

Déploiement optimal des nœuds de capteurs employant le clustering K-means et un algorithme génétique

par

Rihem LARBI

MÉMOIRE PRÉSENTÉ À L'ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE
COMME EXIGENCE PARTIELLE À L'OBTENTION DE LA MAÎTRISE
AVEC MÉMOIRE EN GÉNIE DES TECHNOLOGIES DE L'INFORMATION
M. Sc. A.

MONTRÉAL, LE 26 AVRIL 2021

ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE
UNIVERSITÉ DU QUÉBEC



Rihem Larbi, 2021



Cette licence Creative Commons signifie qu'il est permis de diffuser, d'imprimer ou de sauvegarder sur un autre support une partie ou la totalité de cette oeuvre à condition de mentionner l'auteur, que ces utilisations soient faites à des fins non commerciales et que le contenu de l'oeuvre n'ait pas été modifié.

PRÉSENTATION DU JURY

CE MÉMOIRE A ÉTÉ ÉVALUÉ

PAR UN JURY COMPOSÉ DE:

M. Abdelouahed Gherbi, Directeur de mémoire

Département de génie logiciel et des technologies de l'information à l'École de technologie supérieure

M. Kaiwen Zhang, Président du jury

Département de génie logiciel et des technologies de l'information à l'École de technologie supérieure

M. Mohamed Faten Zhani, Membre du jury

Département de génie logiciel et des technologies de l'information à l'École de technologie supérieure

ELLE A FAIT L'OBJET D'UNE SOUTENANCE DEVANT JURY ET PUBLIC

LE 15 AVRIL 2021

À L'ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE

REMERCIEMENTS

Tout d'abord, je voudrais remercier mon directeur de recherche, M. Abdelouahed Gherbi, de m'avoir donné l'opportunité de travailler au sein de son équipe et sur ce projet de recherche. Je le remercie pour ses conseils judicieux, sa disponibilité, ses critiques constructives et ses encouragements. Je remercie également Dr. Ahmed Bali et Dr. Aamir Shahzed pour leurs conseils, leurs efforts et leur assistance efficace tout au long de la réalisation de ce travail.

Je tiens à remercier les membres du jury d'avoir accepté d'évaluer et de juger mon projet de recherche.

Je souhaiterais également remercier l'organisme national de recherche MITACS de m'avoir offert une telle opportunité de poursuivre mes études supérieures au Canada, dans une école prestigieuse, telle que l'École de Technologies Supérieures (ÉTS). J'adresse aussi ma gratitude au cadre administratif et à tous les enseignants de l'ÉTS pour leur contribution à ma formation.

Enfin, je dédie ce mémoire principalement à ma mère Habiba Chebbah et à mon père Mohamed Amine Larbi.

Déploiement optimal des nœuds de capteurs employant le clustering K-means et un algorithme génétique

Rihem LARBI

RÉSUMÉ

Au cours des dernières décennies, les réseaux de capteurs sans fil ont reçu un nouvel essor grâce à la miniaturisation des composants électroniques. Ces composants ont permis de fabriquer de petits systèmes équipés de dispositifs de mémoire, de microprocesseurs, de communication et de capteurs. Ces systèmes sont appelés "nœuds de capteurs". Lorsqu'ils sont déployés dans une zone d'intérêt, ils interagissent et communiquent entre eux de façon autonome pour former un réseau de capteurs capable de transmettre des informations à la station de base. Les réseaux de capteurs sont utilisés dans plusieurs domaines d'application tels que la santé, le transport, l'armée et l'agriculture. Cependant, ces applications sont particulièrement sensibles sur la qualité de la couverture du terrain et sur la connectivité du réseau. De plus, plusieurs chercheurs s'intéressent aux problèmes soulevés par ces applications, tels que l'énergie, la couverture, la connectivité et le chevauchement, en d'autres termes le problème de déploiement de nœuds.

Dans ce projet de mémoire, nous abordons le problème du déploiement de nœuds dans une application spécifique qui est la prévention des incendies dans les forêts. Nous proposons une approche de déploiement comprenant deux phases : une phase de représentation de la zone basée sur un algorithme d'apprentissage non supervisé qui est le clustering K-means et une phase de déploiement de nœuds de capteurs basée sur l'algorithme génétique. L'objectif de la première phase est de déterminer les points d'intérêt à couvrir en tenant compte de la structure de la zone géographique. En ce qui concerne la deuxième phase, son objectif est de déterminer l'emplacement optimal des nœuds de capteurs en tenant compte de différentes contraintes telles que la couverture, la connectivité, le coût de déploiement et le chevauchement entre les nœuds.

Les simulations réalisées ont démontré la performance de notre solution à optimiser le déploiement de nœuds de capteurs dans des zones géographiques à grande et petite échelle tout en assurant une couverture maximale, une connectivité totale du réseau, un nombre minimum de nœuds et un chevauchement minimal. En outre, les résultats expérimentaux ont prouvé l'efficacité de notre approche pour fournir des solutions optimales.

Mots-clés: WSN, K-means, algorithme génétique

Optimal Sensor Node Deployment Employing K-means Clustering and Genetic Algorithm

Rihem LARBI

ABSTRACT

In recent decades, wireless sensor networks have received a new impetus thanks to the miniaturization of electronic components. These components have made it possible to manufacture small systems equipped with memory devices, microprocessors, communication and sensor devices. These systems are called "sensor nodes". When deployed in an area of interest, they interact and communicate with each other autonomously to form a network of sensors capable of transmitting information to the base station. Sensor networks are used in several application areas such as health, transportation, military and agriculture. However, these applications are particularly sensitive on the quality of the coverage of the field and the network connectivity. In addition, several researchers are interested in the problems raised by these applications, such as energy, coverage, connectivity and redundancy, in other words, the problem of node deployment.

In this thesis project, we address the problem of the deployment of sensor nodes in a specific application which is the prevention of forest fires. We propose a deployment approach comprising two phases : a phase of area representation based on an unsupervised learning algorithm which is the K-means clustering, and a phase of sensor node deployment based on the genetic algorithm. The objective of the first phase is to determine the points of interest to be covered taking into account the structure of the geographical area. For the second phase, its objective is to determine the optimal location of the sensor nodes taking into account various constraints such as coverage, connectivity, cost of deployment and overlap between nodes.

The simulations carried out have demonstrated the performance of our solution in optimizing the deployment of sensor nodes in large and small-scale geographical areas while ensuring maximum coverage, full network connectivity, minimum number of nodes and minimum redundancy. In addition, experimental results have proven the effectiveness of our approach to provide optimal solutions.

Keywords: WSN, K-means, genetic algorithm

TABLE DES MATIÈRES

	Page
INTRODUCTION	1
CHAPITRE 1 NOTION DE BASE	7
1.1 Introduction	7
1.2 Segmentation d'images	7
1.2.1 Définition	7
1.2.2 Technique de segmentation	8
1.3 Apprentissage non supervisé : Clustering	8
1.3.1 Définition	8
1.3.2 Algorithme de clustering K-means	9
1.4 Les réseaux de capteurs sans fil (WSN)	10
1.4.1 Définition	10
1.4.2 Nœud de capteurs	11
1.4.3 Caractéristiques principales d'un nœud de capteurs	12
1.4.4 Types de nœuds de capteurs	12
1.4.5 Domaines d'application du WSN	13
1.5 Déploiement du réseau de capteurs sans fils	13
1.5.1 Définition	13
1.5.2 Les types de déploiement du WSN	14
1.5.2.1 Déploiement déterministe	14
1.5.2.2 Déploiement aléatoire	14
1.5.3 Les critères de déploiement	14
1.5.3.1 Critère de couverture	15
1.5.3.2 Critère de connectivité	16
1.5.3.3 Critère du nombre de nœuds	16
1.5.3.4 Critère de chevauchement entre les nœuds	17
1.5.3.5 Critère de consommation d'énergie	17
1.6 Algorithme génétique	17
1.6.1 Définition	17
1.6.2 Le processus de l'algorithme génétique	18
1.7 Conclusion	18
CHAPITRE 2 REVUE DE LA LITTÉRATURE	19
2.1 Introduction	19
2.2 Les méthodes de détection des feux de forêt	19
2.2.1 Méthodes de détection des feux de forêt basées sur des images satellitaires	20
2.2.2 Méthodes de détection des feux de forêt basées sur le WSN	21
2.3 Méthodes d'optimisation du déploiement des réseaux de capteurs sans fil	22
2.3.1 Optimisation du déploiement par des méthodes classiques	22

2.3.2	Optimisation du déploiement par des méthodes bio-inspirées	25
2.4	Optimisation de déploiement par l'algorithme génétique	26
2.5	Comparaison entre les méthodes existantes	28
2.6	Conclusion	30
CHAPITRE 3 MODÉLISATION DU SYSTÈME		31
3.1	Introduction	31
3.2	Description du système proposé	31
3.3	Phase de représentation de la zone	32
3.3.1	Chargement de l'image	33
3.3.2	Segmentation d'images	33
3.3.3	Localisation des points cibles	34
3.3.4	Le clustering K-means	35
3.4	Phase de déploiement de nœuds : formulation de la fonction fitness	37
3.4.1	Description des sous objectifs de la fonction fitness	38
3.4.1.1	Modèle de couverture	38
3.4.1.2	Modèle de connectivité de réseau	40
3.4.1.3	Modèle de chevauchement entre les nœuds de capteurs	41
3.4.1.4	Nombre de nœuds de capteurs	41
3.4.2	Fonction fitness globale	42
3.5	Phase du déploiement de nœuds : application de l'algorithme génétique	45
3.5.1	Placement initial des nœuds	45
3.5.2	Opération de sélection	46
3.5.3	Opération de croisement	46
3.5.4	Opération de mutation	47
3.6	Conclusion	47
CHAPITRE 4 EXPÉRIMENTATIONS ET RÉSULTATS		49
4.1	Introduction	49
4.2	Environnement de simulation	49
4.3	Implémentation et test	50
4.3.1	Représentation de la zone	50
4.3.2	Optimisation du déploiement de nœuds de capteurs	52
4.4	Résultats expérimentaux	53
4.4.1	Résultats de déploiement par la solution proposée	54
4.4.1.1	Déploiement de nœuds à grande échelle	54
4.4.1.2	Déploiement de nœuds à petite échelle	55
4.4.2	Évaluation de performance	57
4.4.2.1	Performance de couverture	58
4.4.2.2	Performance de chevauchement	59
4.4.3	Complexité temporelle	59
4.5	Conclusion	61
CONCLUSION ET RECOMMANDATIONS		63

ANNEXE I	OPTIMAL IOT SENSOR NODE DEPLOYMENT EMPLOYING K-MEANS CLUSTERING AND IMPROVED GENETIC ALGORITHM	65
BIBLIOGRAPHIE	67	

LISTE DES TABLEAUX

	Page	
Tableau 2.1	Solutions existantes par rapport aux solutions proposées	29
Tableau 3.1	Résumé des notations	33
Tableau 4.1	Paramètres de déploiement	50
Tableau 4.2	Paramètres de la simulation	52
Tableau 4.3	Différentes valeurs de pondération et objectifs atteints en pourcentage	54

LISTE DES FIGURES

	Page	
Figure 1.1	Clustering	9
Figure 1.2	Organigramme du clustering K-means	11
Figure 1.3	Portée de communication (R_c) et portée de détection (R_s)	12
Figure 3.1	Architecture du système de déploiement	32
Figure 3.2	Image de la zone forestière	34
Figure 3.3	Exemple d'une image segmentée	34
Figure 3.4	Exemple de localisation des points cibles	35
Figure 3.5	Modèle de couverture basé sur le disque	39
Figure 3.6	Points cibles superposés entre deux nœuds de capteurs S1, S2	41
Figure 3.7	Représentation du chromosome	45
Figure 3.8	Exemple de croisement en un point	47
Figure 4.1	Représentation d'une zone à grande échelle	51
Figure 4.2	Représentation d'une zone à petite échelle	52
Figure 4.3	Distribution des nœuds avec déploiement KC-GA pour une dimension de $528 \times 351 \text{ Km}^2$ et un nombre de nœuds $N = 53 - 73$	55
Figure 4.4	Distribution des nœuds avec déploiement KC-GA pour une dimension de $643 \times 410 \text{ m}^2$ et un nombre de nœud $N = 23 - 43$	56
Figure 4.5	Distribution des nœuds pour une dimension de $528 \times 351 \text{ Km}^2$ et un nombre de nœuds $N = 53 - 73$ dans la zone de la Colombie-Britannique	58
Figure 4.6	Distribution des nœuds pour une dimension de $643 \times 410 \text{ m}^2$ et un nombre de nœuds $N = 23 - 43$ dans la zone de Vancouver	58
Figure 4.7	Différence entre le déploiement KC-GA et GB-GA concernant le nombre de nœuds de capteurs et le taux de couverture	59

Figure 4.8	Différence entre le déploiement KC-GA et GB-GA concernant le nombre de nœuds de capteurs et le taux de chevauchement	60
Figure 4.9	Durée d'exécution de l'algorithme par nombre de clusters	61

LISTE DES ABRÉVIATIONS, SIGLES ET ACRONYMES

WSN	Wireless Sensor Network
GA	Genetic Algorithm
PSO	Particle Swarm Optimization
ACO	Ant Colony Optimization
RWS	Roulette Wheel Selection
ADC	Analog-to-Digital Converter
WSM	Weighted Sum Model
KC-GA	K-means Clustering with Genetic Algorithm
GB-GA	Grid Based with Genetic Algorithm

LISTE DES SYMBOLES ET UNITÉS DE MESURE

m mètre

Km Kilo mètre

px pixel

INTRODUCTION

Contexte de recherche

Depuis leur création, les réseaux de capteurs sans fil (WSN) ont suscité un grand intérêt dans les communautés scientifiques et industrielles grâce à la technologie avancée et plus particulièrement à l'évolution de la microélectronique et des communications sans fil (Yick, Mukherjee & Ghosal, 2008a). Généralement, ces réseaux sont constitués d'un grand nombre de nœuds de capteurs interconnectés par des communications sans fil via un canal radio. Ils sont capables de collecter et de transmettre de manière autonome des données relatives à son environnement.

Les réseaux de capteurs sans fil connaissent un succès croissant dans différents domaines ayant des besoins de surveillance spécifiques et exigent un contrôle perpétuel de la zone où les capteurs sont intégrés, tels que dans les domaines des sciences de l'environnement, des sciences médicales, des télécommunications, des services d'éducation, de l'agriculture, de la surveillance et des services militaires (Ukhurebor, Odesanya, Tyokighir, Kerry, Olayinka & Bobadoye, 2020).

Toutes ces applications nécessitent un positionnement optimal des nœuds pour détecter et signaler les événements. L'exemple du déploiement de nœuds de capteurs pour la détection des incendies dans le cadre de la surveillance de l'environnement est une bonne illustration.

Les feux de forêt sont un problème mortel dans le monde, qui consiste en un incendie qui détruit la vaste zone couverte par des milliards d'arbres et de sous-bois et menace les animaux et les êtres humains qui vivent à proximité des forêts (Singh & Sharma, 2017). Par exemple, au printemps 2019, des incendies de forêt se sont déclenchés dans le nord de l'Alberta, au Canada. Le feu a été propagé par des vents violents et s'est déplacé vers le sud, couvrant Edmonton et d'autres régions. L'incendie a forcé l'évacuation de 11 000 personnes. Ces incendies ont eu de graves répercussions sur les personnes, les animaux et l'habitat forestier. Les rapports officiels estiment la superficie brûlée à 869 188 hectares (Canada, 2019).

Dans ce contexte, une bonne technique de déploiement de nœuds de capteurs dans les forêts est nécessaire pour couvrir la vaste zone forestière. Ainsi, pour détecter et prévoir rapidement et précisément les incendies de forêt dans le but de minimiser les dommages causés par ces incendies à la sécurité publique et aux ressources naturelles.

Problématique

Les forêts sont généralement des zones abandonnées non gérées, remplies d'arbres, de bois sec et de feuilles. Ces éléments forment un combustible et représentent un cadre favorable pour l'allumage initial du feu. Le contrôle et la détection précoce des feux de forêt sont les principaux moyens pour réduire les dégâts et les pertes (Hefeeda & Bagheri, 2007). Par conséquent, la préoccupation la plus importante dans un système de détection des incendies de forêt est la détection immédiate afin de minimiser l'ampleur des accidents. Cela nécessite une surveillance complète de la zone.

Différentes méthodes de surveillance de l'apparition des incendies ont été proposées. La surveillance par satellite est parmi les méthodes utilisées pour la détection des incendies de forêt. Les images sont recueillies par deux satellites principaux : le radiomètre avancé à très haute résolution (AVHRR) et le spectroradiomètre imageur à moyenne résolution (MODIS). Ces satellites peuvent fournir des images de régions de la terre tous les deux jours. Ce qui représente une longue période pour le balayage des incendies. De plus, la qualité des images satellitaires peut être affectée par les conditions météorologiques (Alkhatib, 2014).

Le réseau de capteurs sans fils est une méthode évolutionnaire qui a connu une révolution croissante au cours des dernières années. Grâce à cette révolution, il est possible d'appliquer cette technologie à la détection précoce des incendies de forêt. Le réseau de capteurs sans fil est constitué de plusieurs nœuds de capteurs qui peuvent détecter divers phénomènes, notamment la température, l'humidité et la fumée, qui sont tous utiles aux systèmes de détection des incendies

(Zhu, Xie & Yuan, 2012). Cependant, ces nœuds doivent être déployés d'une manière efficace et optimale dans la zone d'intérêt afin de fournir une détection des incendies en temps réel avec une grande précision.

Dans cette perspective, de nombreux travaux ont été consacrés au problème de déploiement optimal des nœuds de capteurs, (Yue, Cao & Luo (2019), Liu & He (2014), Rout & Roy (2017), ZainEldin, Badawy, Elhosseini, DArafat & Abraham (2020), Rebai, Le berre, Snoussi, Hnaien & Khoukhi (2015), Gupta, Kuila & Jana (2016)). Ce problème consiste à trouver l'emplacement optimal des nœuds de capteurs sous certaines contraintes telles que : la connectivité, la couverture, le coût de déploiement, etc. Toutefois, la plupart de ces travaux ne prennent pas en considération la représentation de la zone avant la phase de déploiement. Ils considèrent la zone de déploiement comme une zone homogène, classique et uniforme. Or, il est important de définir les positions potentielles des nœuds de capteurs et les points cibles à couvrir afin d'éviter de déployer les nœuds dans des positions inaccessibles comme la mer, la rivière, ou les zones sans arbres. Par conséquent, la phase de représentation de la zone d'intérêt est essentielle pour comprendre la structure de l'environnement, définir la complexité des écosystèmes forestiers sur de grandes surfaces et recueillir des informations utiles telles que l'emplacement des arbres où les incendies peuvent se produire.

