue). Puis, chaque image est traitée via un système TS. Après avoir traité toutes les images prises par l'ensemble des capteurs d'une manière collaborative et déterminé les sous classes d'appartenance de O selon les différents angles de vue, notre système fait appel à un vote majoritaire pour prendre une décision finale concernant la nature de l'objet O . Pour mieux éclaircir le fonctionnement du système proposé, nous utilisons un schéma explicatif comme le montre la Figure 5.4.

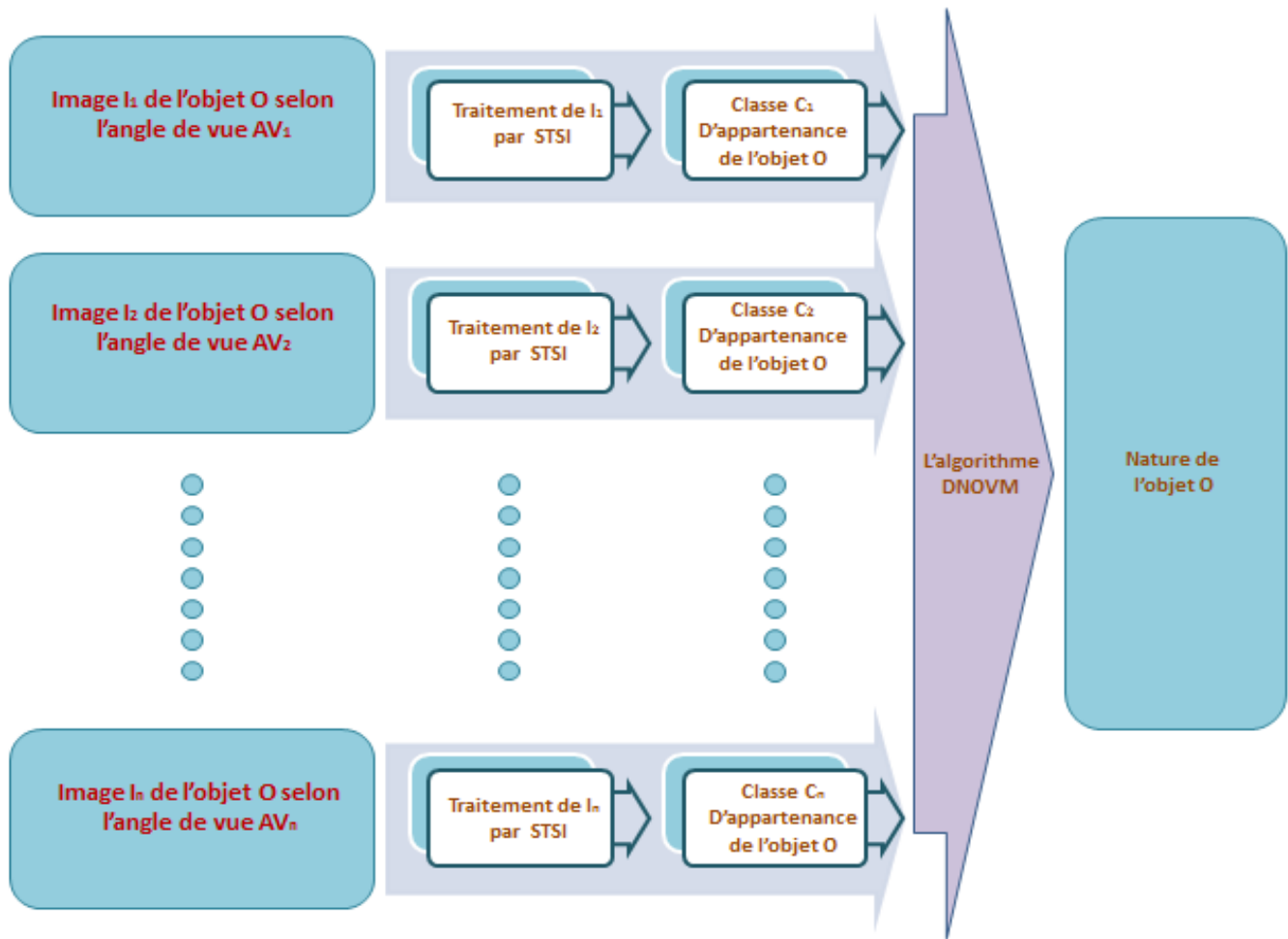


Figure 5.4: Prototype du système STDI.

Nous signalons que notre algorithme DNOVM (Détermination de la Nature d'un Objet par Vote Majoritaire), introduit dans le système proposé, est conçu selon les étapes décrites ci-dessus :

- **Étape 1:** L'algorithme DNOVM commence par prendre en argument le paramètre suivant: $C = \{C_1, C_2, \dots, C_n\}$ qui signifie l'ensemble des classes prévues.
- **Étape 2:** Pour chaque classe C_i , l'algorithme calcule $Napp(C_i)$ qui signifie le nombre d'apparition de C_i comme résultat du traitement TS.
- **Étape 3:** L'algorithme sélectionne comme résultat final du traitement, la classe C_i ayant la valeur $Napp(C_i)$ la plus élevée.

Brièvement, l'organigramme de DNOVM résume ces étapes comme l'indique la Figure 5.5.

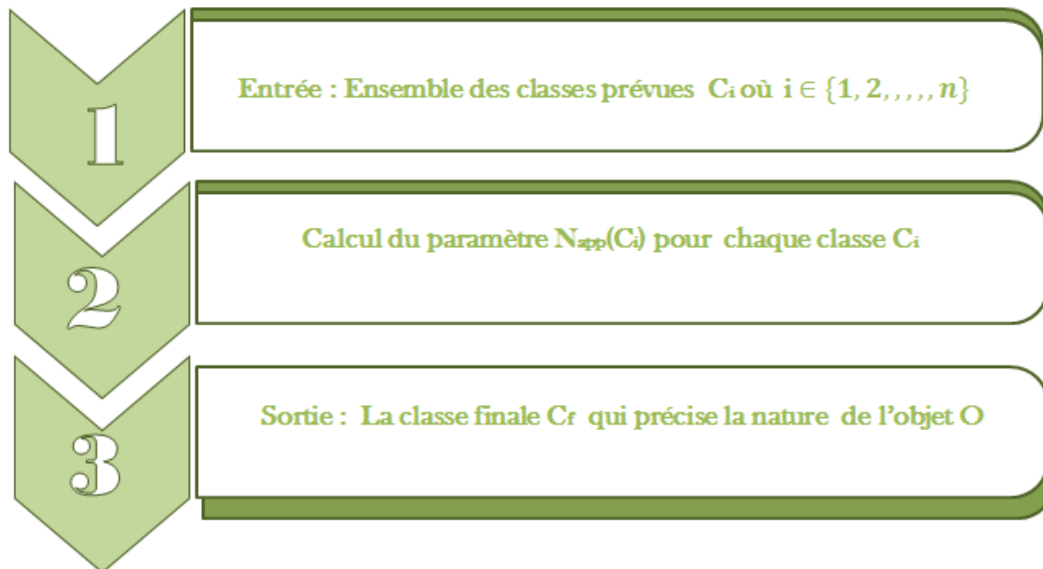


Figure 5.5: Organigramme de DNOVM.

5.4 Résultats et simulation

Dans cette section, nous présentons les résultats obtenus après avoir effectué plusieurs simulations. En effet, pour mettre en pratique notre approche, nous avons construit une base de données d'images (Base de Données des Images: BDI) qui contient cinq classes représentant quelques espèces d'animaux. Chaque classe contient trois catégories d'images classées selon trois angles de vue différents. Pour évaluer les performances de l'approche proposée dans ce chapitre, nous commençons par le calcul des différents taux de reconnaissance qui correspondent aux divers scénarios des traitements TS (Figure 5.3) effectués. Les résultats de cette phase sont présentés dans le tableau 6.2.

Table 5.2: Taux de reconnaissance des traitements TS effectués.