Après la phase la représentation de la zone, il est essentiel de choisir la bonne stratégie de déploiement afin de concevoir un réseau de capteurs fiable et performant. La stratégie de déploiement nécessite la prise en compte de plusieurs critères tels que la consommation d'énergie, la couverture de la zone, la durée de vie du réseau, la connectivité du réseau, le coût de déploiement et le chevauchement des nœuds. Souvent, ces critères sont contradictoires et des compromis opérationnels doivent être établis lors de la conception du réseau (Abdollahzadeh & Navimipour, 2016).

Dans ce projet, nous allons présenter une approche qui comporte deux phases : une phase de représentation de la zone d'intérêt et une phase de déploiement optimal des nœuds de capteurs. La première phase est basée sur le clustering K-means. Son objectif est de déterminer les points d'intérêt à couvrir par les nœuds de capteurs. Concernant la phase de déploiement, elle est basée sur l'algorithme génétique. Son objectif principal est d'optimiser la localisation des nœuds de capteurs en maximisant la couverture et en minimisant le nombre de nœuds déployés tout en assurant une connectivité totale du réseau et un chevauchement minimal.

Objectifs

L'objectif principal de notre projet est d'établir un processus pour déployer efficacement des nœuds de capteurs pour la détection et le contrôle des incendies de forêt. En particulier, nous nous focalisons sur l'optimisation du déploiement de nœuds de capteurs dans les forêts.

À partir de notre objectif principal, nous avons identifié deux sous-objectifs :

- la représentation de l'environnement de déploiement à l'aide d'un algorithme de clustering non supervisé pour déterminer la localisation en 2D des points d'intérêt qui devraient être couverts par les nœuds de capteurs.
- déterminer l'emplacement optimal des nœuds de capteurs à l'aide d'un algorithme d'optimisation, tout en assurant une couverture maximale de la zone, une connectivité totale du réseau, un coût de déploiement réduit et un chevauchement minimal.

Méthodologie de travail

Pour atteindre notre objectif, nous avons proposé une méthodologie subdivisée en trois principaux parties :

- nous avons commencé par explorer les concepts clés liés à notre projet de recherche à savoir la segmentation d'images, le clustering, le réseau de capteurs sans fil, le déploiement de nœuds de capteurs et l'algorithme génétique. Nous analysons également les approches antérieures liées à notre problème de recherche dans le but d'établir l'état de l'art pour le problème de la détection des feux de forêt et plus particulièrement le problème de déploiement de nœuds de capteurs.
- nous avons procédé à la conception du système, à la formulation du problème et à la proposition d'une approche visant à représenter la zone d'intérêt et à optimiser l'emplacement des nœuds de capteurs pour détecter les incendies de forêt.
- enfin, la performance de l'approche proposée est évaluée et comparée à notre solution de déploiement basée sur la grille.

Organisation du mémoire

Le plan de ce mémoire est organisé comme suit. Le premier chapitre présente une introduction sur les concepts nécessaires pour comprendre l'approche proposée. En particulier, la segmentation d'images, le clustering et le réseau de capteurs sans fil. Nous avons également étudié le concept de déploiement de nœuds de capteurs et le principe de l'algorithme génétique.

Le deuxième chapitre présente une revue de littérature qui se focalise sur les travaux existants qui traitent le problème de détection des feux de forêt et le déploiement de nœuds de capteurs. Il présente également une étude comparative entre notre approche de déploiement et les approches des travaux existants.

Le troisième chapitre présentera l'approche proposée. Nous commençons par présenter l'architecture générale du système de déploiement de nœuds de capteurs. Nous discutons, par la suite, les différentes phases du système, y compris la fonction objectif de l'algorithme génétique.

Le quatrième chapitre est consacré à discuter et à interpréter les résultats expérimentaux obtenus. Tout d'abord, l'environnement de simulation et les détails de l'implémentation sont présentés. Ensuite, une évaluation de l'efficacité de l'approche proposée est faite. À la fin de ce rapport, une conclusion générale est consacrée pour conclure notre travail et pour discuter d'éventuels travaux futurs.

CHAPITRE 1

NOTION DE BASE

1.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous exposons les notions de base qui nous mèneront à mieux comprendre le problème étudié. Ainsi, nous présentons les concepts et les aspects reliés à notre domaine de recherche soit la segmentation d’images, le clustering et les réseaux de capteurs sans fil. Nous terminons par définir quelques notions relatives au déploiement de nœuds de capteurs telles que : le type et les critères de déploiement et le principe de l’algorithme génétique.

1.2 Segmentation d’images

La segmentation d’images est une technique couramment utilisée dans le traitement et l’analyse des images numériques. Dans cette section, nous présentons le processus de segmentation des images, ainsi que les différentes techniques de segmentation.

1.2.1 Définition

La segmentation de l’image est un processus qui consiste à diviser une image numérique en plusieurs régions (ensembles de pixels) de manière à ce que chaque région soit homogène. Ce processus est utilisé pour localiser des objets et des frontières dans les images (Dehariya, Shrivastava & Jain, 2010). L’objectif principal de la segmentation est de simplifier et/ou de modifier la représentation d’une image afin d’obtenir une image plus significative et plus facile à analyser par la machine.

1.2.2 Technique de segmentation

De nombreuses techniques de segmentation d’images ont été proposées. Ces techniques peuvent être classées en trois catégories : le seuillage, la détection des contours et l’extraction des régions (Dass & Devi, 2012).

- **le seuillage** : l’opération de seuillage convertit une image à plusieurs niveaux en une image binaire. C’est-à-dire, elle choisit un seuil approprié pour diviser les pixels de l’image en plusieurs régions et séparer les objets de l’arrière-plan.
- **la détection des contours** : l’opération de détection des contours détecte les bords ou les pixels entre différentes régions qui ont une transition rapide en intensité. Cette technique utilise des opérateurs de détection des contours comme Sobel et Laplacien.
- **l’extraction des régions** : l’opération d’extraction des régions divise une image en régions similaires selon un ensemble de critères prédéfinis. Parmi les approches les plus couramment utilisées dans cette catégorie sont : croissance de la région, division et fusion.

1.3 Apprentissage non supervisé : Clustering

L’apprentissage non supervisé consiste à trouver des moyens de répartir les données non étiquetées dans des catégories similaires sans avoir une estimation précoce ou prévisible des catégories possibles. En fait, les données initiales de l’apprentissage non supervisé ne sont pas étiquetées. C’est-à-dire, elles n’appartiennent pas à l’avance à une catégorie prédéfinie. Le but de l’apprentissage non supervisé est de regrouper ces données non étiquetées. Le clustering est considéré comme l’une des méthodes d’apprentissage non supervisé les plus utilisées. Dans cette section, nous introduisons le concept de clustering. En particulier, nous nous focalisons sur la méthode de clustering K-means.

1.3.1 Définition

Le clustering est une forme particulière d’apprentissage machine non supervisé qui vise à séparer les données en groupes uniformes ayant des propriétés communes. Il permet d’identifier

un ensemble fini de catégories appelées "clusters" pour décrire les données. Cette forme ne comporte pas de phase d'apprentissage. Elle est généralement utilisée lorsque les classes ne sont pas connues à l'avance (Dehariya *et al.*, 2010). Une métrique de similarité est établie entre les éléments de données, puis les éléments similaires sont regroupés pour former des clusters.

Le clustering est une méthode permettant de trouver la structure des clusters dans un ensemble de données qui se caractérise par la plus grande similarité au sein d'un même cluster et la plus grande dissimilitude entre différents clusters (Sinaga & Yang, 2020). Cela signifie que le regroupement des données est basé sur le principe de maximiser la similarité intra-classe et de minimiser la similarité inter-classe. La qualité du résultat de clustering dépend à la fois de la mesure de similarité, de son implémentation, mais aussi de sa capacité à découvrir des catégories inattendues : modèles chachés (Napoleon & Pavalakodi, 2011).

La figure 1.1 montre l'algorithme de clustering appliqué aux données non étiquetées. Il regroupe à la fin les données en quatre catégories en se basant sur la similarité qui, dans ce cas, correspond à la distance entre les données.

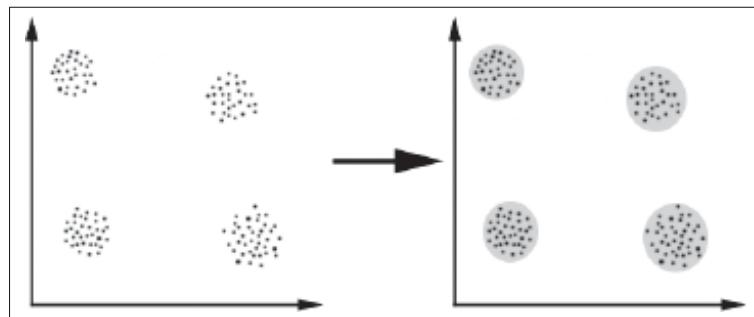


Figure 1.1 Clustering

1.3.2 Algorithme de clustering K-means

L'algorithme de clustering K-means est un algorithme non supervisé qui permet de résoudre le problème du clustering lorsque les données ne sont pas étiquetées (c'est-à-dire des données sans catégories ou groupes définis). L'objectif est de trouver certains groupes sur la base d'une certaine similarité dans les données avec un nombre de groupes représentés par K. L'idée

principale est de définir k centroïdes, un pour chaque cluster. Ces centroïdes doivent être placés de manière astucieuse.

Étant donné un ensemble d'objets numériques E et un nombre entier K , l'algorithme K-means recherche une partition de E en K groupes tout en minimisant la somme des erreurs quadratiques à l'intérieur des clusters. Tout d'abord, l'algorithme commence par initialiser les K centres des clusters de manière aléatoire. Chaque point de données d'entrée est ensuite attribué à l'un de ces clusters choisis en fonction du carré de la distance euclidienne du point par rapport au centre du cluster. Le cluster qui donne le minimum de cette fonction est choisi par le point de données d'entrée : c'est le cluster le plus proche. Après l'étape d'attribution des points de données, la moyenne de chaque cluster est calculée afin de mettre à jour le centre du cluster (Napoleon & Pavalakodi, 2011). Le processus est répété jusqu'à ce que les centres de clusters ne changent plus (voir figure 1.2).

1.4 Les réseaux de capteurs sans fil (WSN)

Le réseau de capteurs sans fil (WSN) représente un domaine de recherche actif au cours de ces dernières années. Dans cette section, nous présentons un aperçu général sur le WSN, incluant son architecture, ses caractéristiques et son domaine d'application.

1.4.1 Définition

Le réseau de capteurs sans fil (WSN) est une nouvelle technologie composée d'un grand nombre de nœuds de capteurs qui sont déployés de manière dense. Ces nœuds de capteurs travaillent ensemble pour surveiller une région afin d'obtenir des données sur l'environnement (Yick, Mukherjee & Ghosal, 2008b). Ces nœuds de capteurs ont la capacité de capturer, de traiter et de transmettre rapidement des données critiques en temps réel avec une haute résolution.

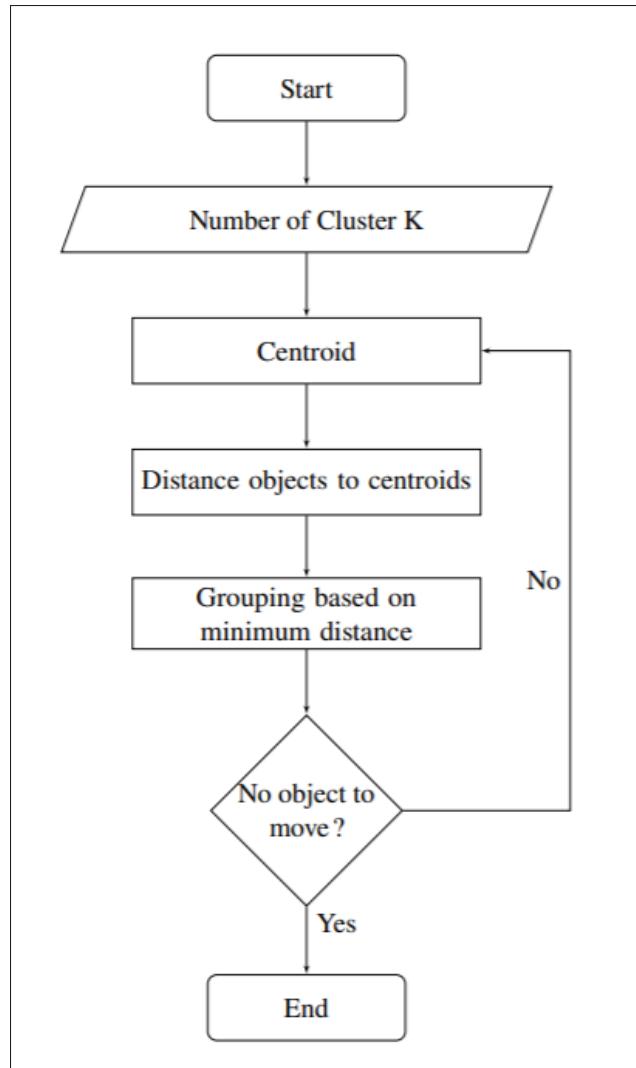


Figure 1.2 Organigramme du clustering K-means

1.4.2 Nœud de capteurs

Un nœud de capteurs est un petit composant à faible puissance équipé d'un ou plusieurs capteurs. Chacun des capteurs est dédié à une tâche particulière (Yick *et al.*, 2008b). Le nœud de capteurs se compose également d'un processeur, d'une mémoire, d'un dispositif de communication et d'un bloc d'alimentation. Le nœud de capteurs est dédié à l'acquisition, au traitement et à la transmission de données par des canaux sans fil vers la station de base.

1.4.3 Caractéristiques principales d'un nœud de capteurs

L'unité d'acquisition et l'unité de communication sont deux entités principales dans le fonctionnement d'un nœud de capteur. L'unité d'acquisition représente le cœur physique qui permet de prendre la mesure, tandis que l'unité de communication effectue la transmission des données à d'autres appareils électroniques.

Chaque nœud de capteurs a une portée de communication (R_c) et une portée de détection (R_s). La figure 1.3 montre les zones définies par ces deux portées. La portée de communication (R_c) est la plage dans laquelle le nœud de capteurs peut communiquer avec les autres nœuds. Quant à la zone de détection (R_s), c'est la plage dans laquelle le nœud de capteurs peut détecter l'événement.

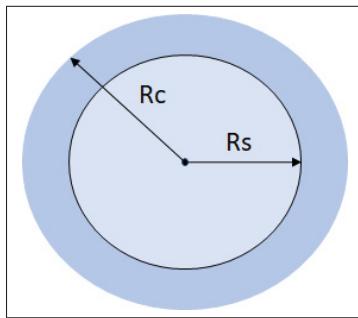


Figure 1.3 Portée de communication (R_c) et portée de détection (R_s)

1.4.4 Types de nœuds de capteurs

Il existe deux types de nœuds de capteurs : les nœuds statiques et les nœuds mobiles (Bhatta-charjee & Gupta, 2014).

- **nœuds Statiques :** Les nœuds de capteurs statiques sont des nœuds stationnaires qui restent au même endroit de déploiement initial. Ils doivent tirer le meilleur parti de leurs positions qui ne peuvent être modifiées et assurer la meilleure couverture possible de la zone cible.

- **nœuds mobiles :** Les nœuds de capteurs mobiles peuvent se déplacer et ajuster leur position pour une meilleure couverture. Des algorithmes peuvent être utilisés pour trouver la meilleure configuration de nœud pour fournir une couverture maximale de la zone d'intérêt.

1.4.5 Domaines d'application du WSN

Les réseaux de capteurs sans fil peuvent être composés de nombreux types de capteurs, notamment sismiques, magnétiques, thermiques, visuels, infrarouges, acoustiques, radar, etc. Ils sont capables de surveiller une grande variété de conditions environnementales, y compris la température, l'humidité, la pression, la vitesse, la direction, le mouvement, la lumière, la composition du sol, les niveaux de bruit et la présence ou l'absence de certains types d'objets. Il en résulte un large éventail d'applications qui comprend la sécurité intérieure, la surveillance des sites stratégiques, la collecte d'informations de défense, la surveillance de l'environnement, l'analyse et la prévision du temps et du climat, l'exploration du système solaire, la surveillance des champs de bataille, etc.

Ce grand nombre d'applications peut principalement être classé en cinq catégories : applications militaires, applications industrielles, santé, environnement et applications domestiques.

1.5 Déploiement du réseau de capteurs sans fils

Le déploiement de nœuds de capteurs est un concept important pour la mise en place d'un réseau de capteurs sans fil. Cette section introduit le concept de déploiement de nœuds de capteurs, ses types et ses critères.

1.5.1 Définition

Le déploiement de nœuds de réseaux de capteurs sans fil est la phase de sélection de l'emplacement des nœuds de capteurs dans l'environnement à surveiller. Dans cette phase, on cherche à optimiser les emplacements pour répondre aux critères définis au départ. C'est une phase critique qui affecte considérablement la performance de l'ensemble du réseau : la qualité de la surveillance,

la connectivité, la consommation d'énergie et la durée de vie du réseau. Il est donc crucial de déployer les nœuds du réseau de capteurs de manière optimale.

1.5.2 Les types de déploiement du WSN

Le déploiement de nœuds de capteurs dans une région d'intérêt est la première phase de construction du réseau de capteurs sans fil. En général, il existe deux types de déploiement : le déploiement déterministe et le déploiement aléatoire. La zone de déploiement, le type de nœuds de capteurs et le domaine d'application sont les facteurs majeurs qui influencent le choix du type de déploiement.

1.5.2.1 Déploiement déterministe

C'est une approche utilisée dans des zones accessibles et non hostiles, où les nœuds de capteurs peuvent être placés dans des positions fixes et connues selon un plan prédéfini. Ce type de déploiement minimise le nombre de nœuds requis et maximise la couverture de la zone de détection.

1.5.2.2 Déploiement aléatoire

Dans le cas d'un déploiement aléatoire, les zones de déploiement sont des zones hostiles et inaccessibles. Les nœuds de capteurs sont déployés par le biais d'un drone ou d'un avion, ce qui entraîne une distribution aléatoire des nœuds. Ce type de déploiement se traduit par des performances sous-optimales. Par exemple, ce déploiement n'assure pas la connectivité et la couverture du réseau.