Classification ***** Extraction	CENTRIST	GIST	ZERNIK
SVM	51%	70%	65%

Nous remarquons que les taux fournis par les traitements séquentiels TS sont en général faibles, d'où l'idée de penser à les maximiser via le développement du système distribué STDI (Figure 5.4) . Plus précisément, l'objectif de STDI est d'aboutir à une décision finale permettant de déterminer, avec plus de précision, la nature d'espèce animal détecté dans la zone à surveiller. En partant du fait que STDI fait appel à l'algorithme DNOVM, il est judicieux donc de présenter un exemple d'exécution de cet algorithme. Pour ce faire, nous utilisons les notations suivantes:

Table 5.3: Notations utilisées pour la mise en pratique de DNOVM.

Notations	Significations
C_1, C_2, C_3, C_4 et C_5	Les cinq classes considérés
Cap_1, Cap_2 et Cap_3	Les trois capteurs utilisés
AV_1, AV_2 et AV_3	Les trois angles de vue considérés
I_1, I_2 et I_3	Images prises par Cap_1, Cap_2 et Cap_3
TS_1, TS_2 et TS_3	Les trois systèmes séquentiels considérés

Relativement aux notations précédentes, le DNOVM s'exécute de la manière suivante: la première étape concerne la détermination des paramètres d'entrée. Dans cet exemple, nous avons pris $C = \{C_1, C_2, C_3, C_4, C_5\}$. Dans sa deuxième étape, DNOVM calcule le paramètre $Napp(C_i)$ pour chaque classe C_i de C . Les résultats atteints sont: $Napp(C_1) = 2, Napp(C_2) = 1, Napp(C_3) = 0, Napp(C_4) = 0$ et $Napp(C_5) = 0$. Finalement, l'algorithme se termine par le résultat suivant: $C_f = C_1$. Ce qui signifie que la classe dont il appartient l'espèce animal détecté est C_1 .

Après avoir rappelé comment fonctionne l'algorithme DNOVM, nous résumons également, dans ce qui suit, les différentes étapes d'exécution des trois systèmes TS_1, TS_2 et TS_3 comme le montre la Figure 5.6.

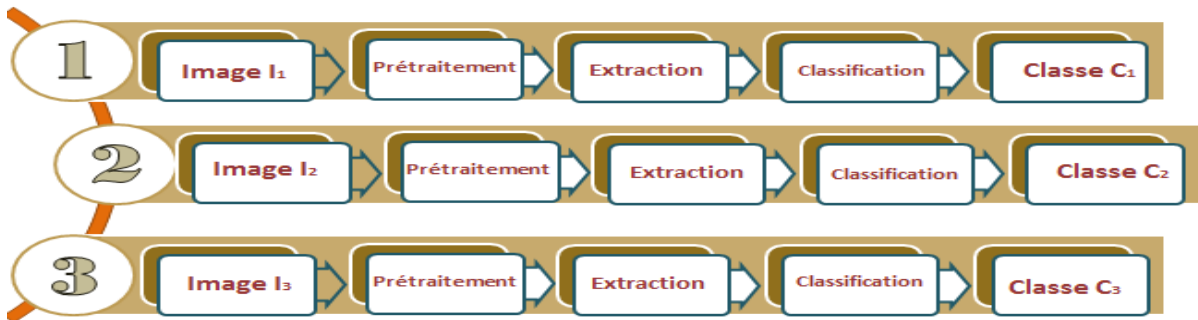


Figure 5.6: Étapes d'exécution des trois systèmes TS_1 , TS_2 et TS_3 .

Il est temps maintenant d'évaluer les performances du système STDI. En effet, le tableau 6.4 présente les résultats fournis par ce système distribué qui comporte les trois sous systèmes séquentiels TS_1 , TS_2 et TS_3 .

Table 5.4: Performances du système STDI.

Classe prévue	Résultat de TS_1	Résultat de TS_2	Résultat de TS_3	Taux de STDI	Classe C_f
C_1	C_1	C_2	C_1	66%	C_1
C_2	C_2	C_2	C_2	100%	C_2
C_3	C_3	C_3	C_1	66%	C_3
C_4	C_4	C_4	C_4	100%	C_4
C_5	C_5	C_2	C_5	66%	C_5

D'après ces résultats, il se voit clairement que le système STDI est plus performant en ce qui concerne décision finale (Classe C_f) qu'il fournisse relativement à la classe prévue. En d'autres termes, le système STDI permet de déterminer la nature des objets entrant à la zone à surveiller avec une grande précision en se basant uniquement sur trois angles de vue pour chaque objet. Notre système STDI est beaucoup influencé, d'une manière assez positive, par le fait suivant: «L'UNION FAIT LA FORCE». Cette caractéristique qui rend notre approche plus avantageuse est un fruit direct du fait d'introduire le vote majoritaire et le traitement distribué dans notre système proposé.

5.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous nous sommes concentrés sur l'un des principaux verrous de la recherche dans le domaine des réseaux de capteurs à savoir: le traitement distribué des images via les RCSF ainsi que l'optimisation de quelques paramètres critiques qui caractérisent ces réseaux. Notre contribution a porté sur le développement d'un nouveau système de traitement distribué d'images utilisant les RCSF. L'approche proposée est détaillée à travers un exemple d'application permettant de surveiller une zone forestière par un ensemble de capteurs. Nous avons visé la minimisation du temps de traitement, en tenant compte des capacités de communication, du coût de mission de chaque capteur et des exigences spécifiques de l'extraction des caractéristiques des images captées. Pour évaluer l'exactitude de notre schéma, plusieurs simulations ont été réalisées à l'aide des méthodes de sélection des caractéristiques: CENTRISTE, GIST et ZERNIKS. Pour la phase de la classification, nous avons utilisé la méthode du réseau de neurones et la méthode SVM. Les résultats obtenus illustrent que le développement de l'algorithme DNOVM et l'introduction de la technique du traitement parallèle dans notre approche, augmente considérablement la performance du système proposé. Le travail peut être étendu de plusieurs façons: la surveillance des environnements hostiles, des espaces publics comme les aéroports ou les ambassades, les milieux où le comportement des personnes peut être pertinent afin de déterminer les situations anormales. En guise de perspectives, nous souhaitons améliorer cette étude pour inclure les réseaux de capteurs sans fil sous-marins.

Conclusion générale

Nous présentons à ce niveau une synthèse globale du manuscrit. En effet, les travaux effectués dans cette thèse nous ont permis de lever certains verrous de recherche dans le domaine des réseaux de capteurs et ont montré la richesse de cette thématique. Les différentes problématiques abordées et la multitude d'applications qui peuvent y être rattachées ou encore la pluridisciplinarité de ce domaine lui procure un avenir prometteur.

Les réseaux de capteurs sans fil ont fait l'objet d'une activité de recherche intense en vue d'accélérer leur développement et de promouvoir leur utilisation. Ces recherches couvrent notamment le développement d'algorithmes d'optimisation multi-objective afin d'optimiser simultanément un certain nombre d'objectifs contradictoires qui caractérisent les RCSF. Le sens de cette contradiction est justifié par le fait que quelques paramètres doivent être minimisés (l'énergie consommée dans le réseau, le coût de mission, le coût de communication, la distance entre les nœuds) alors que d'autres paramètres nécessitent une maximisation (la vitesse d'accès, la qualité de communication, l'efficacité de la mission, le rendement, la durée de vie). Nous signalons également que la thématique d'optimisation multi-objective traitant les RCSF constitue vraiment un sujet de recherche effervescent pour les théoriciens dans sa partie théorique et pour les ingénieurs dans sa partie expérimentale. Nos travaux de thèse sont venus dans cette optique. D'une part, la partie théorique du sujet a nécessité des outils mathématiques robustes. C'est pour cela que nous avons choisi la théorie des jeux et les algorithmes génétiques grâce à leurs multiples avantages et leurs performances en termes d'optimisation multi-objectifs. D'autre part, l'ensemble des contraintes spécifiques des RCSF traitées nous obligent, dans la partie expérimentale, de développer des outils de simulation

performants (les simulateurs D.S.O.Sensor, AGC et AGB, le système STDI) qui tiennent en compte de ces contraintes.