1.5.3 Les critères de déploiement

L'idéal dans le déploiement de nœuds de capteurs est que le réseau déployé puisse répondre à toutes les contraintes de conception qui garantissent une longue durée de vie du réseau. Dans la littérature, la plupart des méthodes de déploiement se concentrent sur des critères spécifiques tels

que la connectivité, la couverture, le chevauchement, le nombre de nœuds et la consommation d'énergie.

1.5.3.1 Critère de couverture

Assurer une bonne couverture de la région d'intérêt est considérée comme l'une des métriques de la qualité de service des réseaux de capteurs sans fil. On distingue trois types de couverture : couverture de zone, couverture de cible et couverture de barrière.

Couverture de zone

Dans le problème de la couverture de zone, l'objectif est de couvrir toute la surface. Selon les exigences de la demande, une couverture totale ou partielle peut être demandée. Cependant, si le nombre de capteurs n'est pas suffisant, une couverture complète ne peut pas être atteinte et l'objectif devient alors de maximiser le taux de couverture.

Couverture de barrière

Dans plusieurs applications importantes, les nœuds de capteurs ne sont pas conçus pour surveiller les événements dans la zone d'intérêt, mais pour détecter les intrus qui tentent de pénétrer dans la zone. La couverture de barrière garantit que tout mouvement passant à travers la barrière de capteurs sera détecté. Ce modèle est approprié pour les applications impliquant la détection de mouvements ou d'intrusions, la surveillance de frontières internationales, ou la détection de la propagation de produits chimiques autour d'une usine. Il existe deux types de couverture de la barrière : la couverture complète (couverture totale de la barrière), ou la couverture partielle (nombre insuffisant de capteurs pour couvrir entièrement la barrière).

Couverture de cibles

Dans de nombreuses applications, il n'est pas nécessaire de surveiller toute la zone et il suffit parfois de surveiller des points spécifiques (points cibles) dans la zone d'intérêt. Chaque point

spécifique doit être couvert par au moins un nœud de capteurs. Par conséquent, le coût de déploiement diminuera en raison du nombre réduit de nœuds de capteurs utilisés par rapport au nombre requis pour couvrir la zone entière. La surveillance des points d'intérêt comprend, par exemple, la surveillance des troupes et des bases d'ennemis.

1.5.3.2 Critère de connectivité

La connectivité est nécessaire pour surveiller convenablement un champ d'intérêt. Quand un événement est détecté, les nœuds de capteurs doivent pouvoir le signaler immédiatement à la station de base. Il existe deux types de connectivité : la connectivité complète et la connectivité intermittente.

La connectivité totale ou complète du réseau peut être simple (connectivité 1) s'il existe un seul chemin entre un nœud de capteurs et la station de base, ou multiple (connectivité k) s'il existe plusieurs chemins disjoints entre un nœud et la station de base. Dans certaines applications, il n'est pas nécessaire de fournir une connectivité totale dans la zone considérée. Il suffit d'assurer une connectivité intermittente en utilisant un récepteur mobile qui se déplace et collecte des informations à partir de nœuds déconnectés.

1.5.3.3 Critère du nombre de nœuds

Dans la majorité des cas, le nombre de nœuds de capteurs est prédéfini à l'avance, avant même que le réseau de capteurs ne soit conçu. Ce nombre de noeuds peut se traduire en budget maximal du projet de déploiement, ou en consommation d'énergie maximale autorisée du réseau de capteurs. Le critère de nombre de nœuds est une contrainte financière et parfois énergétique et environnementale. Le fait d'avoir moins de capteurs peut réduire considérablement le budget du déploiement du réseau et également diminuer la consommation énergétique ultérieure du réseau.

1.5.3.4 Critère de chevauchement entre les nœuds

Dans le monde réel, la zone de portée de détection d'un noeud est semblable à un cercle, pas à un carré. De ce fait, si nous voulons que les zones de portée des nœuds ne se chevauchent pas du tout, nous allons nous retrouver avec des points qui ne sont pas couverts par le réseau. Par conséquent, pour augmenter la couverture de la zone d'intérêt, nous devons accepter un léger chevauchement entre les nœuds. C'est-à-dire, il y aura des points dans la zone d'intérêt dont les données seront prises par plus qu'un nœud. Il convient donc de trouver un compromis entre le chevauchement et la couverture dans un réseau de capteurs.

1.5.3.5 Critère de consommation d'énergie

La consommation d'énergie est une contrainte importante pour la conception et l'implémentation de réseaux de capteurs sans fil. En général, chaque nœud du réseau dispose de faibles ressources en termes d'énergie, de calcul et de stockage. Recharger les sources d'énergie est souvent coûteux et parfois impossible. Ainsi, la durée de vie d'un nœud de capteurs est fortement liée à celle de la batterie. Par conséquent, la conception du réseau de capteurs sans fil doit prendre en compte les problèmes d'utilisation efficace de l'énergie, car le dysfonctionnement d'un nœud implique des changements topologiques et peut nécessiter une réorganisation du réseau.

1.6 Algorithme génétique

Un algorithme génétique (GA) est une technique permettant de résoudre des problèmes d'optimisation avec ou sans contraintes. Cette section présente l'algorithme génétique, ainsi que son processus.

1.6.1 Définition

L'algorithme génétique (GA) est une approche métaheuristique largement utilisée pour résoudre des problèmes d'optimisation. C'est un algorithme évolutif basé sur le principe de la sélection naturelle et de la génétique. Le concept d'algorithme génétique a été inspiré par la théorie de

l'évolution naturelle de Charles Darwin sur la «survie du plus apte» et a été formalisé par John Henry Holland. Ce concept émule le processus qui conduit l'évolution biologique (Zeebaree, Haron, Abdulazeez & Zeebaree, 2017).

1.6.2 Le processus de l'algorithme génétique

La procédure GA est initiée avec une population aléatoire de solutions possibles,, nommées population initiale. Les individus sont sélectionnés et présentés par une chaîne de gènes appelés chromosomes. Après avoir initialisé la population, GA applique trois fonctions, à savoir la sélection, le croisement et la mutation. Au stade de la sélection, un groupe des meilleurs chromosomes est sélectionné dans la population initiale. Après cela, deux chromosomes choisis au hasard génèrent deux chromosomes enfants par une opération de croisement qui consiste à échanger des informations génétiques entre les chromosomes parents. Ensuite, une opération de mutation est appliquée aux enfants chromosomiques pour produire une meilleure solution. Généralement, la position du gène dans les chromosomes est choisie au hasard et sa valeur est modifiée par les autres valeurs valides. Après l'application du processus de mutation, les chromosomes enfants mutés sont évalués par la fonction de fitness et leurs valeurs sont comparées aux valeurs calculées pour les chromosomes de la génération précédente. Si les chromosomes enfants ont de meilleures valeurs de fitness, leurs chromosomes parents seront remplacés par la population actuelle. Les phases de croisement et de mutation sont répétées jusqu'à ce que les conditions de terminaison soient atteintes (par exemple, le nombre d'itérations).

1.7 Conclusion

Ce chapitre a présenté les concepts de base relatifs à la segmentation d'images, au clustering, et aux réseaux de capteurs sans fil. Il a décrit notamment le concept de déploiement de nœuds de capteurs, ses types et ses critères, ainsi que le principe de l'algorithme génétique. Le chapitre suivant présente une revue de la littérature sur les approches utilisées pour détecter les feux de forêt et pour optimiser le déploiement de nœuds de capteurs.

CHAPITRE 2

REVUE DE LA LITTÉRATURE

2.1 Introduction

Cette revue a été menée dans le but d'étudier les différents travaux existants qui traitent le problème de détection des feux de forêt. Tout d'abord, on présente les méthodes les plus utilisées pour détecter le feu de forêt, à savoir la méthode basée sur les images satellitaires et la méthode basée sur le réseau de capteurs sans fils. Ensuite, on se focalise sur la méthode basée sur le réseau de capteurs puisque c'est la méthode la plus fiable qui détecte les incendies de forêt en temps réel. Dans cette optique, on présente les travaux menés pour résoudre le problème principal de WSN qui est le déploiement de nœuds d'une façon optimale. On décrit les différents algorithmes utilisés pour résoudre le problème de déploiement de nœuds. Ces algorithmes peuvent être classés en deux catégories : algorithmes classiques et algorithmes bio-inspirés. Ensuite, on se concentre sur l'algorithme "bio-inspiré" le plus utilisé dans les problèmes multi-objectifs comme dans les problèmes de déploiement de nœuds qui est l'algorithme génétique. On fournit une revue de la littérature sur les travaux menés pour déployer les nœuds de manière optimale en se basant sur l'algorithme génétique. À la fin de ce chapitre, un tableau récapitulatif est fourni qui compare les solutions proposées pour optimiser le déploiement de nœuds de capteurs et donne leurs limites.

2.2 Les méthodes de détection des feux de forêt

Plusieurs méthodes et techniques ont été proposées pour répondre au problème de la détection des feux dans les forêts. Ces méthodes peuvent être classées en deux catégories : méthodes basées sur les images satellitaires et méthodes basées sur le WSN. Dans ce qui suit, on donne une revue de littérature sur les travaux menés dans ces deux catégories.

2.2.1 Méthodes de détection des feux de forêt basées sur des images satellitaires

Ganesan, Sathish & Sajiv (2016) proposent l'idée d'utiliser des images satellitaires pour identifier et différencier la zone forestière exposée au feu. Ils ont utilisé une approche de clustering par fuzzy means comme méthode de segmentation pour identifier et extraire les régions des feux de forêt. La méthode de clustering K-means a également été appliquée pour soutenir le processus d'identification automatique des incendies de forêt à l'aide de photos numériques spatiales. Leur approche a pour objectif de déployer un réseau maillé sans fil dans les zones forestières exposées aux incendies et de prendre davantage de précautions.

Vani et al. (2019) présentent une approche d'un réseau neuronal convolutionnel basé sur l'architecture Inception-v3 pour classer l'ensemble des images satellitaires en images avec et sans feu. Cette architecture est basée sur l'apprentissage par transfert. Une matrice de confusion est générée pour spécifier la précision de la classification. Puis, le système extrait la région où le feu s'est produit dans l'image satellitaire en utilisant un modèle binaire local (LBP), ce qui permet de réduire les taux de détection erronée.

Le travail de Yang, Lupascu & Meel (2021) propose une nouvelle approche basée sur l'apprentissage supervisé pour entraîner un réseau de neurones avec des données de télédétection afin de prévoir les incendies de forêt en Indonésie. En particulier, les données de télédétection sont constituées d'images historiques provenant du satellite Landsat 7 et du jeu de données des hotspots du système de gestion des ressources d'information sur les incendies (FIRMS). Le réseau de neurones effectue d'abord une convolution sur chaque intervalle de temps d'entrée des données. La représentation obtenue à partir de la couche de convolution, à chaque intervalle de temps, est transmise à la couche de mémoire à long et court terme (LSTM). La couche LSTM apprend la relation temporelle des données historiques. Après, une autre couche "dropout" et trois couches denses sont appliquées. Finalement, la dernière couche dense utilise l'activation sigmoïde pour obtenir une valeur de sortie comprise entre 0 et 1 : 0 pour feu non détecté et 1 pour feu détecté.

Kenda (2021) propose une approche inspirée de l'apprentissage actif pour construire un classificateur de détection des feux de forêt. Le classificateur est entraîné avec une seule image étiquetée, puis utilisé pour classer l'ensemble des images. Les résultats de la classification sont vérifiés manuellement et les images mal classées sont corrigées. Après, un nouvel ensemble de données est utilisé pour former le nouveau classificateur. Les itérations se poursuivent jusqu'à ce que les résultats soient satisfaisants. Les auteurs réclament qu'en quelques étapes d'itération, le classificateur peut identifier le feu de forêt avec une bonne précision.

2.2.2 Méthodes de détection des feux de forêt basées sur le WSN

Les réseaux de capteurs sans fil (WSN) sont déployés dans une grande variété de scénarios d'application, notamment dans les environnements ruraux et forestiers. Plusieurs solutions technologiques basées sur les réseaux sans fil ont été proposées pour détecter et surveiller un incendie.

Le travail de Lutakamale & Kaijage (2017) propose un système de surveillance et de détection des incendies de forêt basé sur un réseau de capteurs sans fil. Ce système détecte les incendies en surveillant la température, l'humidité et la fumée. Une fois qu'un incendie est détecté, un message d'alerte contenant l'emplacement du feu est envoyé à l'autorité responsable via un réseau cellulaire. Le système donne à la communauté un moyen de signaler les incendies ou les activités illégales dans la forêt à l'autorité responsable en utilisant le réseau cellulaire.

Dans le même sens, Kadir, Irie & Rosa (2019) développent un système de surveillance intelligent pour détecter et contrôler le comportement de l'environnement en termes de température, d'humidité et de gaz. L'intégration de capteurs WSN permettrait à la communauté locale et aux autorités municipales d'accéder aux informations grâce à une base de données en ligne en temps réel. L'auteur réclame que sa solution est plus rapide et moins coûteuse que l'acquisition de données par satellite, ce qui serait certainement bénéfique pour le bien-être social et le développement de l'économie.

Toledo-Castro, Caballero-Gil, Rodríguez-Pérez, Santos-González, Hernández-Goya & Aguasca-Colomo (2018) présentent un système basé sur le réseau de capteurs sans fil, sur le service Web et sur une application mobile. Le WSN est responsable de la surveillance de l'environnement en temps réel. Le service Web intègre le contrôleur d'incendie basé sur la logique floue et des méthodes de prise de décision destinées à analyser les informations environnementales, à détecter les incendies récents et à estimer la propagation du feu. L'activation des alertes environnementales est déclenchée en fonction des résultats obtenus par le contrôleur. Grâce à l'application mobile proposée, les membres des services d'urgence seront informés.

2.3 Méthodes d'optimisation du déploiement des réseaux de capteurs sans fil

Les réseaux de capteurs sans fil offrent de nombreux avantages en matière de surveillance et de détection des feux de forêt. C'est une technique évolutive qui permet de couvrir de vastes zones, en contrôlant la densité des nœuds en fonction des exigences de coût et de performance, tout en offrant une meilleure précision de positionnement pour localiser les incidents potentiels. En outre, l'utilisation d'une série de capteurs peut potentiellement permettre une détection plus précoce des incendies avant même que les indices visuels ne se manifestent. Cependant le déploiement optimal des nœuds est une étape essentielle pour assurer l'efficacité et la fiabilité du réseau de capteurs sans fils.

Plusieurs chercheurs ont contribué à l'optimisation du processus de déploiement afin de rendre le réseau plus efficace, plus fiable et plus performant tout en minimisant la consommation d'énergie, en diminuant le coût du déploiement et en augmentant la durée de vie des nœuds et la couverture du réseau. Pour atteindre ces objectifs, les chercheurs ont recours à la fois des méthodes classiques et des méthodes bio-inspirées.

2.3.1 Optimisation du déploiement par des méthodes classiques

Diverses applications utilisent la technique du déploiement aléatoire, dans laquelle les nœuds de capteurs sont répartis de manière irrégulière dans la région d'intérêt. Certaines régions peuvent

avoir une quantité dense de nœuds de capteurs alors que d'autres régions peuvent ne pas en avoir assez. En outre, des trous de couverture sont inévitables, ce qui rend difficile l'obtention d'une couverture complète. Il existe différentes techniques classiques pour déployer des nœuds de capteurs dans le WSN, à savoir : la technique basée sur la force, la technique basée sur la grille et la géométrie de calcul.

La technique basée sur les forces utilise l'idée de forces virtuelles qui peuvent être répulsives, attractives ou nulles. Ces forces sont appliquées à la paire de nœuds de capteurs adjacents en fonction de leur séparation l'un de l'autre. Si la distance au milieu de deux nœuds de capteurs adjacents est supérieure à une valeur seuil pré-calculée, alors la force attractive agira. De même, si la séparation entre eux est inférieure à la valeur seuil pré-définie, alors la force active sera de nature répulsive. Et si la séparation est égale à la valeur seuil donnée, une force nulle sera exercée.

Le travail de Zou & Chakrabarty (2003) propose un algorithme de force virtuelle (VFA) comme stratégie de déploiement de nœuds de capteurs pour améliorer la couverture après le placement initial aléatoire des nœuds. Pour un nombre donné de nœuds, l'algorithme VFA tente de maximiser la couverture du champ des nœuds. Une combinaison judicieuse de forces d'attraction et de répulsion est utilisée pour déterminer les trajectoires virtuelles de mouvement et la vitesse de mouvement des nœuds placés aléatoirement. Une fois les positions réelles des nœuds sont identifiées, un mouvement ponctuel avec une énergie incorporée est effectué. C'est-à-dire, les nœuds sont redéployés vers ces positions.

Dans la technique basée sur la grille, les sites des nœuds de capteurs sont déterminés en fonction d'un modèle de grille, soit une grille rectangulaire, une grille triangulaire et une grille hexagonale. Les nœuds sont placés au centre de la grille. Et la zone de surveillance est divisée en petits morceaux en fonction de la zone.

Singh & Manu (2017) introduisent un algorithme déterministe de placement des nœuds de capteurs basé sur une stratégie de grille appelée "Rhombus Grid" pour le déploiement de nœuds statiques dans les systèmes WSN. Dans cette stratégie, un losange est considéré comme une

combinaison de deux triangles équilatéraux où chaque point de croisement des arêtes représente la position du nœud du capteur. Le déploiement consiste à assurer la connectivité du WSN et la K-couverture des zones de la région, en minimisant la consommation d'énergie.

Les travaux de Kim, Kim, Yang, Oh & Han (2012) présentent des modèles de déploiement en treillis triangulaire, treillis carré et hexagone pour obtenir une couverture p et une connectivité q ($q \leq 6$) dans le WSN. Pour former de tels modèles de déploiement réguliers pour des valeurs p et q données, les auteurs ont présenté la distance entre les nœuds de capteurs ainsi que la relation entre R_c et R_s . Un calcul numérique est effectué pour valider l'efficacité des modèles de déploiement proposés en termes de durée de vie du réseau, de nombre de nœuds, de couverture et de connectivité.