Dans ce mémoire de thèse, après avoir défini le contexte général du sujet, le chapitre 1 a présenté tout d'abord une étude descriptive des RCSF tout en mettant l'accent sur leur pluridisciplinarité. Puis, il a fourni un état de l'art ainsi qu'une étude synthétique des algorithmes d'optimisation multi-objective traitant les RCSF en vue de déterminer les principaux aspects dont doivent tenir compte nos contributions.

Le chapitre 2 est consacré à la présentation de la solution proposée pour répondre au premier défi souligné dans le cadre de cette thèse à savoir: la gestion optimale des interactions entre les capteurs afin de prendre une décision stratégique d'accès au medium. Cette solution comporte deux phases. La première phase concerne la modélisation mathématique de la solution en se basant sur la théorie des jeux. La deuxième phase concerne le développement du simulateur "D.S.O.Sensor" afin de valider expérimentalement les résultats théoriques obtenus.

Le chapitre 3 a porté sur la présentation de la deuxième contribution concernant la minimisation conjointe des coûts de mission et de communication des capteurs dans le cadre d'un réseau plein d'interactions concurrentes où chaque nœud cherche à satisfaire sa mission d'une manière efficace tout en augmentant la qualité de communication avec ses voisins. L'approche proposée a reposé sur les performances des algorithmes génétiques. Les résultats obtenus ont montré que, comparativement à d'autres techniques, les algorithmes que nous avons développé sont très avantageux en terme de convergence vers la solution optimale.

Dans le chapitre 4, nous avons proposé un nouveau Algorithme de Clustering Pondéré et Multi-Objectif (ACPMO). Cet algorithme a permis la gestion optimale des ressources dans les clusters formant le réseau. Notre approche tient en compte un ensemble de paramètres concurrents à savoir: la caractéristique énergétique, le coût mission, le coût de communication et le nombre de nœuds voisins. L'algorithme ACPMO divise le réseau en différents clusters et sélectionne les capteurs les plus performants en fonction de l'énergie pour communiquer avec la station de base. Les différentes simulations ont montré que l'énergie totale consommée dans le réseau a diminué de 45% (Figure 5.8). Ce qui signifie que les algorithmes

développés ont permis de répondre favorablement à la fameuse problématique d'énergie qui constitue l'un des grands défis de recherche dans le domaine des RCSF.

Dans le chapitre 5, nous avons présenté notre quatrième contribution qui concerne le développement d'un Système de Traitement Distribué des Images (STDI). En effet, grâce à la pluridisciplinarité des RCSF, nous avons choisi une application environnementale visant la détermination des espèces animales vivant dans nos forêts marocaines. L'approche proposée est détaillée à travers un exemple d'application permettant de surveiller une zone forestière par un ensemble de capteurs. Nous avons visé la minimisation du temps de traitement, en tenant compte des capacités de communication, du coût de mission de chaque capteur et des exigences spécifiques de l'extraction des caractéristiques des images captées. Les résultats obtenus ont illustré que le développement de l'algorithme DNOVM et l'introduction de la technique du traitement parallèle dans notre approche, a augmenté considérablement la performance du système proposé. Le travail effectué peut être étendu de plusieurs façons: la surveillance des environnements hostiles, des espaces publics comme les aéroports ou les ambassades, les milieux où le comportement des personnes peut être pertinent afin de déterminer les situations anormales. A l'issue des travaux menés tout au long de cette thèse, un certain nombre de pistes de recherche méritent, à notre sens, d'être explorées. En effet, Les réseaux de capteurs constituent un axe de recherche très fertile et ont de nombreuses perspectives d'application dans des domaines très variés: domotique, surveillance industrielle et environnementale, etc. Il reste encore de nombreux problèmes à résoudre dans ce domaine afin de pouvoir les utiliser dans les conditions réelles. En outre, chaque application a ses propres contraintes. Plus précisément, les travaux que nous avons effectué dans cette thèse nous ouvrent de nombreuses perspectives de recherche. Les tendances de nos travaux futurs seront orientées vers le développement d'autres techniques d'optimisation multi-objective pour les RCSF, de proposer des nouveaux simulateurs, et de chercher une extension des algorithmes présentés dans ce mémoire aux modèles stochastiques. Nous structurons nos réflexions comme suit :

- La première phase concerne la proposition de nouveaux protocoles permettant de répondre au souci de l'auto-configuration des nœuds du réseau en améliorant l'étude effectuée dans le chapitre 2 via l'introduction des jeux stochastiques.
- Comme deuxième objectif, nous souhaitons proposer un algorithme de routage qui intègre l'algorithme de clustering ACPMO, présenté dans le chapitre 3.
- Ensuite, nous envisageons également de se focaliser sur la gestion efficace de ressources dans les réseaux de capteurs mobiles sous marins par l'amélioration du système STDI décrit dans le chapitre 4.
- En dernier, la perspective principale est l'embarquement de nos méthodes dans un robot dont la finalité sera d'avoir un système complet pour le suivi d'objets.

Liste des publications

Journaux Internationaux

1. **H. OUCHITACHEN, A. HAIR , N. IDRISI.** "Improved multi-objective weighted clustering algorithm in Wireless Sensor Network ", *In: Egyptian Informatics Journal-Elsevier*, Vol. 18, No. 1, pp. 45-54, 2017.

<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1110866516300160>

2. **H. OUCHITACHEN, A. HAIR , N. IDRISI.** "Multi-Objective Weighted Clustering Algorithm minimizing jointly the costs of mission and communication in Wireless Sensor Network", *In: International Journal of Computer Applications, Foundation of Computer Science, New York, USA, Vol. 127, No. 15, pp. 24-31, 2015.*

<https://doi.org/10.5120/ijca2015906673>

3. **H. OUCHITACHEN, A. HAIR , N. IDRISI.** "Optimal placement of sensors in mission-specific mobile sensor networks", *In: TELKOMNIKA, Vol. 15, No. 3, pp. 401-408, 2015.*

<http://www.iaesjournal.com/online/index.php/IJEECS/article/view/8751>

Conférences Internationales

1. **H. OUCHITACHEN, A. HAIR , N. IDRISSEI.** "Minimizing Energy Consumption in Mission-specific Mobile Sensor Networks by Placing Sensors and Base Station in the Best Locations", *In: IEEE International Conference on Wireless Networks and Mobile Communications (WINCOM'15)*, October 20-23, 2015, Marrakech.

<http://ieeexplore.ieee.org/xpl/articleDetails.jsp?arnumber=7381325>
2. **H. OUCHITACHEN, A. HAIR, N. IDRISSEI.** "Joint mission and communication aware node placement problem in mission-specific mobile sensor networks", *In: IEEE International Conference on Codes, Cryptography and Communication Systems (WCCCS'14)*, November 27-28, 2014, El-Jadida.

<http://ieeexplore.ieee.org/xpl/articleDetails.jsp?arnumber=7107905>
3. **H. OUCHITACHEN, A. HAIR , N. IDRISSEI.** "Development of Parallel-Distributed Images Processing System using Multimedia Sensor Networks", *In: Third International Conference on Business Intelligence (CBI'17)*, March 29 - 31, 2017, Béni Mellal.
4. **F. ES-SABERY, H. OUCHITACHEN, A. HAIR , N. IDRISSEI.** "Energy Optimization of Routing Protocols in Wireless Sensor Networks", *In: Third International Conference on Business Intelligence (CBI'17)*, March 29 - 31, 2017, Béni Mellal.
5. **H. OUCHITACHEN, A. HAIR , N. IDRISSEI.** "Mobility management in a wireless sensor network under energy constraint: Genetic Algorithm Approach", *In: International conference on Business Intelligence (CBI'14)*, April 30, 2014, Béni Mellal.
6. **H. OUCHITACHEN, A. HAIR , N. IDRISSEI.** "Mobility Control Problem in a Wireless Sensor Network Under Energy Constraint: Genetic Algorithm Approach", *In: IEEE International Conference on Networked Systems (NETYS'14)*, May 14-17, 2014, Marrakech.
7. **H. OUCHITACHEN, A. HAIR , N. IDRISSEI.** "Décisions Stratégiques Dans Les Réseaux de Capteurs Sans Fil (WSN)", *In: Troisième Symposium International de Traitement Automatique de la Langue et Culture Amazigh (SITACAM'13)*, May 2-4, 2013, Béni Mellal.

8. **H. OUCHITACHEN**, A. HAIR , N. IDRISSE. "Minimisation d'énergie dans les réseaux de capteurs sans fil approche théorie des jeux", *In: International Workshop on Wireless Networks Mobile Communications (WINCOM'13)*, December 25, 2013, Fès.

Journées Nationales

1. **H. OUCHITACHEN**, A. HAIR , N. IDRISSE. "Joint mission and communication aware node placement problem in mission-specific mobile sensor network", *In: Journées Doctorales JDoc'15*, March 26-28, 2015, Béni Mellal.
2. **H. OUCHITACHEN**, A. HAIR , N. IDRISSE. "Gestion de mobilité dans les réseaux de capteurs sans fil par l'approche des algorithmes génétiques", *In: Arougou Meeting of Analysis et Applications 2014 (AM2A'14)*, May 22, 2014, Khenifra.
3. **H. OUCHITACHEN**, A. HAIR , N. IDRISSE. "Décisions Stratégiques Dans Les Réseaux de Capteurs Sans Fil: Approche théorie des jeux", *In: Journées Doctorales en Technologies de Formation de l'Information et de la Communication (JDTIC'13)*, November 29-30, 2013, Kenitra.

Bibliographie

- [1] M. C. V. AKYILDIZ. Wireless Sensor Networks. *John Wiley and Sons*, 2010.
- [2] Y. SANKARASUBRAMANIAM, I.F. AKYILDIZ, W. SU AND E. CAYIRCI. A survey on sensor networks. *IEEE Communications Magazine*, 40 : pp. 102–114, 2002.
- [3] W. B. HEINZELMAN. Application-specific protocol architectures for wireless networks. *PhD thesis, Massachusetts Institute of Technology*, May 2000.
- [4] THARMARASA. R, KIRUBARAJAN. T, PENG. J, LANG. T. Optimization-based dynamic sensor management for distributed multitarget tracking. *IEEE Trans. Syst. Man Cybern. Part C Appl. Rev*, 39, 534–546. 2009.
- [5] DEB. K. Multi-Objective Optimization Using Evolutionary Algorithms. *John Wiley Sons: New York, NY, United States*, Volume 16. 2001.
- [6] ANDERSSON. J. A Survey of Multiobjective Optimization in Engineering Design; *Department of Mechanical Engineering*, Linkoping University: Linkoping, Sweden, 2000.
- [7] J. JIA, J. CHEN, G. CHANG, AND Z. TAN. Energy efficient coverage control in wireless sensor networks based on multi-objective genetic algorithm. *Computer and Mathematics with Applications*, 57: pp. 1756–1766, 2009.
- [8] J. CHEN J. JIA, G. CHANG, Y. WEN, AND J. SONG. Multi-objective optimization for coverage control in wireless sensor network with adjustable sensing radius. *Computer and Mathematics with Applications*, 57 : pp. 1767–1775, 2009.
- [9] E. MASAZADE, P. K. VARSHNEY, AND G. K. SENDUR. A multiobjective optimization approach to obtain decision thresholds for distributed detection in wireless sensor networks. *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics-part B : cybernetics*, 40: pp. 444–457, 2010.
- [10] A. KONSTANTINIDIS, K. YANG, Q. ZHANG, AND D. ZEINALIPOUR-YAZTI. A multi-objective evolutionay algorithm for the deployment and power assignment problem in wireless sensor networks. *Computer Networks*, 54 :pp. 960–976, 2010.

- [11] A. KONSTANTINIDIS AND K. YANG. A multi-objective energy efficient dense deployment in wireless sensor networks using a hybrid problem specific moead. *Applied Soft Computing*, 11 : pp. 4117–4134, 2011.
- [12] J.Y. LEE, J-H SEOK, AND J-J LEE. Multiobjective optimization approach for sensor arrangement in a complex indoor environment. *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics-part B: applications and reviews*, 42 : pp. 174–186, 2012.
- [13] L-C WEI, C-W KANG, AND J-H CHEN. A force-driven evolutionary approach for multi-objective 3d differentiated sensor network deployment. *In the IEEE 6th International Conference on Mobile Adhoc and Sensor Systems*, pp. 983–988, 2009.
- [14] S.C. OH, C.H. TAN, F.W. KONG, Y.S. TAN, K.H. NG, G.W. NG, AND K. TAI. Multiobjective optimization of sensor network deployment by a genetic algorithm. *In the IEEE Congress on Evolutionary Computation*, pp. 3917–3921, 2007.
- [15] X. CHENG, DZ DU, L. WANG, AND B. XU, Relay sensor placement in wireless sensor networks. *ACM/Springer Journal of Wireless Networks*, 14: pp. 347- 355, 242, 2008.
- [16] C. K. TING AND C. C. LIAO. A memetic algorithm for extending wireless sensor network lifetime. *Information Sciences*, 180 : pp. 4818–4833, 2010.
- [17] Y. B. TÜRKOGULLARI AND C. ERSOY N. ARAS, I. K. ALTINEL. A column generation based heuristic for sensor placement, activity scheduling and data routing in wireless sensor networks. *European Journal of Operational Research*, 207 : pp. 1014–1026, 2010.
- [18] R. CERULLI, R. D. DONATO, AND A. RAICONI. Exact and heuristic methods to maximize network lifetime in wireless sensor networks with adjustable sensing ranges. *European Journal of Operational Research*, 220 :pp. 58–66, 2012.
- [19] J. JIA, J. CHEN, G. CHANG, AND Z. TAN. Energy efficient coverage control in wireless sensor networks based on multi-objective genetic algorithm. *Computer and Mathematics with Applications*, 57, pp. 1756- 1766, 2009.
- [20] C. SONG, M. LIU, J. CAO, Y. ZHENG, H. GONG, AND G. CHEN. Maximizing network lifetime based on transmission range adjustment in wireless sensor networks. *Computer Communications*, 32: pp. 1316–1325, 2009.
- [21] M. N. RAHMAN AND M. A. MATIN. Efficient algorithm for prolonging network lifetime of wireless sensor networks. *Tsinghua science and technology*, 16, pp. 561–568, 2011.
- [22] C. LIN, G. WU, F. XIA, M. LI, L. YAO, AND Z. PEI. Energy efficient ant colony algorithms for data aggregation in wireless sensor networks. *Journal of Computer and System Sciences*, 78, pp. 1686–1702, 2012.

- [23] A. ROSSI, A. SINGH, AND M. SEVAUX. Lifetime maximization in wireless directional sensor network. *European Journal of Operational Research*, 231 : pp. 229–241, 2013.
- [24] I. SLAMA, M. CHEDLY GHEDIRA, B. JOUABER, AND H. AFIFI. Cluster based wireless sensor networks' optimization under energy constraints. *In the 3rd International Conference on Intelligent Sensors, Sensor Networks and Information*, pp. 745–750, 2007.
- [25] Z. LIU, Q. ZHENG, L. XUE, AND X. GUAN. A distributed energy-efficient clustering algorithm with improved coverage in wireless sensor networks. *Future Generation Computer Systems*, 28, pp. 780–790, 2012.
- [26] J. VAN STAAVEREN. Interdiction in Southern Laos. The United States Air Force in Southeast Asia. *Center for Air Force History*, 1993.
- [27] J.T. CORRELL AND J. MCNAUGHTON. Igloo white. *Air Force Magazine*, 87(11) : pp. 56–61, 2004.
- [28] L. FEENEY. An energy-consumption model for performance analysis of routing protocols for mobile ad hoc networks. *ACM Journal of Mobile Networks and Applications*, vol.3, no.6, pp. 239–249, 2001.
- [29] KAMAL BEYDOUN. Conception d'un protocole hiérarchique de routage pour les réseaux de capteurs. *Thèse de doctorat, Université de Franche-Comté France*, 2009.
- [30] TUBAISHAT, M.; MADRIA, S. Sensor networks: an overview. *IEEE Potentials*, 22, pp. 20–30. 2003.
- [31] HAC. A. Wireless Sensor Network Designs. *John Wiley Sons Ltd: Etobicoke, Ontario, Canada*, 2003.
- [32] A. KANSAL, J. HSU, S. ZAHEDI, AND M.B. SRIVASTAVA. Power management in energy harvesting sensor networks. *ACM Transactions on Embedded Computing Systems (TECS)*, 6(4) : pp. 32, 2007.
- [33] V. RAGHUNATHAN, A. KANSAL, J. HSU, J. FRIEDMAN, AND M. SRIVASTAVA. Design considerations for solar energy harvesting wireless embedded systems. *In The 4th international symposium on Information processing in sensor networks*, pp. 457–462, 2005.
- [34] C. PARK AND P.H. CHOU. Ambimax : Autonomous energy harvesting platform for multi-supply wireless sensor nodes. *In 3rd Annual IEEE Communications Society on Sensor and Ad Hoc Communications and Networks*, volume 1, pp. 168–177, 2006.