Concernant les techniques basées sur la géométrie de calcul, il existe de nombreux algorithmes basés sur la représentation géométrique du dual : Triangulation de Delaunay et diagramme de Voronoï. Dans le diagramme de Voronoï, la zone d'intérêt est divisée en polygones. Chaque noeud réside dans un polygone unique. Pour construire le diagramme de Voronoï, les médiateurs de chaque paire de nœuds proches sont dessinés. Après, les intersections de ces médiateurs sont connectées, ce qui forme des polygones. La Triangulation de Delaunay est la duale du diagramme de Voronoï, chaque deux noeuds situés dans deux polygones qui partagent une même arête de polygone dans la représentation de Voronoï sont connectés par une arrête de triangle dans la représentation de Delaunay (Saadallah, 2015).

Wu, Lee & Chung (2007) ont proposé une méthode centralisée et déterministe de déploiement de capteurs appelée DT-Score (Delaunay Triangulation-Score). En se basant sur un nombre fixe de capteurs déployables, le DT-Score vise à maximiser la couverture d'une zone de détection avec des obstacles. Le DT-Score se compose de deux phases, le déploiement de contour et le déploiement raffiné. Dans la phase de déploiement de contour, le placement de noeuds commence à couvrir les bords et les obstacles, puis à couvrir le reste de zone. Cette méthode permet d'éliminer les trous de couverture aux bords de la région et autour des obstacles. Dans la phase de déploiement raffiné, une méthode de déploiement basée sur la Triangulation de Delaunay est

appliquée pour les régions non couvertes. Un score est attribué pour chaque position de nœud. Le nœud est attribué à la position ayant le score le plus élevé.

Le travail de Rahmani & Nematy (2012) présente une approche évolutive basée sur le diagramme de Voronoï (EAVD). La première phase de l'approche proposée consiste à déployer des nœuds stationnaires de manière aléatoire dans la zone de détection. Cette phase utilise le diagramme de Voronoï pour diviser la zone en polygones et pour choisir l'emplacement des nœuds stationnaires. La deuxième phase utilise un algorithme génétique pour déployer des nœuds mobiles supplémentaires dans les trous de couverture. Dans cette phase, l'emplacement des nœuds stationnaires est pris en compte pour éviter les chevauchements. De cette façon, la couverture peut être maximisée et les trous de couverture seront couverts.

2.3.2 Optimisation du déploiement par des méthodes bio-inspirées

Les phénomènes physiques et biologiques ont inspiré un certain nombre de chercheurs dans le domaine de l'optimisation du déploiement de nœuds de capteurs. Une multitude d'algorithmes bio-inspirés ont montré leur robustesse face à des problèmes complexes. Parmi ces algorithmes, on peut citer : algorithme des colonies d'abeilles artificielles (ABC), algorithme de colonies de fourmis (ACO), algorithme des essaims de particules (PSO) et algorithme génétique (GA).

L'algorithme de la colonie d'abeilles artificielle (ABC) est une technique d'optimisation métaheuristique, motivée par le comportement d'alimentation d'un essaim d'abeilles. Elle résout le problème de l'optimisation continue de manière répétitive. Yue *et al.* (2019) ont présenté un schéma métaheuristique basé sur un algorithme amélioré de colonie d'abeilles artificielle (ABC) pour résoudre les problèmes de couverture et de connectivité dans le WSN. Les auteurs ont amélioré l'algorithme ABC dans l'étape de recherche libre et dans la formulation de la phéromone de la zone sélectionnée. Ainsi, ils ont amélioré l'exploration de l'algorithme de colonie d'abeilles artificielle pour éviter de tomber dans un optimum local. La technique proposée présente de meilleures performances en termes de connectivité, de couverture, d'efficacité énergétique et de durée de vie du réseau par rapport au déploiement aléatoire.

L'optimisation des colonies de fourmis (ACO) est une technique probabiliste permettant de résoudre les problèmes d'optimisation en réduisant le problème à un problème d'exploration de chemins graphiques. Les fourmis trouvent de la nourriture près de leurs nids de façon aléatoire. Lorsqu'une des fourmis trouve de la nourriture, elle analyse la qualité et la quantité de nourriture, puis trace une substance chimique sur le chemin menant à cette nourriture. Ces traces chimiques aident la fourmi à chercher le plus petit chemin entre le nid et la nourriture. Liu & He (2014) ont résolu les problèmes de couverture des cibles avec un minimum de noeuds de capteurs en utilisant deux méthodes : l'optimisation des colonies de fourmis et le mécanisme de migration gourmande (ACO-Greedy). L'objectif principal de leur étude est de couvrir tous les points d'intérêt (PoI) en plaçant un nombre minimum de noeuds de capteurs de sorte que chaque membre de l'ensemble appelé point de solution (PoS) soit connecté à la station de base par un ou plusieurs sauts.

L'optimisation par essaims particulaires (PSO) a été développée par Eberhart et Kennedy. Il s'agit d'un algorithme de recherche qui peut être utilisé pour trouver une solution optimale dans un espace de recherche donné. Il est basé sur la façon dont un groupe d'oiseaux travaille ensemble pour trouver de la nourriture dans une zone. Ces oiseaux, guidés par le résultat de leur propre recherche et le succès des autres oiseaux, se déplacent dans l'espace de recherche pour trouver de la nourriture. Les oiseaux sont représentés dans l'algorithme PSO par un essaim de particules. Rout & Roy (2017) ont proposé une stratégie de déploiement dynamique basée sur l'algorithme PSO où les noeuds de capteurs mobiles sont déplacés pour fournir une couverture efficace avec une connectivité garantie. Après le déploiement initial, un nombre limité de noeuds de capteurs mobiles sont déplacés avec un minimum de mouvement pour satisfaire la couverture et la connectivité du réseau. La consommation d'énergie est également prise en compte en réduisant le mouvement des noeuds.

2.4 Optimisation de déploiement par l'algorithme génétique

L'algorithme génétique (GA) est l'un des algorithmes basés sur l'inspiration naturelle. Il est largement utilisé dans les problèmes multi-objectifs, comme le problème de déploiement de noeuds. En effet, dans le problème de déploiement de noeuds, plusieurs objectifs sont visés :

augmenter la couverture, assurer la connectivité, diminuer le chevauchement, réduire le nombre de noeuds, minimiser la consommation d'énergie, augmenter la durée de vie du réseau, etc. C'est pourquoi l'algorithme GA a été fréquemment utilisé pour répondre à ce problème de déploiement. Dans cette section, nous présentons les travaux qui ont utilisé cet algorithme pour optimiser le déploiement de nœuds.

Le travail de ZainEldin *et al.* (2020) présente une technique améliorée de déploiement dynamique basée sur un algorithme génétique (IDDT-GA). Le problème de déploiement est décomposé en un ensemble de sous-problèmes qui sont classés en deux objectifs principaux : augmenter le taux de couverture et réduire le nombre de nœuds. Pour répondre au premier objectif, un système utilisant un déploiement aléatoire et des noeuds mobiles est proposé. En effet, le déploiement aléatoire produit des régions d'intensité variable en termes de nombre de noeuds : des régions à forte intensité et des régions à faible intensité. Cette technique de déploiement aléatoire cause des trous de couverture. Pour combler ces trous et pour augmenter la couverture, des noeuds mobiles sont employés dans la zone. Pour répondre au deuxième objectif, l'algorithme génétique GA est utilisé avec un croisement amélioré en deux points pour rendre la longueur du chromosome adaptative. Cela permet également à l'algorithme de rechercher le nombre minimal de nœuds de capteurs qui pourrait couvrir la zone.

Rebai *et al.* (2015) ont développé des méthodes basées sur une formulation linéaire entière, un algorithme de recherche locale (LS) et un algorithme génétique (GA). La zone de déploiement est divisée en une région cible basée sur une grille afin de réduire l'espace de recherche. Trois objectifs ont été pris en considération : la couverture, le nombre de noeuds et la connectivité.

Dans le même esprit, le travail de Chen, Xu & Wang (2019), présente une méthode basée sur l'algorithme génétique pour couvrir une zone de détection avec un nombre minimum de nœuds de capteurs. L'algorithme génétique est utilisé pour répondre à ces critères : minimiser le nombre de noeuds, assurer K-couverture par cible et assurer m-connectivité par noeud de capteurs. Dans leur approche, chaque chromosome est défini comme étant une liste de positions potentielles.

Les auteurs démontrent que leur méthode permet un bon compromis entre la couverture des cibles et le nombre de noeuds tout en assurant une connectivité totale du réseau.

Tossa, Abdou, Ezin & Gouton (2020) ont présenté dans leur recherche une nouvelle méthode basée sur l'algorithme génétique. Ils ont proposé une nouvelle façon d'évaluer la fonction fitness de l'algorithme génétique. Leur fonction de fitness correspond à la couverture totale des noeuds (somme de surface des disques binaires de couverture soustrayant la surface de leurs chevauchements) en fonction du nombre de noeuds. Ce travail permet de donner la position optimale des nœuds tout en maximisant le taux de couverture de la zone d'intérêt et tout en minimisant le taux de chevauchement.

Dans le même sens, Zorlu & Sahingoz (2016) ont abordé le problème du déploiement en utilisant un algorithme génétique. L'algorithme génétique est proposé pour augmenter la couverture d'une topologie WSN donnée avec des capteurs homogènes dans une zone euclidienne en 2-D. L'objectif du problème est de maximiser la couverture de la zone tout en minimisant le chevauchement entre les nœuds de capteurs. Leur approche a été testée avec divers nœuds de capteurs ayant des portées de détection différentes. Ils ont constaté que leur système est efficace pour une zone donnée.

2.5 Comparaison entre les méthodes existantes

Dans cette section, nous présentons dans le tableau 2.1 les principaux objectifs de déploiement discutés dans la littérature en utilisant les algorithmes bio-inspirée, à savoir : la couverture, la connectivité, le chevauchement et la minimisation du nombre de nœuds. Le tableau présente notamment le type de couverture utilisé.

Dans la dernière ligne du tableau, on donne les informations liées à notre solution proposée (voir chapitre suivant). Comme indiqué dans le tableau 2.1, nous proposons une solution qui maximise la couverture des cibles, assure la connectivité, minimise le chevauchement et réduit le nombre de nœuds de capteurs déployés dans le réseau.

Tableau 2.1 Solutions existantes par rapport aux solutions proposées

Solutions	Type de couverture			Objectif du déploiement			
	Zone	Barrière	Cible	Couverture	Connectivité	Chevauchement	Nombre de nœuds
Yue <i>et al.</i> (2019)	✓			✓	✓		
Liu & He (2014)			✓	✓	✓		✓
Rout & Roy (2017)	✓			✓	✓		
ZainEldin <i>et al.</i> (2020)	✓			✓	✓		
Rebai <i>et al.</i> (2015)		✓		✓	✓		✓
Gupta <i>et al.</i> (2016)		✓		✓	✓		✓
Chen <i>et al.</i> (2019)	✓			✓	✓		✓
Tossa <i>et al.</i> (2020)	✓			✓		✓	
Zorlu & Sahingoz (2016)	✓			✓	✓		
Solution proposée		✓	✓	✓	✓		✓

2.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté une étude approfondie des travaux qui ont entamé le problème de détection de feu de forêt. Ainsi, nous avons présenté les différentes méthodes d'optimisation du déploiement de nœuds de capteurs dans le WSN. Ces méthodes sont divisées en deux grandes catégories : méthodes d'optimisation classique et méthodes d'optimisation bio-inspirées. Généralement, les méthodes bio-inspirées offrent des performances d'optimisation intéressantes par rapport aux méthodes classiques puisqu'elles permettent de répondre aux nombreux objectifs de déploiement d'une façon plus intuitive.

Le chapitre suivant est consacré à la description de l'approche proposée pour un déploiement optimal des nœuds de capteurs, dédiée à la détection des feux de forêt. Nous présentons la formulation mathématique du problème en question, ainsi que les algorithmes proposés pour atteindre nos objectifs.

CHAPITRE 3

MODÉLISATION DU SYSTÈME

3.1 Introduction

Dans le domaine de la surveillance forestière, il est important de détecter rapidement les incendies de forêt. Les réseaux de capteurs s'avèrent utiles dans ce domaine. Ils représentent une solution pour assurer une détection en temps réel et fiable grâce au déploiement optimisé des nœuds dans la zone d'intérêt.

Dans ce chapitre, nous décrivons d'abord notre solution qui permet de répondre à la problématique de détection de feu de forêt. Ensuite, nous présentons la première phase de notre solution qui est la phase de représentation de la zone. Après, nous présentons la modélisation de la fonction objectif (fonction fitness) de l'algorithme génétique que nous avons utilisé dans la deuxième phase qui est la phase d'optimisation de déploiement de nœuds. Finalement, nous détaillons la phase d'optimisation du déploiement de nœuds dans laquelle on emploie la fonction de fitness que nous avons modélisée auparavant.

3.2 Description du système proposé

L'objectif principal de ce projet de recherche est de déployer de manière optimale les nœuds de capteurs dans une zone forestière pour construire un réseau de capteurs capable de détecter en temps réel les incendies de forêt. En effet, la structure de la zone forestière est prise en considération dans le processus de déploiement de nœuds de capteurs. Dans ce processus de déploiement de nœuds de capteurs, les critères suivants sont également pris en compte : couverture, connectivité, nombre des nœuds et chevauchement entre les nœuds de capteurs.

Dans ce travail, nous proposons un système de déploiement basé sur le clustering K-means et l'algorithme génétique (KC-GA). Ce système vise à couvrir les cibles, qui sont dans notre cas les arbres forestiers, avec un nombre minimum de nœuds de capteurs, et tout en utilisant une

image de forêt. Les nœuds de capteurs déployés doivent être connectés afin de s'assurer que tous les nœuds déployés sont prêts à communiquer avec la station de base.

Le système de déploiement de nœuds de capteurs proposé comporte deux phases (comme le montre la figure 3.1) : la phase de représentation de la zone et la phase de déploiement de nœuds de capteurs.

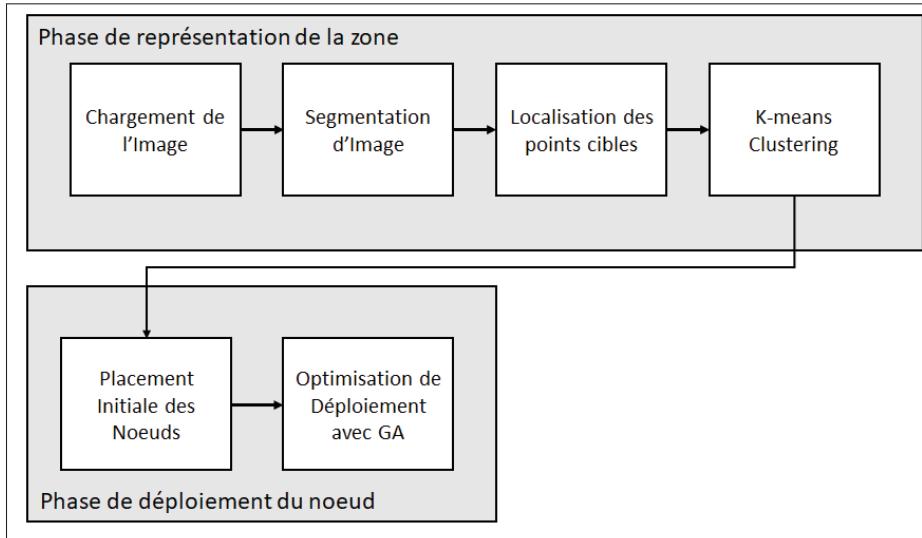


Figure 3.1 Architecture du système de déploiement

Le tableau 3.1 décrit toutes les terminologies utilisées dans la solution proposée.

3.3 Phase de représentation de la zone

Le concept de représentation de la zone pour le déploiement du réseau de capteurs sans fil (WSN) est important dans les scénarios critiques caractérisés par leur diversité, tels que les forêts. Les zones forestières sont des zones hétérogènes caractérisées par leur diversité, par exemple, on peut y trouver des maisons, des rivières et des montagnes. L'objectif principal de cette phase est de représenter la zone forestière par des points d'intérêt qui représentent les points cibles à couvrir et les positions potentielles pour la localisation des nœuds de capteurs.

Tableau 3.1 Résumé des notations

Notation	Description
W	Largeur de la zone
H	Longueur de la zone
T	Nombre total de points cibles
K	Nombre de points d'intérêt
R_{con}	Portée de connectivité
R_{cov}	Portée de couverture
N	Nombre de nœuds de capteurs
L_s	Nombre minimal des nœuds de capteurs
U_s	Nombre maximal des nœuds de capteurs
c_i	Point d'intérêt
α	Facteur de réduction
δ	Taux d'échelle
P_m	Probabilité de mutation
P_c	Probabilité de croisement
s_j	Nœud de capteurs

Cette phase est composée de quatre étapes : chargement de l'image, segmentation de l'image, localisation des cibles et application de l'algorithme de clustering K-means.

3.3.1 Chargement de l'image

Pour commencer, une image satellitaire doit être chargée dans le système. L'image est extraite de Google Maps. Cette image sera la zone désignée pour le déploiement de nœuds de capteurs. La figure 3.2 montre une image extraite de Google Maps dans la région du Yukon (AB, 60.065225, -128.724462) au Canada.

3.3.2 Segmentation d'images

La segmentation d'images est utilisée pour les applications de reconnaissance de formes. Elle permet de localiser des objets et des bordures dans une image. Elle est basée sur la détection de similitudes de couleurs dans une image donnée. Dans notre cas, puisque nous voulons détecter les arbres dans une image d'une zone forestière, nous allons segmenter l'image en fonction de la



Figure 3.2 Image de la zone forestière

similitude de la couleur verte. Pour cela, une technique de seuillage de couleur est utilisée pour détecter les cibles qui sont les arbres.

La figure 3.3 illustre les résultats après avoir appliqué le processus de segmentation sur l'image originale (figure 3.2). On peut remarquer que les arbres ont été détectés.

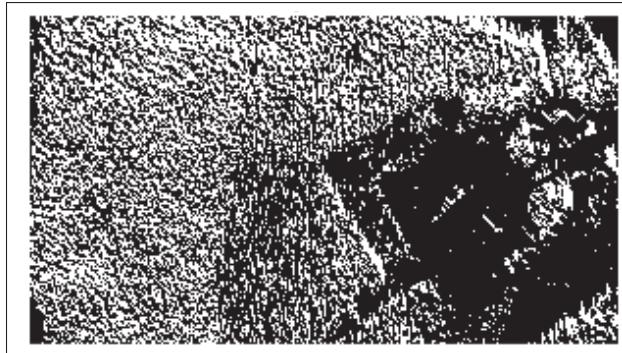


Figure 3.3 Exemple d'une image segmentée

3.3.3 Localisation des points cibles

Après la phase de segmentation, les points cibles sont extraits de l'image segmentée. Une fonction de localisation est utilisée pour convertir les pixels de l'image en coordonnées (x,y) afin de localiser les cibles qui sont les arbres forestiers.