- [35] P. BARONTI, P. PILLAI, V.W.C. CHOOK, S. CHESSA, A. GOTTA, AND Y.F. HU. Wireless sensor networks : A survey on the state of the art and the 802.15. 4 and zigbee standards. *Computer communications*, 30(7) : pp. 1655–1695, 2007.
- [36] L. NACHMAN, R. KLING, R. ADLER, J. HUANG, AND V. HUMMEL. The intel® mote platform : a bluetooth-based sensor network for industrial monitoring. *In The 4th international symposium on Information processing in sensor networks*, pp. 437–442, 2005.
- [37] A.T. IHLER, J.W. FISHER III, R.L. MOSES, AND A.S. WILLSKY. Nonparametric belief propagation for self-localization of sensor networks. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 23(4) : pp. 809–819, 2005.
- [38] K. LANGENDOEN AND N. REIJERS. Distributed localization in wireless sensor networks: a quantitative comparison. *Computer Networks*, 43(4) : pp. 499–518, 2003.
- [39] N. PATWARI, J.N. ASH, S. KYPEROUNTAS, A.O. HERO III, R.L. MOSES, AND N.S. CORREAL. Locating the nodes : cooperative localization in wireless sensor networks. *IEEE Signal Processing Magazine*, 22(4) : pp. 54–69, 2005.
- [40] I. VASILESCU, K. KOTAY, D. RUS, M. DUNBABIN, P. CORKE. Data collection, storage, and retrieval with an underwater sensor network, *In Proceedings of the 3rd international conference on Embedded networked sensor systems*, ACM, pp. 154-165, November 2005.
- [41] MCOUAT, J. Wireless Sensor Networks: Principles, Design and Applications. *Springer Science Business Media*, 2013.
- [42] AKYILDIZ, I. F. ET VURAN, M. C. *Wireless sensor networks*. John Wiley Sons, volume 4, 2010.
- [43] ZHENG, J. ET JAMALIPOUR, A. Wireless sensor networks : a networking perspective. *John Wiley Sons*, 2009.
- [44] HILL, J.L. System architecture for wireless sensor networks, *Thesis at University of California at Berkeley*, 2003.
- [45] T.W. SUNG, T. T. WU, C. S. YANG, Y. M. HUANG. Reliable Data Broadcast For Zigbee Wireless Sensor Networks, *International Journal on Smart Sensing and Intelligent Systems*, Vol. 3, No. 3, pp. 504-520, September 2010.
- [46] MONTOYA, G.A.; VELÁSQUEZ-VILLADA, C.; DONOSO, Y. Energy optimization in mobile wireless sensor networks with mobile targets achieving efficient coverage for critical applications. *Int. J. Comput. Commun. Control*, 8, pp. 247–254. 2013.

- [47] TATE, J.; WOOLFORD-LIM, B.; BATE, I.; YAO, X. Evolutionary and principled search strategies for sensor network protocol optimization. *IEEE Trans. Syst. Man Cybern. Part B Cybern.* 42, pp. 163–180. 2012.
- [48] L. OUREIRO, A. NTONIO, R. UIZ, L. INNYER. Autonomic wireless networks in smart environments, *Fifth Annual Conference on Communication Networks and Services Research, CNSR apos*, pp. 5–7, 2007.
- [49] B. ALDUS, K. LABUNDE, M. UESCH. Reliable setup of medical body sensor networks, *In proc of the European conference on Wireless Sensor Networks (EWSN)*, Germany, pp. 353–363, 2004.
- [50] G. AO, G. REENSPAN, W. ELSH ET AL. Vital signs monitoring and patient tracking over a wireless network, *27th Annual International Conference of the Engineering in Medicine and Biology Society. IEEE-EMBS*, pp. 102–105, 2005.
- [51] E.M. PETRIU, N.D. GEORGANAS, D.C. PETRIU, D. MA KRAKIS, AND V.Z. GROZA. Sensor-based information appliances. *IEEE Instrumentation Measurement Magazine*, Vol. 3, pp. 31-35. December 2000.
- [52] C. KAPPLER, G. RIEGEL. A real-world, simple wireless sensor network for monitoring electrical energy consumption, *In Wireless Sensor Networks, Springer Berlin Heidelberg*, pp. 339-352, January 2004.
- [53] V. TSETOS, G. ALYFANTIS, T. HASIOTIS, O. SEKKAS, S. HADJIEFTHYMIADES. Commercial wireless sensor networks : Technical and business issues, *In the 2nd International Conference on Wireless on Demand Network Systems and Services*, pp. 166-173, January 2005.
- [54] C. BAUCHE, A. FREITAS, M. MISSON. Radio proximity detection in a WSN to localize mobile entities within a confined area, *Journal of Communications*, Vol. 4, No. 4, pp. 232-240, May 2009.
- [55] JOURDAN, D.; DE WECK, O.L. Layout optimization for a wireless sensor network using a multi-objective genetic algorithm. *In Proceedings of the IEEE Vehicular Technology Conference (VTC 2004-Spring)*, Milan, Italy, Volume 5, pp. 2466–2470. 17–19 May 2004.
- [56] MOHREHKESH, S.; WEIGLE, M.C. Optimizing Communication Energy Consumption in Perpetual Wireless Nanosensor Networks. *In Proceedings of the IEEE Globecom*, Atlanta, GA, USA, pp. 545–550. 9–13 December 2013.
- [57] MASAZADE, E.; RAJAGOPALAN, R.; VARSHNEY, P.K.; SENDUR, G.K.; KESKINOZ, M. Evaluation of local decision thresholds for distributed detection in wireless sensor networks using multiobjective optimization. *In Proceedings of the 42nd IEEE Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers*, Pacific Grove, CA, USA, pp. 1958–1962. 26–29 October 2008.

- [58] JAMEII, S.M.; FAEZ, K.; DEHGHAN, M. Multiobjective Optimization for Topology and Coverage Control in Wireless Sensor Networks. *Int. J. Distrib. Sens. Netw.* 2015.
- [59] MA, L.; HU, K.; ZHU, Y.; CHEN, H. Cooperative artificial bee colony algorithm for multi-objective RFID network planning. *J. Netw. Comput. Appl.* 42, pp. 143–162, 2014.
- [60] CARNERO, M.; HERNÁNDEZ, J.; SÁNCHEZ, M.; BANDONI, A. An evolutionary approach for the design of nonredundant sensor networks. *Ind. Eng. Chem. Res.* 40, pp. 5578–5584. 2001.
- [61] SHAKIBIAN, H.; MOGHADAM CHARKARI, N. In-cluster vector evaluated particle swarm optimization for distributed regression in WSNs. *J. Netw. Comput. Appl.* 42, pp. 80–91. 2014.
- [62] MONTOYA, G.A.; VELÁSQUEZ-VILLADA, C.; DONOSO, Y. Energy optimization in mobile wireless sensor networks with mobile targets achieving efficient coverage for critical applications. *Int. J. Comput. Commun. Control.* 8, pp. 247–254. 2013.
- [63] TATE, J.; WOOLFORD-LIM, B.; BATE, I.; YAO, X. Evolutionary and principled search strategies for sensor network protocol optimization. *IEEE Trans. Syst. Man Cybern. Part B Cybern.* 42, pp. 163–180. 2012.
- [64] ABIDIN, H.; DIN, N.; JALIL, Y. Multi-objective Optimization (MOO) approach for sensor node placement in WSN. In *Proceedings of the 7th International Conference on Signal Processing and Communication Systems (ICSPCS)*, Gold Coast, Australia, pp. 1–5. 16–18 December 2013.
- [65] KONSTANTINIDI, A.; YANG, K. Multi-objective k-connected deployment and power assignment in wsns using a problem specific constrained evolutionary algorithm based on decomposition. *Comput. Commun.* 34, pp. 83–98. 2011.
- [66] JAYAPRAKASAM, S.; RAHIM, A.; KAMAL, S.; LEOW, C.Y.; YUSOF, M.; FAIRUS, M. Beam pattern optimization in distributed beamforming using multiobjective and metaheuristic method. In *Proceedings of the IEEE Symposium on Wireless Technology and Applications (ISWTA)*, Kota Kinabalu, Malaysia, pp. 86–91. 28 September–1 October 2014.
- [67] HE, S.; CHEN, J.; XU, W.; SUN, Y.; THULASIRAMAN, P.; SHEN, X. A stochastic multiobjective optimization framework for wireless sensor networks. *EURASIP J. Wirel. Commun. Netw.* 2010.
- [68] YANG, E.; ERDOGAN, A.T.; ARSLAN, T.; BARTON, N.H. Multi-objective evolutionary optimizations of a space-based reconfigurable sensor network under hard constraints. *Soft Comput.* 15, pp. 25–36. 2011.
- [69] LIAO, S.; ZHANG, Q. Multi-Utility Framework with Application for Studying Tradeoff between Utility and Lifetime in Wireless Sensor Networks. *IEEE Trans. Veh. Technol.* 2013.

- [70] SANTAMARÍA, M.L.; GALMÉS, S. Multi-objective Simulated Annealing Approach for Optimal Routing in Time-Driven Sensor Networks. *In Proceedings of the IEEE 19th International Symposium on Modeling, Analysis Simulation of Computer and Telecommunication Systems (MASCOTS)*, Singapore, Singapore, pp. 458–461. 25–27 July 2011.
- [71] YAO, X.; ZHENG, X. A secure routing scheme based on multi-objective optimization in wireless sensor networks. *In Proceedings of the IEEE International Conference on Computational Intelligence and Security*, Suzhou, China, pp. 436–441. 13–17 December 2008.
- [72] ÖZDEMİR, S.; BARA'A, A.A.; KHALIL, Ö. A Multi-objective evolutionary algorithm based on decomposition for energy efficient coverage in wireless sensor networks. *Wirel. Pers. Commun.* 71, pp. 195–215. 2013.
- [73] KULKARNI, N.; PRASAD, N.R.; PRASAD, R. MMOHRA: Mobility aware multi-objective hybrid routing algorithm for Wireless Sensor Networks. *In Proceedings of the 4th IEEE International Conference on Wireless Communications, Vehicular Technology, Information Theory and Aerospace Electronic Systems (VITAE)*, Aalborg, Denmark, pp. 1–5. 11–14 May 2014.
- [74] JAFFRES-RUNSER, K.; COMANICIU, C.; GORCE, J.M. A multiobjective optimization framework for routing in wireless ad hoc networks. *Ad Hoc Netw.* 11, pp. 2147–2171. 2013
- [75] CHENG, C.T.; LEUNG, H. A Multi-Objective Optimization Framework for Cluster-Based Wireless Sensor Networks. *In Proceedings of the IEEE International Conference on Cyber-Enabled Distributed Computing and Knowledge Discovery (CyberC)*, Sanya, China, pp. 341–347. 10–12 October 2012.
- [76] NANDA, S.J.; PANDA, G. Automatic clustering algorithm based on multi-objective Immunized PSO to classify actions of 3D human models. *Eng. Appl. Artif. Intell.* 26, pp. 1429–1441. 2013.
- [77] KUILA, P.; JANA, P.K. Energy efficient clustering and routing algorithms for wireless sensor networks: Particle swarm optimization approach. *Eng. Appl. Artif. Intell.* 33, pp. 127–140. 2014.
- [78] BAI, S.; HE, T. Throughput Optimization in Energy Sharing Wireless Sensor Networks. *In Proceedings of the IEEE 10th International Conference on Mobile Ad-Hoc and Sensor Systems (MASS)*, Hangzhou, China, pp. 254–262. 14–16 October 2013.
- [79] YANG, S.; MCCANN, J.A. Distributed Optimal Lexicographic Max-Min Rate Allocation in Solar-Powered Wireless Sensor Networks. *ACM Trans. Sens. Netw. (TOSN)*, 11, pp. 1–35. 2014.
- [80] PHAN, D.H.; SUZUKI, J.; OMURA, S.; OBA, K. Toward sensor-cloud integration as a service: Optimizing three-tier communication in cloud-integrated sensor networks. *In Proceedings of the*

8th International Conference on Body Area Networks. ICST (Institute for Computer Sciences, Social-Informatics and Telecommunications Engineering), Boston, MA, USA, pp. 355–362. 30 September–2 October 2013.

- [81] BOJKOVIC, Z.; BAKMAZ, B. A survey on wireless sensor networks deployment. *WSEAS Trans. Commun.* 7, pp. 1172–1181. 2008.
- [82] KULKARNI, R.V.; VENAYAGAMOORTHY, G.K. Particle swarm optimization in wireless-sensor networks: A brief survey. *IEEE Trans. Syst. Man Cybern. Part C Appl. Rev.* 41, pp. 262–267. 2011.
- [83] XIAOLING, W.; LEI, S.; JIE, Y.; HUI, X.; CHO, J.; LEE, S. Swarm based sensor deployment optimization in ad hoc sensor networks. In *Embedded Software and Systems*; Springer: Berlin, Germany, pp. 533–541. 2015.
- [84] WU, X.; LEI, S.; JIN, W.; CHO, J.; LEE, S. Energy-efficient deployment of mobile sensor networks by PSO. In *Advanced Web and Network Technologies, and Applications*; Springer: Berlin, Germany, pp. 373–382. 2006.
- [85] LANZA-GUTIÉRREZ, J.M.; GOMEZ-PULIDO, J.A.; VEGA-RODRÍGUEZ, M.A.; SANCHEZ-PEREZ, J.M. Multi-objective evolutionary algorithms for energy-efficiency in heterogeneous wireless sensor networks. In *Proceedings of the IEEE Sensors Applications Symposium (SAS)*, Brescia, Italy, pp. 1–6. 7–9 February 2012.
- [86] SUN, W.; WANG, J. Cross-Layer QoS Optimization of Wireless Sensor Network for Smart Grid. *Int. J. Distrib. Sens. Netw.* 2014.
- [87] WU, H.; ZHANG, Q.; NIE, S.; SUN, W.; GUAN, X. An Energy Distribution and Optimization Algorithm in Wireless Sensor Networks for Maritime Search and Rescue. *Int. J. Distrib. Sens. Netw.* 2013.
- [88] PRADHAN, P.M.; PANDA, G. Connectivity constrained wireless sensor deployment using multiobjective evolutionary algorithms and fuzzy decision making. *Ad Hoc Netw.* 10, pp. 1134–1145. 2012.
- [89] SENGUPTA, S.; DAS, S.; NASIR, M.; PANIGRAHI, B.K. Multi-objective node deployment in WSNs: In search of an optimal trade-off among coverage, lifetime, energy consumption, and connectivity. *Eng. Appl. Artif. Intell.* 26, pp. 405–416. 2013.
- [90] PHAN, D.H.; SUZUKI, J.; OMURA, S.; OBA, K.; VASILAKOS, A. Multiobjective communication optimization for cloud-integrated body sensor networks. In *Proceedings of the 14th IEEE/ACM International Symposium on Cluster, Cloud and Grid Computing (CCGrid)*, Chicago, IL, USA, pp. 685–693. 27–29 May 2014.