La relation entre l'échelle de la zone et l'échelle de l'image est définie comme suit :

$$Scale(Area) = \delta \times Scale(Image) \quad (3.1)$$

Où δ est un paramètre d'échelle qui permet de convertir les dimensions en pixel de l'image satellitaire (résolution spatiale), en des dimensions réelles.

La figure 3.4 montre les coordonnées (x,y) des points cibles à couvrir par les nœuds de capteurs.

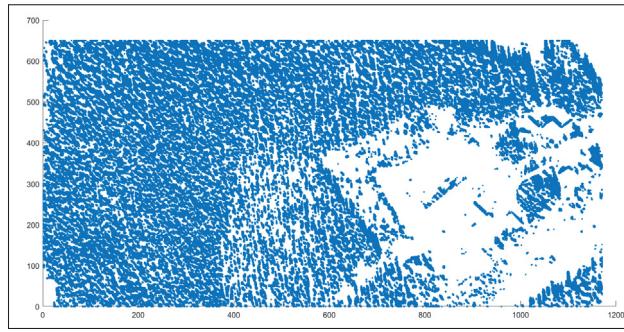


Figure 3.4 Exemple de localisation des points cibles

3.3.4 Le clustering K-means

L'algorithme de clustering K-means est une technique non supervisée utilisée pour partitionner automatiquement un ensemble de données en K groupes dans lesquels chaque donnée appartient au groupe dont la moyenne est la plus proche de cette donnée (Wagstaff, Cardie, Rogers, Schrödl et al., 2001).

Le principal processus de représentation de zones consiste à appliquer le clustering K-means pour regrouper un grand nombre de points cibles en K nombre de points d'intérêt. Ce processus minimise le nombre total de points cibles et les positions potentielles des nœuds de capteurs. De plus, il optimise le temps passé à la recherche de l'emplacement optimal des nœuds de capteurs. L'algorithme K-means est une méthode itérative qui comprend les étapes suivantes dans l'algorithme 3.1.

Algorithme 3.1 Algorithme de clustering K-means

- 1 Choose K initial centroids $\{c_1, \dots, c_k\}$ of the clusters $\{C_1, \dots, C_k\}$
- 2 Calculate new cluster membership by distributing target points $\{x\}$ among the K clusters using the relation as

$$x \in C_j(k) \text{ if } \|x - c_j(k)\| < \|x - c_i(k)\|$$

$\forall i, 1 \leq i \leq K; i \neq j$ Where $C_j(k)$ represents the set of target points whose cluster center is $c_j(k)$.

- 3 Recalculate cluster centers such that the sum of the squared distances from all target points in $C_j(k)$ to the cluster centroid is minimized. The new cluster center is given by.

$$c_i = \frac{1}{|C_i|} \sum_{x_j \in C_i} x_j$$

- 4 If none of the cluster centers have changed, the procedure is terminated. Otherwise, go to Step 2.

Dans ce travail, K peut être calculé à l'aide de deux formules : le critère de la silhouette et la formule basée sur le nombre de points cibles.

La première formule, le critère de la silhouette, est utilisée pour déterminer le nombre idéal de K clusters. Pour chaque valeur possible de K, nous regroupons les données et nous sélectionnons la valeur de K appropriée où la moyenne de la silhouette est la plus élevée, en utilisant l'équation 3.2.

$$\text{Silhouette}(x) = \frac{b(x) - a(x)}{\max\{a(x), b(x)\}} \quad (3.2)$$

Où x est un objet qui appartient au cluster A. $a(x)$ est la dissimilitude moyenne de x avec tous les autres échantillons du cluster A. $b(x)$ est la distance moyenne minimale entre l'échantillon x et tous les autres échantillons des autres clusters. La silhouette moyenne donne une mesure de la qualité de la distribution des échantillons dans une partition. Une valeur de silhouette de 1 indique que l'échantillon est très bien groupé, une petite valeur (autour de 0) signifie que

l'observation se trouve à la limite de deux clusters. Et une observation avec une valeur négative indique que l'observation doit être placée dans un cluster voisin.

Cependant, cette méthode est coûteuse en termes de calcul et prend beaucoup de temps en raison de la nécessité de calculer la distance par paires entre tous les points de données. En effet, lorsque le critère de Silhouette est appliqué, beaucoup plus de calculs supplémentaires sont nécessaires. Les calculs supplémentaires augmentent selon une loi de puissance correspondant à la taille de l'ensemble de données. Le calcul de l'indice Silhouette est basé sur la matrice de distance par paire sur l'ensemble de données (Wang, Franco-Peña, Kelleher, Pugh & Ross, 2017).

La deuxième formule de choix du nombre K de l'algorithme K-means est basée sur le nombre total de points cibles. Le nombre de clusters K (points d'intérêt) est déterminé à l'aide de l'équation 3.3.

$$K = \alpha \times T \quad (3.3)$$

Où T définit le nombre total de points cibles et α est un facteur de réduction compris entre 0 et 1. Cette méthode prend un pourcentage du nombre total de points cibles. Elle n'est pas coûteuse en termes de calcul. Elle donne l'utilisateur la préférence de choisir un pourcentage convenable pour déterminer le nombre de clusters en fonction du nombre total de points cibles. Cependant, lorsque le pourcentage est élevé, le temps d'exécution de la solution proposée sera lent et vice-versa. En outre, le nombre de clusters représente les points d'intérêt à couvrir par les noeuds de capteurs, ainsi que les positions potentielles des noeuds de capteurs.

3.4 Phase de déploiement de noeuds : formulation de la fonction fitness

L'algorithme génétique (AG) s'est révélé être l'algorithme d'optimisation le plus efficace et le plus puissant (Kalayci & Uğur, 2011). Il forme un problème d'optimisation combinatoire qui possède des paramètres d'optimisation discrets et fusionne diverses solutions pour promouvoir la meilleure qui offre un ensemble de solutions potentielles. En outre, il a été examiné comme une méthode concrète pour résoudre différents problèmes de manière cohérente et présente un bon compromis entre l'exploitation et l'exploration. Le calcul de l'algorithme génétique n'est pas

compliqué et nécessite un coût de calcul minimal (Katoch, Chauhan & Kumar, 2020). En bref, ce sont les principales caractéristiques qui nous ont motivés à choisir l'algorithme génétique comme algorithme d'optimisation pour le problème de déploiement de nœuds de capteurs.

Dans le processus d'optimisation du déploiement de nœuds de capteurs, nous avons considéré quatre critères, à savoir : la couverture, la connectivité, le chevauchement et le nombre de nœuds de capteurs. Ces critères sont intégrés dans la fonction fitness de l'algorithme génétique.

3.4.1 Description des sous objectifs de la fonction fitness

La fonction de fitness est la fonction qui détermine le comportement de l'algorithme génétique dans un problème défini. Elle permet d'évaluer l'adéquation de chaque solution proposée de l'algorithme génétique en fonction d'une série de critères et d'objectifs.

La formulation de la fonction objectif ou de la fonction de fitness dépend des caractéristiques du problème. Dans notre modèle, la fonction fitness est définie comme une fonction multi-objectifs visant à maximiser la couverture de la zone et à assurer la connectivité du réseau tout en réduisant le nombre de nœuds déployés et le chevauchement entre les nœuds de capteurs.

Dans ce qui suit, nous détaillons les modèles associés à chacun des quatre critères :

- couverture
- connectivité
- nombre de nœuds
- chevauchement

Ces modèles sont utilisés pour construire la fonction objectif globale.

3.4.1.1 Modèle de couverture

La couverture est une mesure de la qualité de service du réseau. Son objectif est de faire en sorte que chaque cible dans la zone de surveillance se trouve dans la portée de couverture d'au moins un nœud de capteur.

Le modèle de disque binaire est le modèle le plus courant pour représenter la couverture des nœuds de capteurs dans les WSN (Zhu, Zheng, Shu & Han, 2012). Dans ce travail, nous avons adopté le modèle de disque binaire pour résoudre le problème de couverture. Un nœud de capteurs s_i est représenté comme un disque de détection avec un rayon R_{cov} . Un point cible c est dit couvert par s_i si et seulement s'il se trouve dans la portée de détection R_{cov} . Supposons qu'un nœud de capteurs s_i soit déployé dans (x_i, y_i) et qu'un point cible c soit situé dans (x, y) , la distance euclidienne entre le point cible c et le nœud s_i est définie comme suit :

$$d(s_i, c) = \sqrt{(x_i - x)^2 + (y_i - y)^2}$$

La probabilité que la cible c soit couverte par un nœud de capteurs s_i est décrite comme :

$$P(c, s_i) = \begin{cases} 1, & \text{if } d(s_i, c) \leq R_{cov} \\ 0, & \text{Otherwise} \end{cases} \quad (3.4)$$

Comme le montre la figure 3.5, le point $c1$ se trouve à l'intérieur du disque circulaire. Il est donc couvert par le nœud s_i . Cependant, le point $c2$ est à l'extérieur du disque. Il n'est donc pas couvert par le nœud.

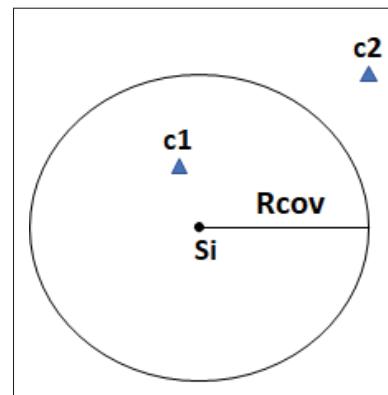


Figure 3.5 Modèle de couverture basé sur le disque

Les nœuds de capteurs sont déployés dans la zone cible A (largeur, hauteur) représentée par K points d'intérêt. Tous les nœuds de capteurs ont la même portée de détection R_{cov} et la même portée de communication R_{con} . La couverture du point d'intérêt (c_i) dans la zone A est définie comme suit :

$$Cov(c_i) = \{s_j | d(c_i, s_j) \leq R_{cov}, \forall j, 1 \leq j \leq N\} \quad (3.5)$$

3.4.1.2 Modèle de connectivité de réseau

La connectivité est une question cruciale pour la transmission des données à la station de base afin de prendre des mesures nécessaires. On dit qu'un WSN est connecté s'il existe au moins un chemin entre la station de base et chaque nœud de capteurs dans la zone considérée. Le modèle de communication le plus simple que l'on trouve le plus souvent dans la littérature est le modèle de disque binaire. La portée de communication (R_{con}) est définie comme la portée jusqu'à laquelle les nœuds peuvent communiquer entre eux. Pour simplifier, la probabilité $P(s_i, s_j)$ que le nœud s_i soit connecté à un autre nœud s_j est définie comme :

$$P(s_i, s_j) = \begin{cases} 1, & \text{if } d(s_i, s_j) \leq R_{con} \\ 0, & \text{Otherwise} \end{cases} \quad (3.6)$$

Où $d(s_i, s_j)$ est la distance euclidienne entre s_i et s_j . Cette distance est donnée par :

$$d(s_i, s_j) = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2}$$

Pour la connectivité, $Con(s_i)$ indique l'ensemble des nœuds de capteurs qui se trouvent dans la portée de connectivité R_{con} du nœud de capteurs s_i défini par :

$$Con(s_i) = \{s_j | d(s_i, s_j) \leq R_{con}, \forall j, 1 \leq j \leq N\} \quad (3.7)$$

3.4.1.3 Modèle de chevauchement entre les nœuds de capteurs

Le chevauchement représente tous les points d'intérêt qui se trouvent dans la portée de couverture de plus qu'un nœud de capteurs. La figure 3.6 décrit deux nœuds de capteurs s_i et s_j qui couvrent des points d'intérêt en même temps : chevauchement.

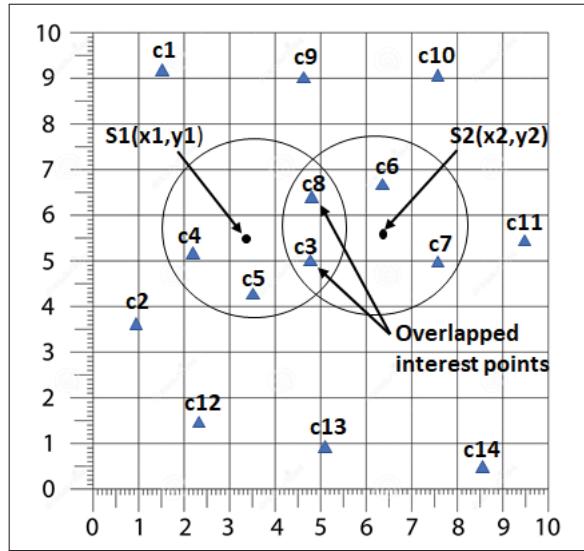


Figure 3.6 Points cibles superposés entre deux noeuds de capteurs S_1, S_2

Pour simplifier, la probabilité $P(s_i, s_j)$ que le nœud s_i chevauche le nœud s_j est définie comme :

$$P(s_i, s_j) = \begin{cases} 1, & \text{if } \exists c \in A \text{ tel que } d(c, s_i) \leq R_{con} \text{ et } d(c, s_j) \leq R_{con} \\ 0, & \text{Otherwise} \end{cases} \quad (3.8)$$

Avec $d(c, s_i)$ représente la distance euclidienne entre le point cible c et le nœud de capteurs s_i et $d(c, s_j)$ représente la distance euclidienne entre le point cible c et le nœud de capteurs s_j .

3.4.1.4 Nombre de nœuds de capteurs

Le nombre de nœuds de capteurs (N) représente le nombre nécessaire pour couvrir une zone d'intérêt. Le nombre de nœuds N est défini entre la borne supérieure (U_s) et la borne inférieure

(Ls) selon l'équation 3.9.

$$Ls \leq N \leq Us \quad (3.9)$$

Ls et Us sont calculés comme suit :

$$Ls = \frac{W \times H}{\pi \times Rcov^2} - \beta \quad (3.10)$$

$$Us = \frac{W \times H}{\pi \times Rcov^2} + \gamma \quad (3.11)$$

Où W représente la largeur de la zone. H représente la hauteur de la zone considérée. $Rcov$ représente la portée de détection des nœuds du capteur. En outre, β représente la marge inférieure et γ représente la marge supérieure.

3.4.2 Fonction fitness globale

L'objectif de ce travail est de fournir une couverture complète des points d'intérêt avec un nombre minimum de nœuds de capteurs. L'ensemble des nœuds déployés doit maintenir la connectivité entre eux et la station de base. En outre, un autre objectif est de réduire le chevauchement entre les nœuds de capteurs voisins.

La fonction de fitness global, qu'on a opté dans notre travail tient compte de ces quatre objectifs :

1. Objectif 1 : Maximiser la couverture des points d'intérêt. Comme indiqué précédemment, $Cov(c_i)$ est l'ensemble des nœuds de capteurs de plage de couverture R_{cov} qui couvrent le point d'intérêt c_i . Le coût de couverture $CovCost(c_i)$ de c_i est détaillé comme suit :

$$CovCost(c_i) = \begin{cases} 1, & \text{if } |Cov(c_i)| \geq 1 \\ 0, & \text{Otherwise} \end{cases} \quad (3.12)$$

Le premier objectif est donc de maximiser la couverture des K points d'intérêt.

$$\text{Objectif 1 : } \text{Maximize } f_1 = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K \text{CovCost}(c_i) \quad (3.13)$$

2. Objectif 2 : Minimiser le nombre de nœuds de capteurs. Notre second objectif est de réduire le nombre de nœuds tout en assurant une couverture maximale. Ce second objectif est formalisé par l'équation 3.14.

$$\text{Objectif 2 : } \text{minimize } f_2 = \frac{N}{Us} \quad (3.14)$$

3. Objectif 3 : Assurer la connectivité entre les nœuds de capteurs. $\text{Con}(s_i)$ indique l'ensemble des nœuds de capteurs qui se trouvent dans la plage de connectivité R_{con} du nœud de capteurs s_i .

Le coût de connectivité $\text{ConnCost}(s_i)$ d'un nœud de capteurs s_i est calculé de la manière suivante :

$$\text{ConnCost}(s_i) = \begin{cases} 1, & \text{if } |\text{Con}(s_i)| \geq 1 \\ 0, & \text{Otherwise} \end{cases} \quad (3.15)$$

Par conséquent, le troisième objectif sera formalisé comme suit :

$$\text{Objectif 3 : } f_3 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \text{ConnCost}(s_i) \quad (3.16)$$

4. Objectif 4 : Réduire le chevauchement entre les nœuds de capteurs voisins. Le chevauchement représente tous les points d'intérêt qui se trouvent dans la portée de couverture de plus d'un nœud de capteur.

Le coût du chevauchement ou de la redondance $\text{RedCost}(c_i)$ d'un point d'intérêt c_i est calculé comme suit :

$$\text{RedCost}(c_i) = \begin{cases} 1, & \text{if } |\text{Cov}(c_i))| \geq 2 \\ 0, & \text{Otherwise} \end{cases} \quad (3.17)$$

Où $Cov(c_i)$ représente l'ensemble des nœuds de capteurs qui couvrent le point d'intérêt c_i .

Par conséquent, le quatrième objectif sera défini comme suit :

$$\text{Objectif 4 : } \underset{i=1}{\overset{K}{\text{minimize}}} f_4 = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K RedCost(c_i) \quad (3.18)$$

Où K représente le nombre de points d'intérêt.

Le travail proposé dérive la fonction de fitness d'une manière qui compromet les objectifs ci-dessus. La méthode de la somme des poids (WSM) est utilisée pour créer une fonction de fitness multi-objectifs. La WSM est une méthode classique utilisée pour résoudre le problème de l'optimisation multi-objectifs. Ainsi, les fonctions des quatre objectifs sont multipliées par des valeurs de pondération W_i et ensuite elles sont additionnées pour former une fonction objectif unique comme suit :

$$Fitness = W_1 \times f_1 + W_2 \times (1 - f_2) + W_3 \times f_3 + W_4 \times (1 - f_4) \quad (3.19)$$

c-à-d

$$\begin{aligned} Fitness &= W_1 \times \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K CovCost(c_i) + W_2 \times \left(1 - \frac{N}{Us}\right) + \\ &W_3 \times \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N ConnCost(s_i) + W_4 \times \left(1 - \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K RedCost(c_i)\right) \end{aligned} \quad (3.20)$$

Où $W_i, \forall i, 1 \leq i \leq 4$ sont la valeur du poids, $\sum_{i=1}^4 W_i = 1$ et $0 \leq W_i \leq 1$.

Ainsi, notre objectif est de maximiser la fonction de fitness.

Objectif : Maximiser Fitness

Plus la valeur de fitness est élevée, plus le chromosome est acceptable. En WSM, nous examinons les différentes valeurs des facteurs de pondération W_1, W_2, W_3 et W_4 .

Il faut noter que la fonction de fitness se compose de quatre objectifs f_1 , f_2 , f_3 et f_4 . f_1 représente le taux de couverture des points d'intérêt. f_2 représente le nombre de nœuds de capteurs. f_3 représente la connectivité du réseau. f_4 représente le chevauchement entre les nœuds de capteurs. Ces quatre valeurs ont une échelle très variée, un objectif avec une valeur plus élevée domine toujours la fonction de fitness. Par conséquent, les valeurs de f_1 , f_2 , f_3 et f_4 sont ajustées sur la même échelle de (0,1) pour avoir une importance égale dans la fonction fitness.

3.5 Phase du déploiement de nœuds : application de l'algorithme génétique

Après la phase de représentation de la zone, l'objectif de l'utilisation d'un algorithme génétique est de déterminer l'emplacement optimal des nœuds de capteurs tout en assurant une couverture maximale, en garantissant une connectivité complète au réseau, en réduisant le nombre de nœuds de capteurs et en diminuant le chevauchement entre les nœuds voisins. Ces critères sont intégrés dans la fonction de fitness.

L'exécution des étapes de l'algorithme génétique comprend ces étapes : la génération de la population initiale, l'application de la fonction de sélection, l'opération de croisement et l'opération de mutation. Dans ce qui suit nous détaillons ces étapes.

3.5.1 Placement initial des nœuds

Soit N le nombre de nœuds à déployer à la fin du réseau. Dans l'implémentation de l'algorithme génétique, le chromosome représente les N positions possibles de N nœuds de capteurs. La population initiale est un ensemble de chromosomes qui sont sélectionnés au hasard. Chaque chromosome est représenté par les N coordonnées cartésiennes (x , y) des N noeuds qu'il représente (figure 3.7).

(x_1, y_1)	(x_2, y_2)	(x_3, y_3)	(x_N, y_N)
--------------	--------------	--------------	-------	--------------

Figure 3.7 Représentation du chromosome

Généralement, les coordonnées des nœuds sont choisies au hasard parmi des K points d'intérêt. C'est-à-dire que le nombre de points d'intérêt est supérieur au nombre de nœuds de capteurs N qui seront déployés à la fin.

$$K > N \quad (3.21)$$

Algorithme 3.2 Génération de la population initiale

Input : K set of interest points to cover, $C[K]$ Position of interest points, N set of sensor nodes, P_{size} Size of Initial population

Output : Initial population : *Population*

```

1 Population={};
2 Chrom={gi|Vi, 1 ≤ i ≤ N}
3 for j = 1 to Psize do
4   for i = 1 to N do
5     | gi = random(C[K])
6   end for
7   Population = Population ∪ Chrom
8 end for

```

3.5.2 Opération de sélection

Au cours de la phase de sélection, des chromosomes valides sont sélectionnés à partir de la population initiale pour générer une nouvelle population. Il existe différentes méthodes de sélection, telles que la sélection par la roulette, la sélection par le tournoi et la sélection par le rang. Dans le schéma proposé, nous avons adopté la méthode de sélection par la roulette (RWS). L'idée principale de la RWS est de déterminer la probabilité de sélection pour chaque chromosome en fonction de sa valeur de fitness. Le chromosome ayant une meilleure valeur de probabilité a plus de chances d'être sélectionné.

3.5.3 Opération de croisement

Le croisement est le processus qui consiste à prélever deux chromosomes sélectionnés au hasard dans la population actuelle et à en produire de nouveaux. Il existe différents types de

croisement, tels que le croisement uniforme, le croisement en un point et le croisement en deux points. Le croisement en un point est celui où le point de croisement est choisi au hasard. Les deux chromosomes échangent des informations après ce point pour produire deux nouveaux chromosomes enfants (voir l'exemple de la figure 3.8).

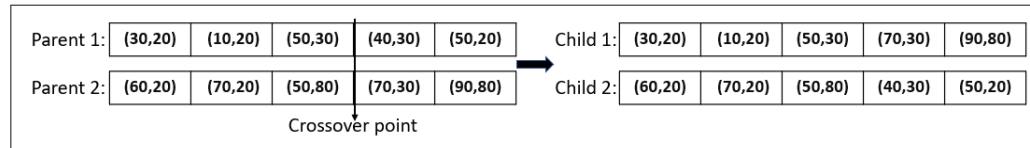


Figure 3.8 Exemple de croisement en un point

3.5.4 Opération de mutation

Après l'opération de croisement, la mutation est appliquée pour éviter que l'algorithme ne soit piégé dans un extrême local. Dans cette phase de mutation, une position d'un chromosome est choisie au hasard et modifiée par une autre position sélectionnée aléatoirement à partir de l'ensemble des points d'intérêt.

3.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté notre modèle de déploiement de nœuds de capteurs (KC-GA). Ce modèle est basé sur deux algorithmes qui sont le clustering K-means et l'algorithme génétique. Notre objectif était de maximiser la couverture de la zone de détection, de minimiser le chevauchement et le nombre de nœuds déployés tout en assurant la connectivité du réseau. Dans le chapitre suivant, nous décrivons l'environnement de simulation et nous évaluons les performances de notre système de déploiement.

CHAPITRE 4

EXPÉRIMENTATIONS ET RÉSULTATS

4.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous évaluons notre modèle dans le contexte d'un déploiement à grande et à petite échelle pour montrer l'efficacité et l'applicabilité de l'approche dans le cadre de scénarios réalistes. Nous comparons également l'approche proposée à notre modèle de déploiement basé sur la grille en termes de nombre de noeuds déployés, de taux de couverture et de taux de chevauchement.

Nous commençons par présenter l'environnement de simulation utilisé pour mettre en œuvre l'approche proposée. Nous présentons ensuite les détails de l'implémentation. Enfin, nous présentons les résultats des expériences à travers une étude comparative.

4.2 Environnement de simulation

L'évaluation de performance de notre système de déploiement est effectuée à l'aide de l'environnement de simulation MATLAB R2020b installé et exécuté dans un système doté de processeurs Core i5, 16 Go de RAM et un système d'exploitation Windows 10.

Les expériences sont appliquées aux images satellitaires des forêts. L'approche proposée (KC-GA) est employée sur deux scénarios :

1. Déploiement à grande échelle : les noeuds sont déployés sur une grande superficie (en Km^2). La portée de détection des noeuds est $Rcov = 30.8Km(20px)$ et la portée de communication est $Rcon = 61.6Km(40px)$ avec un facteur d'échelle de 1,54 (100 Km par 65 px).
2. Déploiement à petite échelle : les noeuds sont déployés dans des zones de petite taille (en m^2). La portée de détection de chaque noeud de capteurs est de $Rcov = 49.2m(40px)$ et la portée de communication est de $Rcon = 98.4m(80px)$ avec un facteur d'échelle de 1,23 (200 m par 163 px).

Dans le tableau 4.1, nous résumons les paramètres de déploiement de noeuds que nous avons utilisées dans les deux différents scénarios.

Tableau 4.1 Paramètres de déploiement

Paramètre	Grande échelle	Pétite échelle
Facteur d'échelle	1.54 (Km/px)	1,23 (m/px)
R_{cov}	20 px	40 px
R_{con}	40 px	80 px

4.3 Implémentation et test

Le travail expérimental a été réalisé sur six images satellitaires captées à partir de Google Maps : trois images pour chaque scénario de déploiement (grande échelle et petite échelle).

Pour le déploiement à grande échelle, les images sont extraites de différentes provinces du Canada : de la Colombie-Britannique (CB, 53,7266, -127,6476), de l'Alberta (AB, 53.544389, -113.490927) et de Québec (QC, 46.813878, -71.207981). La dimension de chacune de ces images est de 343 px \times 228 px ce qui correspond à 528Km \times 351Km.

Pour le déploiement à petite échelle, les images sont extraites de différentes régions du Canada : Sherbrooke (QC, 45.429428, -71.871461), Slave Lake (AB, 55.268352, -114.790013), North Vancouver (BC, 49.331100, -123.003338). La dimension de chacune de ces images est de 523 px \times 334 px soit 643m \times 410m.

4.3.1 Représentation de la zone

Dans la première partie de l'expérience, un processus de segmentation est effectué sur les images satellitaires de type RGB pour trouver les arbres qui représentent les cibles à couvrir par le réseau de noeuds (figures 4.1b et 4.2b). Après, une fonction de localisation est utilisée pour convertir les pixels de l'image en coordonnées (x,y).

Les figures 4.1c et 4.2c montrent les résultats de la fonction de localisation appliquée sur une zone à grande échelle et sur une zone à petite échelle.

Nous avons ensuite procédé à un clustering K-means pour réduire la complexité du problème en minimisant le nombre de points cibles. Le paramètre le plus important est le nombre de clusters K que nous avons calculé en utilisant la formule basée sur le nombre de points cibles. La formule basée sur le nombre de points cibles doit définir la constante α qui représente le pourcentage de points à prendre sur le nombre total de points cibles : facteur de réduction. Pour le déploiement à grande échelle, nous avons pris $\alpha = 0,05$. Pour le déploiement à petite échelle, nous avons pris $\alpha = 0,02$. En utilisant ces valeurs α , nous trouvons le nombre K par image. Après, l'algorithme de clustering K-means est appliqué pour trouver les points d'intérêt. Les figures 4.1d et 4.2d représentent le résultat du clustering appliqué sur deux images différentes.

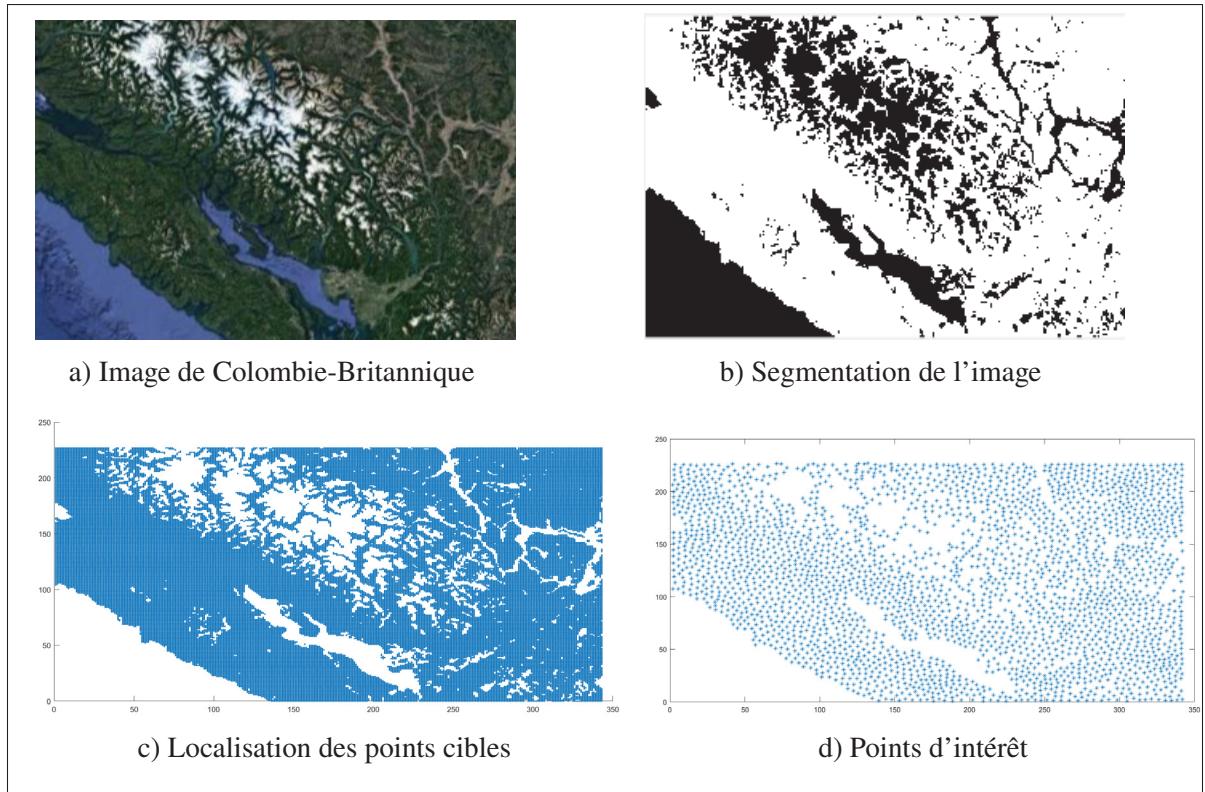


Figure 4.1 Représentation d'une zone à grande échelle

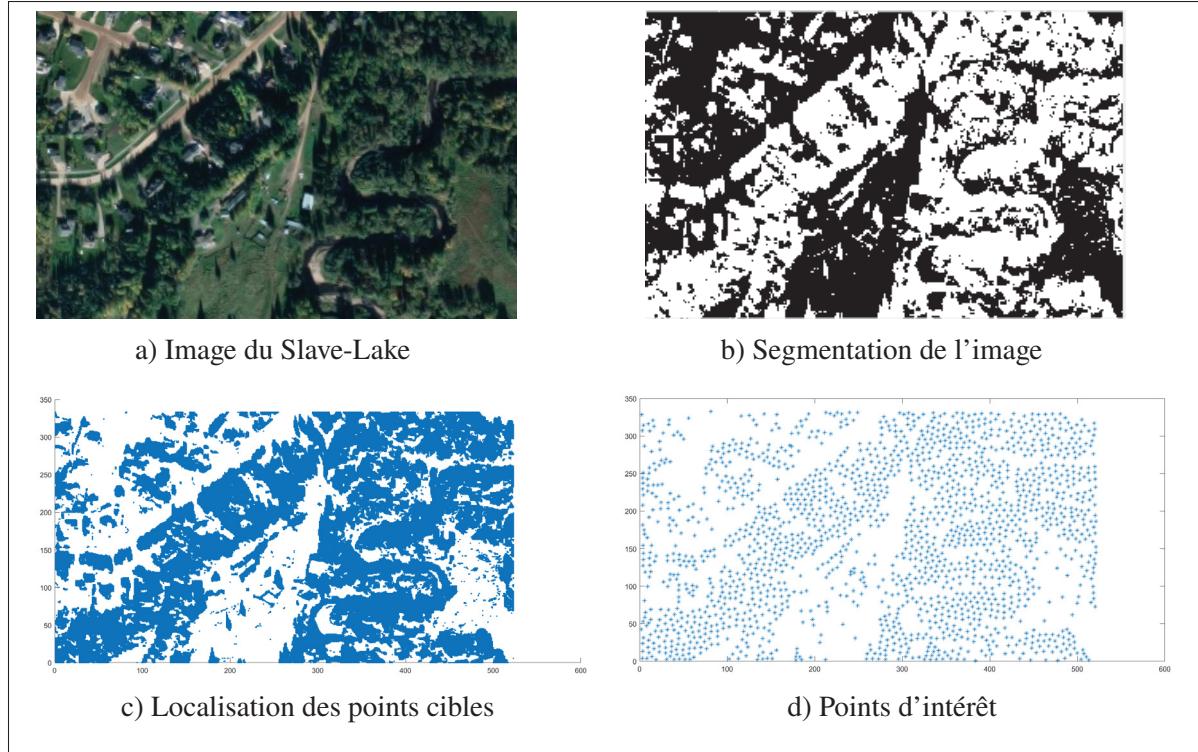


Figure 4.2 Représentation d'une zone à petite échelle

4.3.2 Optimisation du déploiement de nœuds de capteurs

Pour exécuter l'algorithme génétique, nous avons considéré une population initiale de 30 chromosomes. La probabilité de croisement est fixée à 0,7. Et la probabilité de mutation est ajustée à 0,3. Le critère de terminaison est pris comme un nombre fixe de 1000 itérations. Les paramètres de la simulation sont détaillés dans le tableau 4.2.

Tableau 4.2 Paramètres de la simulation

Paramètre	Valeur
Marge inférieure (β)	10
Marge supérieure (γ)	10
Taille de la population ($Psize$)	30
Nombre d'itérations (It)	1000
Probabilité de croisement (Pc)	0.7
Probabilité de mutation (Pm)	0.1

Différentes valeurs de pondération $W1$, $W2$, $W3$ et $W4$ ont été testées pour ces deux scénarios :

1. WSN #1 représente le scénario de déploiement de nœuds à grande échelle dans la région de la Colombie britannique avec un nombre de nœuds de capteurs varie entre $N = 53 - 73$.
2. WSN #2 représente le scénario de déploiement de nœuds de capteurs à petite échelle dans la région de Vancouver avec un nombre de nœuds de capteurs compris entre $N = 23 - 43$.

Pour chaque scénario WSN #1 et WSN #2, nous avons évalué les quatre fonctions objectives définies comme suit :

- $f1$ représente le degré de couverture du réseau
- $f2$ représente le nombre des nœuds de capteurs
- $f3$ représente le degré de connectivité
- $f4$ représente le degré de chevauchement

Les valeurs des quatre fonctions objectives $f1$, $f2$, $f3$ et $f4$ sont données pour chaque scénario dans le tableau 4.3.

Les différentes expériences ont été répétées dix fois et les moyennes ont été utilisées dans les tableaux et les figures.

Le tableau montre que $W1 = 0.5$, $W2 = 0.2$, $W3 = 0.1$ et $W4 = 0.2$ présentent un bon compromis en termes de couverture et de nombre de nœuds déployés pour les deux scénarios. Comme ils permettent une connectivité totale et un taux de chevauchement acceptable.

4.4 Résultats expérimentaux

Dans cette section, nous présentons les différents résultats des simulations effectuées pour évaluer la performance des solutions proposées.