- [91] LANZA-GUTIERREZ, J.M.; GOMEZ-PULIDO, J.A.; VEGA-RODRIGUEZ, M.A.; SANCHEZ-PEREZ, J.M. A parallel evolutionary approach to solve the relay node placement problem in wireless sensor networks. *In Proceedings of the 15th Annual Conference on Genetic and Evolutionary Computation*, Amsterdam, The Netherlands, pp. 1157–1164. 6–10 July 2013.
- [92] MANJARRES, D.; DEL SER, J.; GIL-LOPEZ, S.; VECCHIO, M.; LANDA-TORRES, I.; SALCEDO-SANZ, S.; LOPEZ-VALCARCE, R. On the design of a novel two-objective harmony search approach for distance-and connectivity-based localization in wireless sensor networks. *Eng. Appl. Artif. Intell.* 26, pp. 669–676. 2013.
- [93] GUO, X.C.; LIAO, C.S.; CHU, C. Multi-objective power management on smart grid. *In Proceedings of the IEEE 18th International Conference on Computer Supported Cooperative Work in Design (CSCWD)*, Hsinchu, Taiwan, pp. 733–737. 21–23 May 2014.
- [94] PEREZ, A.J.; LABRADOR, M.A.; WIGHTMAN, P.M. A multiobjective approach to the relay placement problem in wsns. *In Proceedings of the IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC)*, Cancun, Quintana Roo, Mexico, pp. 475–480. 28–31 March 2011.
- [95] ARAL, M.M.; GUAN, J.; MASLIA, M.L. Optimal design of sensor placement in water distribution networks. *J. Water Resour. Plan. Manag.* 136, pp. 5–18. 2009.
- [96] HOU, L.Q.; ZHAO, X.F.; HAN, R.C. Optimal Sensor Placement for Stay Cable Damage Identification of Cable-Stayed Bridge under Uncertainty. *Int. J. Distrib. Sens. Netw.* 2013.
- [97] CHAUDHRY, S.B.; HUNG, V.C.; GUHA, R.K.; STANLEY, K.O. Pareto-based evolutionary computational approach for wireless sensor placement. *Eng. Appl. Artif. Intell.* 24, pp. 409–425. 2011.
- [98] ABIDIN, H.Z.; DIN, N.; YASSIN, I.; OMAR, H.; RADZI, N.; SADON, S. Sensor Node Placement in Wireless Sensor Network Using Multi-objective Territorial Predator Scent Marking Algorithm. *Arab. J. Sci. Eng.* 39, pp. 6317–6325. 2014.
- [99] KONSTANTINIDIS, A.; YANG, K. Multi-objective energy-efficient dense deployment in Wireless Sensor Networks using a hybrid problem-specific MOEA/D. *Appl. Soft Comput.* 11, pp. 4117–4134. 2011.
- [100] ROACH, J.; MARKS, R.; THOMPSON, B. Recovery from Sensor Failure in an Evolving Multi-objective Swarm. *IEEE Trans. Syst. Man Cybern. Syst.* 45, pp. 170–174. 2015.
- [101] BENKHELIFA, E.; MONIRI, M.; TIWARI, A.; DE RUEDA, A.G. Evolutionary multi-objective design optimisation of energy harvesting MEMS. *In Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC)* New Orleans, LA, USA, pp. 5–8, June 2011.

- [102] TOPCUOGLU, H.R.; ERMIS, M.; SIFYAN, M. Positioning and utilizing sensors on a 3-D terrain part I-Theory and modeling. *IEEE Trans. Syst. Man Cybern. Part C Appl. Rev.* 41, pp. 376–382. 2011.
- [103] RONG, W.; PEI, T.R.; LI, Z.T.; SHEN, R.M. Multi-objective Evolutionary Optimizations of Wireless Sensor Network Based on Cooperative MIMO. *J. Chin. Comput. Syst.* 34, pp. 258–263. 2013.
- [104] RAFSANJANI, M.K.; MIRHOSEINI, M.; NOURIZADEH, R. A Multi-Objective Evolutionary Algorithm for Improving Energy Consumption in Wireless Sensor Networks. *Bull. Transilv. Univ. Brasov*, 6, pp. 107–116. 2013.
- [105] DEB, K.; PRATAP, A.; AGARWAL, S.; MEYARIVAN, T. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II. *IEEE Trans. Evol. Comput.* 6, pp. 182–197. 2002.
- [106] GUO, W.; ZHANG, B.; CHEN, G.; WANG, X.; XIONG, N. A PSO-Optimized Minimum Spanning Tree-Based Topology Control Scheme for Wireless Sensor Networks. *Int. J. Distrib. Sens. Netw.* 2013.
- [107] HU, H.; XU, L.; ZHU, B.; WEI, R. A compatible control algorithm for greenhouse environment control based on MOCC strategy. *Sensors*. 11, pp. 3281–3302. 2011.
- [108] KENNEDY, J.; EBERHART, R. Particle swarm optimization. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks*, Perth, WA, USA, pp. 1942–1948. 27 November–1 December 1995.
- [109] GAO, W.; ZOU, W.; ZHOU, Z.; DU, P.; ZHANG, J.; XIN, H. A Multi-Tier Clustering Strategy for Wireless Sensor Network Longevity Using Cultural-Based Multiobjective Particle Swarm Optimization. In *Proceedings of the IEEE 74th Vehicular Technology Conference (VTC Fall)*, San Francisco, CA, USA, pp. 1-5. 5–8 September 2011.
- [110] DAS, D.; DAS, S. A cooperative spectrum sensing scheme using multiobjective hybrid IWO/PSO algorithm in cognitive radio networks. In *Proceedings of the International Conference on Issues and Challenges in Intelligent Computing Techniques (ICICT)*, Ghaziabad, India, pp. 225–230. 7–8 February 2014.
- [111] MARTINS, F.V.; CARRANO, E.G.; WANNER, E.F.; TAKAHASHI, R.H.; MATEUS, G.R. A hybrid multiobjective evolutionary approach for improving the performance of wireless sensor networks. *IEEE Sens. J.* 11, pp. 545–554. 2011.
- [112] SUZUKI, J.; BOONMA, P. Noise-aware evolutionary TDMA optimization for neuronal signaling in medical sensor-actuator networks. In *Proceedings of the 2014 Conference Companion on*

Genetic and Evolutionary Computation Companion, Vancouver, BC, Canada, pp. 1329–1336. 12–16 July 2014.

- [113] ZADOROZHNY, V.I.; CHRYSANTHIS, P.K.; SHARMA, D. Sensor Queries: Algebraic Optimization for Time and Energy. *Int. J. Distrib. Sens. Netw.* 4, pp. 262–284. 2008.
- [114] NABI, M.; BLAGOJEVIC, M.; BASTEN, T.; GEILEN, M.; HENDRIKS, T. Configuring multi-objective evolutionary algorithms for design-space exploration of wireless sensor networks. *In Proceedings of the 4th ACM Workshop on Performance Monitoring and Measurement of Heterogeneous Wireless and Wired Networks*, Canary Islands, Spain, pp. 111–119. 27–28 October 2009.
- [115] BYUN, S.S.; BALASINGHAM, I. Approximations of multiobjective optimization for dynamic spectrum allocation in wireless sensor networks. *In Proceedings of the IEEE International Conference on Consumer Electronics (ICCE)*, Las Vegas, NV, USA, pp. 427–428. 9–12 January 2010.
- [116] JIANG, J.; CHEN, W.; LIU, J.; CHEN, W.; ZHANG, J. Optimum Design of a Dual-Range Force Sensor for Achieving High Sensitivity, Broad Bandwidth, and Large Measurement Range. *IEEE Sens. J.* 15, pp. 1114–1123. 2015.
- [117] LEE, J.Y.; SEOK, J.H.; LEE, J. Multiobjective optimization approach for sensor arrangement in a complex indoor environment. *IEEE Trans. Syst. Man Cybern. Part C Appl. Rev.* 42, pp. 174–186. 2012.
- [118] JAFFRÈS-RUNSER, K.; SCHURGOT, M.R.; WANG, Q.; COMANICIU, C.; GORCE, J.M. A cross-layer framework for multiobjective performance evaluation of wireless ad hoc networks. *Ad Hoc Netw.* 11, pp. 2147–2171. 2013.
- [119] REZGUI, J.; HAFID, A.; BEN ALI, R.; GENDREAU, M. Optimization model for handoff-aware channel assignment problem for multi-radio wireless mesh networks. *Comput. Netw.* 56, pp. 1826–1846. 2012.
- [120] ZIMMERMANN, H.J. *Fuzzy Set Theory and Its Applications*. Springer Science Business Media: Berlin, Germany, 2001.
- [121] YAGER, R.R. On ordered weighted averaging aggregation operators in multicriteria decision-making. *IEEE Trans. Syst. Man Cybern.* 18, pp. 183–190. 1988.
- [122] LU, J.; WANG, X.; ZHANG, L.; ZHAO, X. Fuzzy random multi-objective optimization based routing for wireless sensor networks. *Soft Comput.* 18, pp. 981–994. 2014.
- [123] SABRY, M.M.; COSKUN, A.K.; ATIENZA, D.; ROSING, T.S.; BRUNSCHWILER, T. Energy-efficient multiobjective thermal control for liquid-cooled 3-D stacked architectures. *IEEE Trans. Comput.-Aided Des. Integr. Circuits Syst.* 30, pp. 1883–1896. 2011.