Tableau 4.3 Différentes valeurs de pondération et objectifs atteints en pourcentage

Valeurs de pondération				WSN #1				WSN #2			
W_1	W_2	W_3	W_4	f1	f2	f3	f4	f1	f2	f3	f4
0.25	0.25	0.25	0.25	81.9	55	100	8.4	78	32	100	7.2
0.3	0.1	0.2	0.4	79	53	100	9.1	70	26	100	5.7
0.3	0.2	0.2	0.3	85	59	100	11	71	25	100	5.6
0.3	0.3	0.1	0.3	79.9	53	100	7	71	26	100	3.5
0.3	0.3	0.2	0.2	81	54	100	8.1	79	30	100	3.7
0.3	0.5	0.1	0.1	81	53	100	12	68	23	100	3
0.4	0.1	0.1	0.4	84.4	59	100	11.9	80	31	100	4.5
0.4	0.2	0.1	0.3	81.6	58	98	9.5	75.9	28	96	4.8
0.4	0.3	0.1	0.2	83	56	98	8.6	71	25	100	5.3
0.4	0.3	0.2	0.1	81	54	100	9.4	74.5	27	100	6.1
0.4	0.4	0.1	0.1	83	54	100	11	67.5	23	100	5.7
0.5	0.1	0.1	0.3	88	65	100	16.3	89.9	40	100	13
0.5	0.2	0.1	0.2	84	57	100	12	86	36	100	12
0.5	0.3	0.1	0.1	82	56	100	12	93.2	41	100	20.1
0.6	0.2	0.1	0.1	90.8	67	100	22.2	92	40	100	16
0.6	0.1	0.1	0.2	91	67	100	21	92	43	100	20.1
0.7	0.1	0.1	0.1	93	73	100	25	94	41	100	19

4.4.1 Résultats de déploiement par la solution proposés

Nous avons appliqué l'approche proposée (KC-GA) dans deux scénarios de réseau : un déploiement à grande échelle et un déploiement à petite échelle afin de montrer l'efficacité de notre approche dans le cadre de scénarios réalistes. Le nombre de nœuds varie entre $N = 53 - 73$ pour le déploiement à grande échelle et varie entre $N = 23 - 43$ pour le déploiement à petite échelle. Nous avons adopté les valeurs de pondération $W_1 = 0.5$, $W_2 = 0.2$, $W_3 = 0.1$ et $W_4 = 0.2$, dans les deux scénarios.

4.4.1.1 Déploiement de nœuds à grande échelle

La figure 4.3 illustre le déploiement à grande échelle des nœuds de capteurs par l'approche proposée (KC-GA). On peut constater que sur les différentes zones concernées, les nœuds

de capteurs couvrent la plupart des points d'intérêt. De plus, le taux de chevauchement est relativement faible.

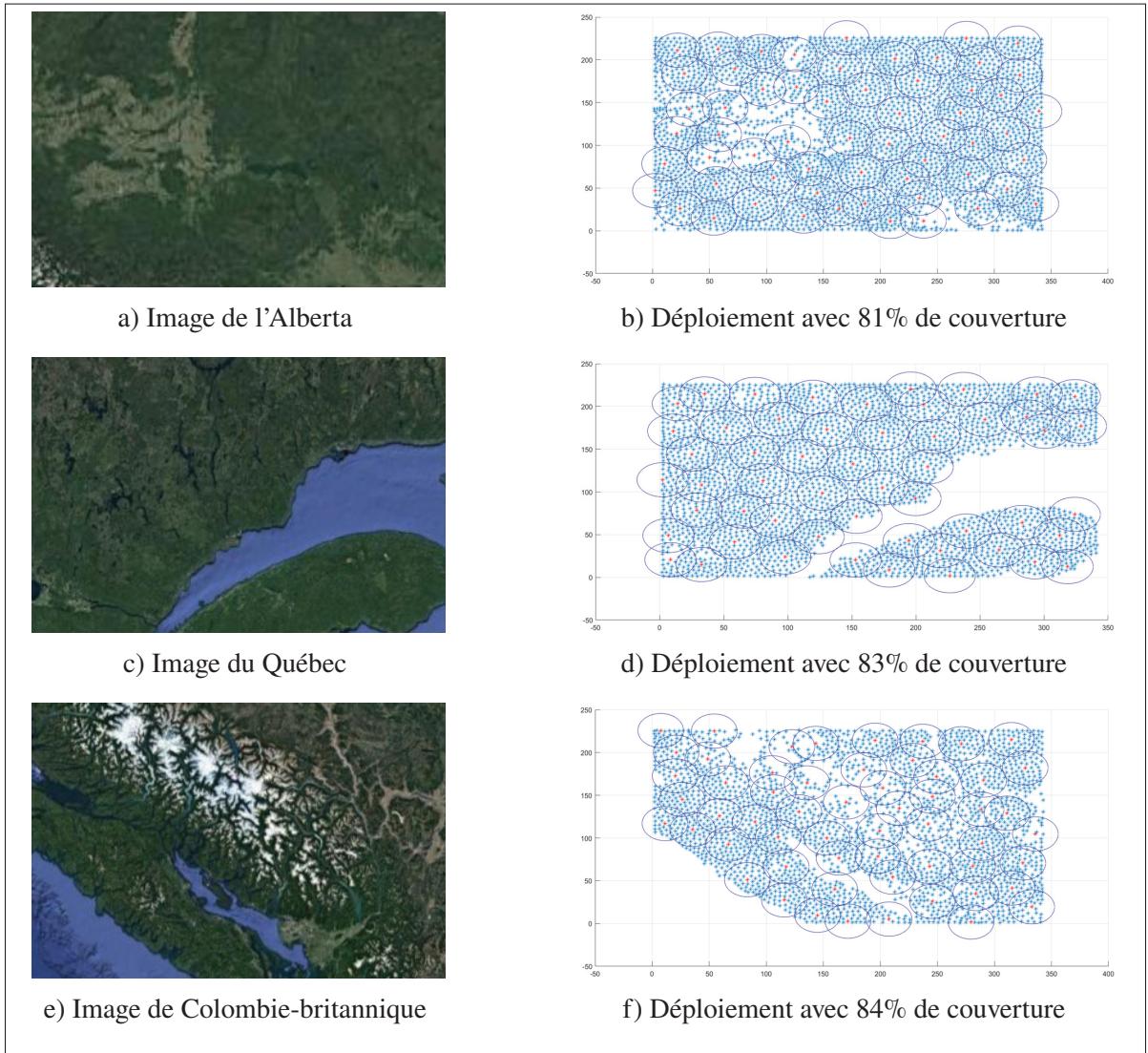


Figure 4.3 Distribution des nœuds avec déploiement KC-GA pour une dimension de $528 \times 351 \text{ Km}^2$ et un nombre de nœuds $N = 53 - 73$

4.4.1.2 Déploiement de nœuds à petite échelle

La figure 4.4 représente le déploiement à petite échelle des nœuds de capteurs en utilisant l'approche proposée (KC-GA). On peut remarquer que malgré la diversité et la structure complexe

de la zone concernée, notre approche réussit à optimiser le déploiement de nœuds de capteurs dans ces régions. En effet, la couverture de la zone est maximale avec un nombre minimal des nœuds et un chevauchement réduit.

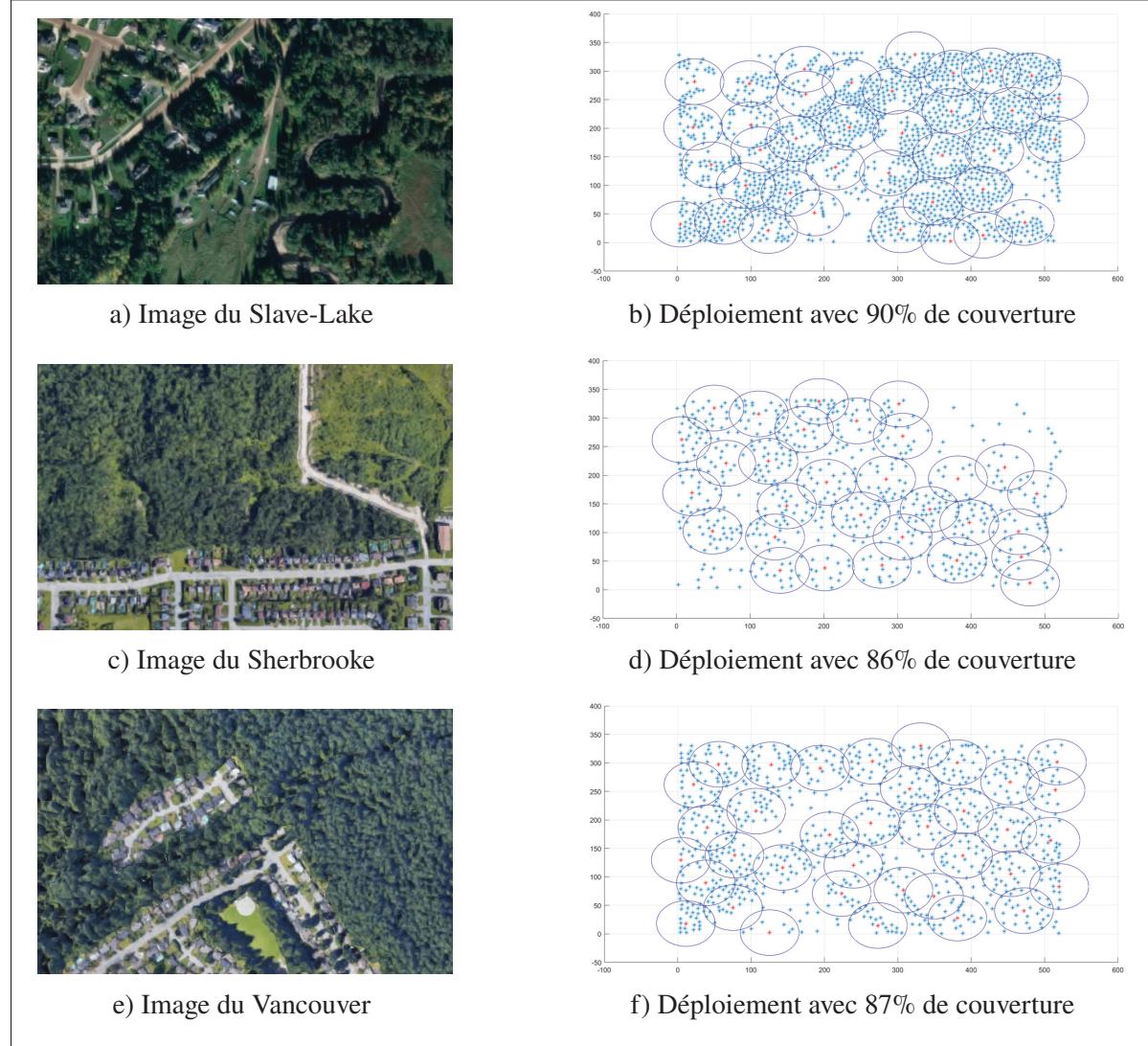


Figure 4.4 Distribution des nœuds avec déploiement KC-GA pour une dimension de $643 \times 410 \text{ m}^2$ et un nombre de nœud $N = 23 - 43$

4.4.2 Évaluation de performance

Afin de montrer l'importance de la première phase de notre solution qui est la phase de représentation de la zone, nous avons créé un modèle de comparaison basé sur la grille (GB-GA), tout en conservant le même algorithme génétique de notre approche. En fait, ce modèle de comparaison GB-GA se compose de :

- une grille de K points d'intérêt qui sont réparties de manière uniforme dans les mêmes dimensions de la zone.
- le même algorithme génétique que celui de notre approche proposée.

Avec ce modèle de comparaison GB-GA, la distribution des K points d'intérêt sera différente de la distribution des K points d'intérêt donnée par notre modèle KC-GA :

- dans GB-GA, les K points d'intérêt sont uniformément répartis dans la zone sous forme de grille.
- dans KC-GA, les K points d'intérêt sont distribués de manière non uniforme dans la zone en tenant compte de la structure de la zone. Dans notre cas, les K points sont placés dans des régions où les arbres demeurent.

Les résultats du déploiement des approches KC-GA et GB-GA sont comparés selon deux scénarios. Pour le déploiement à grande échelle, la couverture et le chevauchement des nœuds de capteurs dans la région de la Colombie-Britannique ont été comparés à l'aide du modèle KC-GA ainsi que du modèle comparatif GB-GA. Le taux de couverture par GB-GA est de 75% avec 56 nœuds de capteurs. Par contre, avec le modèle KC-GA, le taux de couverture est de 84% avec seulement 57 nœuds (voir figure 4.5).

Pour le déploiement à petite échelle, la figure 4.6 montre la répartition des nœuds dans la zone de Vancouver. Avec le modèle GB-GA, la couverture de la zone est de 87% avec 38 nœuds de capteurs. En revanche, avec le modèle KC-GA, la couverture est de 87% avec 36 nœuds de capteurs (figure 4.6a).

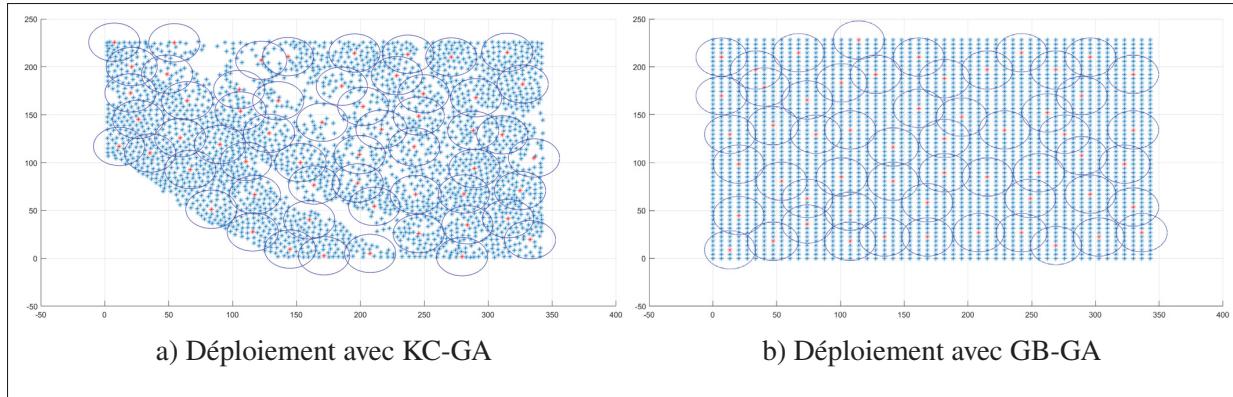


Figure 4.5 Distribution des nœuds pour une dimension de $528 \times 351 \text{ Km}^2$ et un nombre de nœuds $N = 53 - 73$ dans la zone de la Colombie-Britannique

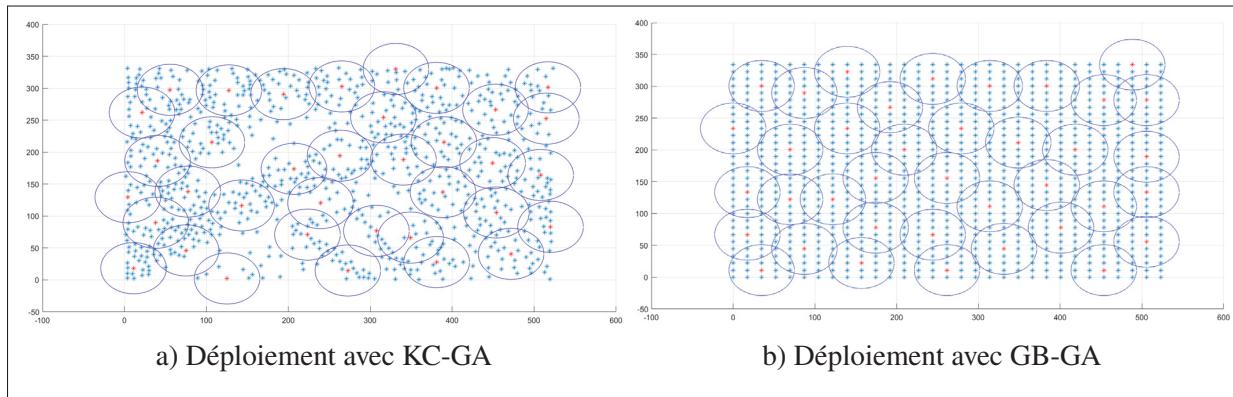


Figure 4.6 Distribution des nœuds pour une dimension de $643 \times 410 \text{ m}^2$ et un nombre de nœuds $N = 23 - 43$ dans la zone de Vancouver

4.4.2.1 Performance de couverture

La figure 4.7 montre que l'approche de déploiement proposée (KC-GA) permet d'obtenir de meilleurs taux de couverture avec un nombre réduit de nœuds de capteurs. L'approche proposée a amélioré le coût de déploiement du réseau (nombre minimum des nœuds de capteurs). Pour le déploiement à grande échelle, le coût de déploiement est amélioré de 8.5% par rapport au déploiement basé sur la grille. Pour le déploiement à petite échelle, le coût est amélioré de 6.1%.

Il convient de mentionner que pour les zones présentant des structures plus complexes, la solution proposée (KC-GA) est plus efficace que le déploiement basé sur la grille (GB-GA) car elle identifie les points d'intérêt à couvrir selon la structure de la zone. Par contre, pour le déploiement basé sur la grille (GB-GA), les points d'intérêt sont répartis dans toute la zone sélectionnée. Par conséquent, il y a une forte probabilité que le nœud soit placé dans une mauvaise position, par exemple dans une rivière ou un endroit où il n'y a pas d'arbres.