- [124] N. AIT SAAD. thesis: Multi-Objective Wireless Sensor Network Deployment, *PIERRE MARIE CURIE UNIVERSITY, Ecole Doctorale Informatique, Télécommunication et Electronique (EDITE de Paris)*, defense: March 2010.
- [125] AMMARI, H.M. On the energy-delay trade-off in geographic forwarding in always-on wireless sensor networks: A multi-objective optimization problem. *Comput. Netw.* 57, pp. 1913–1935. 2013.
- [126] KANG, C.W.; CHEN, J.H. Multi-objective evolutionary optimization of 3D differentiated sensor network deployment. In *Proceedings of the 11th Annual Conference Companion on Genetic and Evolutionary Computation*, Montreal, QC, Canada, pp. 2059–2064. 8–12 July 2009.
- [127] ZHOU, H.; LIANG, T.; XU, C.; XIE, J. Multiobjective coverage control strategy for energy-efficient wireless sensor networks. *Int. J. Distrib. Sens. Netw.* 2012.
- [128] ROBERT GIBBONS. An Introduction to Applicable Game Theory, *Journal of Economic Perspectives*, vol.11, pp.127-149. 1997.
- [129] J. VON NEUMANN AND O. MORGENSTERN. Theory of games and economic behavior. *Princeton University Press*. 1994.
- [130] M. SMITH. Game theory and the evolution of fighting. In *john maynardsmith, editor, on evolution (edinburgh : Edinburgh university press)*, pp. 8 - 28. 1972.
- [131] M. SMITH. Evolution and the theory of games. *Cambridge university press, cambridge, uk*. 1982.
- [132] ALLEN AND S. MORRIS. Finance applications of game theory. In *k.chatter- jee and w. samuelson, editors, advances in business applications of game theory*. 2001.
- [133] J. G. WARDROP. Some theoretical aspects of road traffic research communication networks. *Proc. Inst. Civ. Eng. Part 2*, 1 :3 pp. 25 - 378, 1952.
- [134] M. PATRIKSSON. The traffic assignment problem : Models and methods. *vspbv, the netherlands*. 1994.
- [135] S. JORGENSEN AND G. ZACCOUR. Differential games in marketing. *kluwer academic publishers*. 2004.
- [136] J. D. MORROW. Game theory for political scientists. 1994.
- [137] BAYSAR AND P. BERNHARD. Optimal control and relaxed minimax design problems: A dynamic game approach. *Birkhauser*. 1991 (2nd edition, 1995).

- [138] ROBERT H. GERTNER DOUGLAS G. BAIRD AND RANDAL C. PICKER. Game theory and the law. *Cambridge, mass.* 1994.
- [139] EITAN ALTMAN AND RACHID EL-AZOUZI. La théorie des jeux non-coopératifs appliquée aux réseaux de télécommunication. Avril, 2007.
- [140] MICKAEL BEAUD. Théorie des Jeux. *Université de Montpellier LAMETA (UMR5474: CNRS-INRA-MontpSupAgro-UM)*, 2017.
- [141] YVES DOMINICY. Théorie des jeux : représentations et types de jeux. *Université libre de Bruxelles et à ECARES.* 2012.
- [142] RENAUD BOURLÈS ET DOMINIQUE HENRIE. Théorie des jeux. 2017.
- [143] **H. OUCHITACHEN**, A. HAIR , N. IDRISSE. Décisions Stratégiques Dans Les Réseaux de Capteurs Sans Fil (RCSF), *In: Troisième Symposium International de Traitement Automatique de la Langue et Culture Amazigh (SITACAM'13)*, May 2-4, 2013, Béni Mellal.
- [144] **H. OUCHITACHEN**, A. HAIR, N. IDRISSE. Joint mission and communication aware node placement problem in mission-specific mobile sensor networks, *In: IEEE International Conference on Codes, Cryptography and Communication Systems (WCCCS'14)*, November 27-28, 2014, El-Jadida.
- [145] **H. OUCHITACHEN**, A. HAIR , N. IDRISSE. Minimizing Energy onsumption in Mission-specific Mobile Sensor Networks by Placing Sensors and Base Station in the Best Locations, *In: IEEE International Conference on Wireless Networks and Mobile Communications (WINCOM'15)*, October 20-23, 2015, Marrakech.
- [146] **H. OUCHITACHEN**, A. HAIR , N. IDRISSE. Optimal placement of sensors in mission-specific mobile sensor networks, *In: TELKOMNIKA*, 15(3), pp. 401-408, 2015.
- [147] H.F. WEDDE AND M. FAROOQ. A comprehensive review of nature inspired routing algorithms for fixed telecommunication networks. *Journal of Systems Architecture*, 7 52(8-9) : pp. 461–484, 2006.
- [148] R.V. KULKARNI, A. FORSTER, AND G.K. VENAYAGAMOORTHY. omputational intelli-gence in wireless sensor networks : A survey. *IEEE Communications Surveys Tutorials*, 13(1) : pp. 68–96, 2011.
- [149] M. MEISEL, V. PAPPAS, AND L. ZHANG. A taxonomy of biologically inspired research in computer networking. *Computer Networks*, 54(6) :901–916, 2010.
- [150] CHRISTINE MARTIN. *Introduction à l'optimisation: Résolution de problèmes et décision.* 2017.

- [151] FABIEN MOUTARDE. *Algorithmes évolutionnistes. Centre de Robotique (CAOR) MINES ParisTech (ENSMP) PSL Research University*. 2017.
- [152] Q. WU, N.S.V. RAO, J. BARHEN, SS IYENGER, V.K. VAISHNAVI, H. QI, AND K. CHAKRABARTY. On computing mobile agent routes for data fusion in distributed sensor networks. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering* , 16(6) : pp. 740–753, 2004.
- [153] NAVRATI SAXENA, ABHISHEK ROY, AND JITAE SHIN. A multi-objective genetic algo-rithmic approach for qos-based energy-efficient sensor routing protocol. In *Managing Next Generation Networks and Services*, volume 4773 of Lecture Notes in Computer Science, Springer Berlin / Heidelberg, pp. 523–526. 2007.
- [154] R. RAJAGOPALAN, C.K. MOHAN, P. VARSHNEY, AND K. MEHROTRA. Multi-objective mo-bile agent routing in wireless sensor networks. In *The 2005 IEEE Congress on Evolutionary Computation*, volume 2, pp. 1730–1737, 2005.
- [155] MONTOYA, G.A.; VELÁSQUEZ-VILLADA, C.; DONOSO, Y. Energy optimization in mobile wireless sensor networks with mobile targets achieving efficient coverage for critical applications. *Int. J. Comput. Commun. Control*. 8, pp. 247–254. 2013.
- [156] **H. OUCHITACHEN**, A. HAIR , N. IDRISSE. Multi-Objective Weighted Clustering Algorithm minimizing jointly the costs of mission and communication in Wireless Sensor Network, In: *International Journal of Computer Applications*, Foundation of Computer Science, New York, USA, 127(15), pp. 24-31, 2015.
- [157] **H. OUCHITACHEN**, A. HAIR , N. IDRISSE, Improved multi-objective weighted clustering algorithm in Wireless Sensor Network, In: *Egyptian Informatics Journal-Elsevier*, 18(1), pp. 45- 54, 2017.