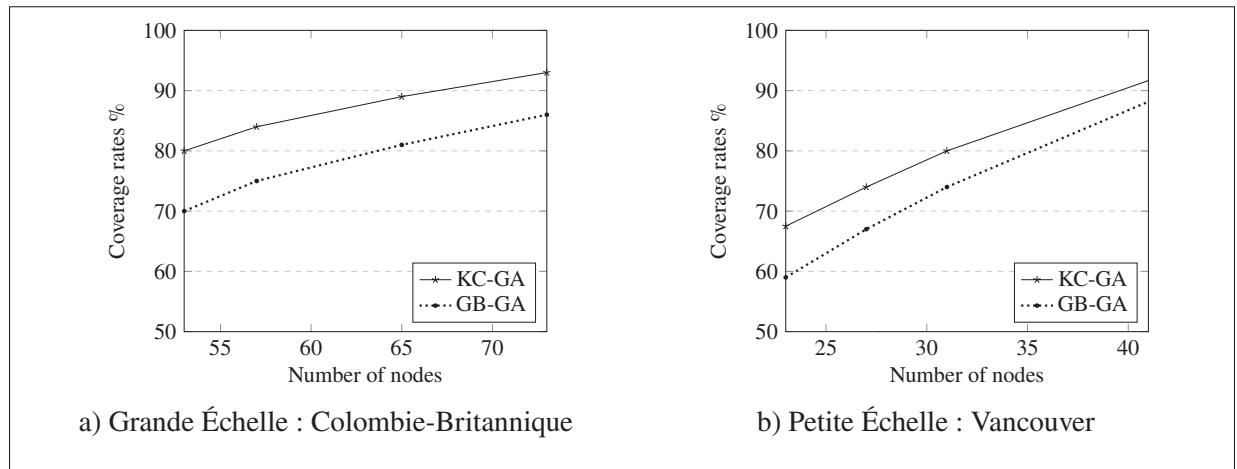


Figure 4.7 Différence entre le déploiement KC-GA et GB-GA concernant le nombre de nœuds de capteurs et le taux de couverture

4.4.2.2 Performance de chevauchement

À partir de la figure 4.8, nous pouvons remarquer que l'approche de déploiement basée sur la grille (GB-GA) génère un taux de chevauchement moins important que l'approche KC-GA. Cela est expliqué par le fait que les points d'intérêt de la première approche sont répartis dans toute la zone d'intérêt. Par contre, les points d'intérêt à couvrir par l'approche proposée sont distribués en fonction de la structure de la zone géographique.

4.4.3 Complexité temporelle

Les opérations de base effectuées dans notre solution sont les suivantes :

- le clustering K-means

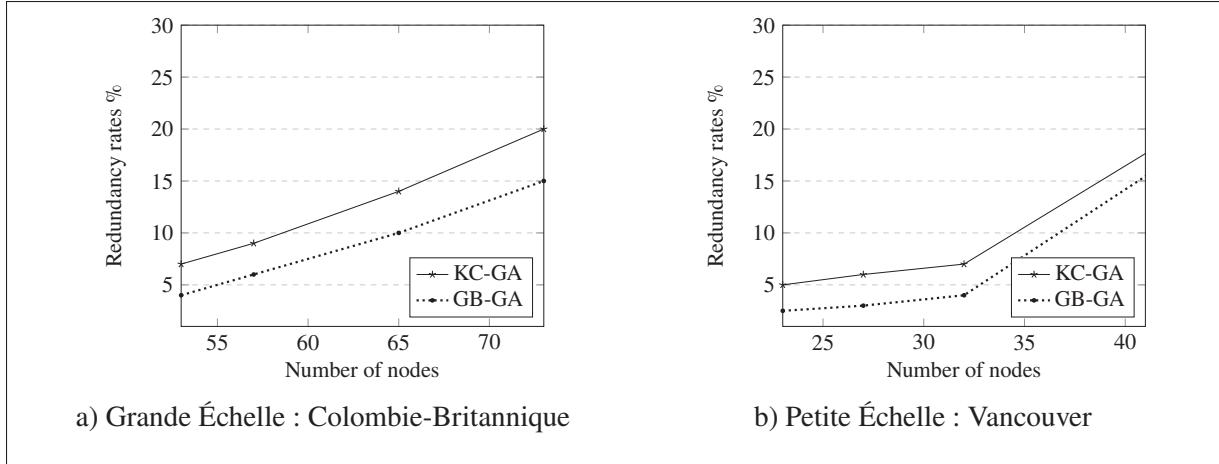


Figure 4.8 Différence entre le déploiement KC-GA et GB-GA concernant le nombre de nœuds de capteurs et le taux de chevauchement

- la création initiale de la population
- l'évaluation du calcul pour le fitness
- l'opération de sélection
- l'opération de croisement
- l'opération de mutation

Le clustering est un regroupement en K clusters de l'ensemble de points cibles (T). Ce regroupement nécessite un temps $O(K \times T)$. Dans l'algorithme génétique, le codage du chromosome est une chaîne binaire de longueur N . Il faudra donc un temps $O(N)$ pour coder un chromosome et un temps $O(Psize \times N)$ pour créer toute la population initiale de taille $Psize$. La valeur de la fonction fitness d'un chromosome peut être calculée en temps $O(N \times K)$, où K est le nombre de points cibles. Nous avons utilisé le processus de sélection de la roulette qui a une complexité temporelle de $O(Psize)$. Nous utilisons une opération de croisement en un point qui prendra le temps $O(N)$ pour générer deux chromosomes enfants. Dans l'opération de mutation, nous sélectionnons au hasard une position du gène et changeons sa valeur. Par conséquent, la mutation peut être effectuée en temps constant, c'est-à-dire en temps $O(1)$. Notez que le croisement et la mutation sont itérés jusqu'à ce que le critère de terminaison soit rempli. Et après chaque itération, la valeur de la fonction fitness du chromosome parents et enfants est

calculée pour déduire la nouvelle génération dans cette itération. Par conséquent, l'ensemble du processus d'itération, du croisement et de la mutation prendra $O(1 \times (K \times N + N))$ de temps. La complexité temporelle globale de l'algorithme est :

$$O(K \times T) + O(Psize \times N) + O(Psize \times K \times N) + O(Psize) + O(I \times (K \times N + N)) \quad (4.1)$$

La figure 4.9 compare le temps de calcul moyen (en minutes) consommé par le système proposé en fonction du nombre de clusters K . On peut remarquer que plus le nombre de clusters augmente, plus le temps d'exécution augmente également. Il existe donc un compromis entre le nombre de clusters et le temps de calcul.

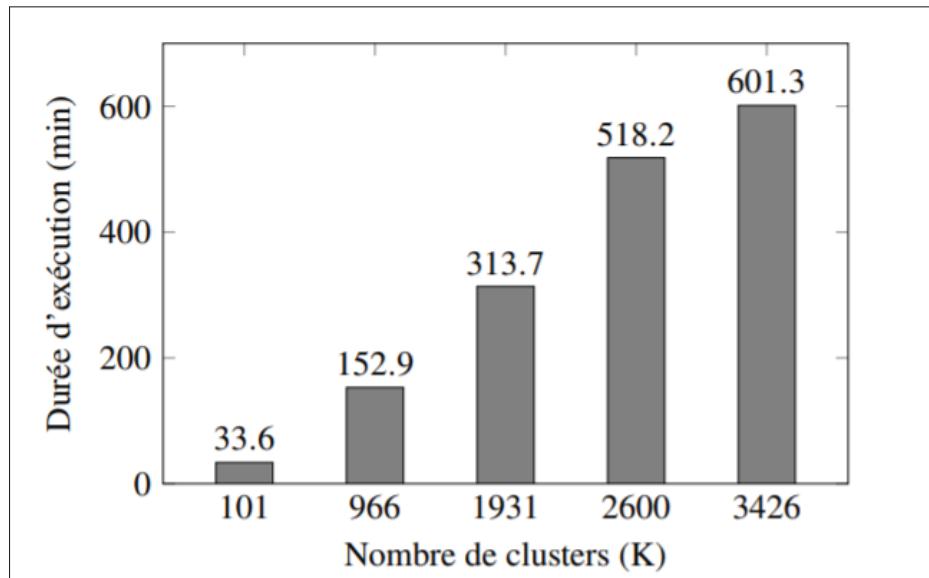


Figure 4.9 Durée d'exécution de l'algorithme par nombre de clusters

4.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté l'environnement de simulation ainsi que les détails de l'implémentation. Ensuite, nous avons discuté les résultats de simulations obtenus. Nous avons également fait une étude comparative de notre modèle KC-GA par rapport à un modèle GB-GA,

afin de souligner l'importance de la première phase de l'approche proposée : "la phase de représentation de la zone". En effet, grâce à cette phase, nous obtenons de meilleurs résultats en termes de couverture et de nombre de nœuds tout en assurant une connectivité maximale et un taux de chevauchement acceptable.

CONCLUSION ET RECOMMANDATIONS

Un réseau de capteurs sans fil (WSN) est un réseau sans fil composé de capteurs autonomes répartis dans l'espace pour surveiller les conditions physiques ou environnementales. Les nœuds de capteurs d'un WSN sont déployés dans une région pour détecter des événements sur des zones géographiques et transmettre les données collectées à une station de base. De nos jours, les réseaux de capteurs sans fil sont largement utilisés dans divers domaines technologiques tels que le système de santé, la surveillance de l'environnement, la conception de villes intelligentes, la surveillance militaire, etc. Déterminer l'emplacement optimal des nœuds de capteurs à déployer dans une zone est une question importante dans la conception d'un réseau de capteurs sans fil. En effet, il existe différents critères pour le déploiement optimal des nœuds, à savoir : la couverture, la connectivité, le chevauchement, la consommation d'énergie, le coût du déploiement, etc.. Ces critères sont parfois contradictoires, comme le chevauchement et la couverture. Par conséquent, un compromis entre ces critères doit être établi.

Le déploiement efficace de nœuds de capteurs sans fil représente un grand défi pour les concepteurs de réseaux. Plusieurs articles ont été publiés dans la littérature qui tentent de résoudre ce problème multi-objectif du déploiement de nœuds de capteurs. De nombreux chercheurs ont essayé d'utiliser des algorithmes d'optimisation bio-inspirés tels que : l'algorithme des colonies d'abeilles artificielles (ABC), l'algorithme de colonies de fourmis (ACO), l'algorithme des essaims de particules (PSO), l'algorithme génétique (GA), etc.

Dans ce mémoire, nous avons proposé une approche pour aborder cette problématique du déploiement optimal des nœuds de capteurs. L'approche est basée sur le clustering K-means et l'algorithme génétique (KC-GA). Cette approche comporte deux phases : la phase de représentation de la zone et la phase de déploiement de nœuds de capteurs. La phase de représentation de la zone applique la segmentation d'images, la localisation des points cibles et le clustering K-means pour identifier les points d'intérêt à couvrir. La phase de déploiement

de nœuds utilise l'algorithme génétique pour déterminer l'emplacement optimal des nœuds de capteurs tout en assurant une connectivité complète du réseau, en maximisant la couverture, en réduisant le nombre de nœuds déployés et en diminuant le chevauchement entre les nœuds voisins.

Nous avons testé notre approche dans différents scénarios : à grande échelle et à petite échelle. Les résultats des simulations confirment que notre approche assure une connectivité totale avec un bon compromis entre la couverture, le nombre de noeuds et le chevauchement. Nous avons également créé un modèle comparatif GB-GA pour souligner l'importance de la première phase de notre approche : la phase de représentation de la zone.

Dans les travaux futurs, il est prévu d'utiliser un vaste ensemble de données pour valider l'efficacité de cette approche, en tenant compte d'autres mesures de performance telles que la consommation d'énergie et la durée de vie du réseau. En outre, nous avons l'intention de comparer la solution proposée avec d'autres algorithmes d'optimisation tels que l'algorithme de colonies de fourmis (ACO) ou l'algorithme d'optimisation des essaims de particules (PSO). De plus, il est prévu d'élargir les applications du modèle proposé et de l'employer dans d'autres domaines tels que le militaire, l'agriculture et le transport.

ANNEXE I

OPTIMAL IOT SENSOR NODE DEPLOYMENT EMPLOYING K-MEANS CLUSTERING AND IMPROVED GENETIC ALGORITHM

Ce mémoire fait partie d'un article intitulé "Optimal IoT Sensor Node Deployment Employing K-means Clustering and Improved Genetic Algorithm", qui a été soumis à l'IEEE Internet of Things Journal en Janvier 2021.

Optimal IoT Sensor Node Deployment Employing K-means Clustering and Improved Genetic Algorithm

Rihem Larbi, Ahmed Bali, *Member, IEEE*, Aamir Shahzad, and Abdelouahed Gherbi, *Member, IEEE*

Abstract—In large-scale IoT environments, coverage and connectivity are two important metrics that reflect the efficiency of the IoT sensing platform. The area representation concept for the wireless sensor network (WSN) deployment is important in critical scenarios characterized by their diversity such as forests. In this paper, we mainly address the issues of coverage and connectivity in a forest area. K-means clustering with an improved genetic algorithm (KC-IGA) is proposed to represent the area's important regions called interest points and to solve the combinational optimization deployment problem. We optimize the deployment of sensor nodes by maximizing the coverage of interest points, minimizing the number of nodes, ensuring connectivity of the network, and reducing the overlapping between sensor nodes. The obtained simulation results show that the proposed approach improves coverage and connectivity rates as well as minimizing the number of sensor nodes in IoT wireless sensor networks.

Index Terms—Internet of things, Genetic algorithm, Wireless sensor network, K-means clustering.

I. INTRODUCTION

NOWADAYS, Internet of things (IoT) is an emerging technology as it has gained significant attention through the applications and the capabilities it offers. IoT enables smart connectivity among a large number of nodes connected through communication media such as wired and wireless networks [1]. The nodes collect real-time data, for example, data about the condition of the environment, and transmit to IoT controllers for monitoring and further analysis purposes. Data analytical capabilities of IoT leverage the useful sights for better productivity and to provide various services [2]. In recent years, IoT has drawn high attention for its wide range of potential applications including forest fire detection [3].

Forest fire is a fatal problem in the world, usually when the fire incident happens it could destroy the large forest area covered by billions of trees. This threatens wildlife and human beings who live near forests. This phenomenon has been increasing due to climate changing, especially global warming, human carelessness, lightning, and exposure of fuel to extreme heat and aridity [4]. Fire is a big threat not only to people and animals, but it affects the biodiversity and environmental ecosystem.

Fire is able to spread with a significant speed from shrub to shrub or from the top of the forest that tends to be crowning

R. Larbi, A. Bali, A. Shahzad and A. Gherbi are with École de technologie supérieure (ÉTS), University of Quebec, Montreal, QC H3C 1K3, Canada e-mail: rihem.larbi.1@ens.etsmtl.ca, ahmed.bali.1@ens.etsmtl.ca, aamir.shahzad@etsmtl.ca, abdelouahed.gherbi@etsmtl.ca

or even by jumping through the burning branches and leaves which are carried away by the wind. There is an increase of forest fires over the world. In the year 2018, Canada suffered from more than 7000 forest fires that burned 2.3 million hectares of forest compared to 1.7 million in 2008 [5].

Early detection and suppression of fires are the primary precautions to reduce casualties and damages. Hence, the most critical concern of a forest fire detection system is immediate detection to decrease the accidents. It can be tackled through the real-time monitoring of the forest. Satellite-based monitoring is the most popular mechanism to detect forest fire. However, this technique has some limitations, for example, it does not accomplish prompt detection because of long scan duration and low-resolution [6]. Therefore, a wireless sensor network (WSN) has been considering as an extensible solution that can provide real-time detection of fires with high accuracy [7].

WSN is composed of a large number of nodes with a limited ability of computation, storage, and communication. These nodes work collectively in a given region to perform complex tasks such as monitoring the environment, collecting physical information, and communicating wirelessly over short distances through collaborating with other sensors [8]. According to the requirements of the application, nodes may be static, mobile, homogeneous, or heterogeneous [9]. When implementing static nodes, their location is stationary, and they can be deployed deterministically or randomly [10].

In deterministic deployment, nodes are placed in order to meet the desired performance objectives. This type of deployment is impractical in large-scale areas characterized by harsh environments [11]. Under these circumstances, random deployment is considered a viable alternative to deployment. In random deployment, sensor nodes are scattered randomly in brutal environments such as in the forests. This type of deployment provides rapid implementation and establishment of the network, for example, nodes can be deployed from rockets, missiles, plane, and artillery shells [12]. However, when nodes are deployed randomly, it is difficult to guarantee the behaviour of the network in terms of connectivity, coverage, lifetime, and network cost. This is a challenging issue to consider the limitation of sensor nodes regarding power, transmission range, memory, cost of processing and communication. Furthermore, nodes are subject to breakdown because of weather conditions and environmental changes. The coverage problem arose for ensuring the full sensing of phenomena in the target area. The coverage problem is handled in three ways: barrier coverage,

BIBLIOGRAPHIE

- Abdollahzadeh, S. & Navimipour, N. J. (2016). Deployment strategies in the wireless sensor network : A comprehensive review. *Computer Communications*, 91, 1–16.
- Alkhatib, A. A. (2014). A review on forest fire detection techniques. *International Journal of Distributed Sensor Networks*, 10(3), 597368.
- Bhattacharjee, M. & Gupta, S. (2014). Determining redundant nodes in a location unaware Wireless Sensor Network. *2014 IEEE International Conference on Advanced Communications, Control and Computing Technologies*, pp. 858-862. doi : 10.1109/ICACCCT.2014.7019215.
- Canada, R. (2019). Aux prises avec la pire saison de feux de forêt depuis les années 1980, l'Alberta s'adapte. Repéré le 2020-11-05 à <https://ici.radio-canada.ca/nouvelle/1241126/alberta-feux-foret-incendie-foresterie-environnement-changement-climatique>.
- Chen, Y., Xu, X. & Wang, Y. (2019). Wireless sensor network energy efficient coverage method based on intelligent optimization algorithm. *Discrete & Continuous Dynamical Systems-S*, 12(4&5), 887.
- Dass, R. & Devi, S. (2012). Image segmentation techniques 1.
- Dehariya, V. K., Shrivastava, S. K. & Jain, R. C. (2010). Clustering of Image Data Set Using K-Means and Fuzzy K-Means Algorithms. *2010 International Conference on Computational Intelligence and Communication Networks*, pp. 386-391. doi : 10.1109/CICN.2010.80.
- Ganesan, P., Sathish, B. S. & Sajiv, G. (2016). A comparative approach of identification and segmentation of forest fire region in high resolution satellite images. *2016 World Conference on Futuristic Trends in Research and Innovation for Social Welfare (Startup Conclave)*, pp. 1-6. doi : 10.1109/STARTUP.2016.7583959.
- Gupta, S. K., Kuila, P. & Jana, P. K. (2016). Genetic algorithm approach for k-coverage and m-connected node placement in target based wireless sensor networks. *Computers Electrical Engineering*, 56, 544 - 556. doi : <https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2015.11.009>.
- Hefeeda, M. & Bagheri, M. (2007). Wireless Sensor Networks for Early Detection of Forest Fires. *2007 IEEE International Conference on Mobile Adhoc and Sensor Systems*, pp. 1-6. doi : 10.1109/MOBHOC.2007.4428702.
- Kadir, E. A., Irie, H. & Rosa, S. L. (2019). Modeling of Wireless Sensor Networks for Detection Land and Forest Fire Hotspot. *2019 International Conference on Electronics, Information, and Communication (ICEIC)*, pp. 1-5. doi : 10.23919/ELINFOCOM.2019.8706364.

- Kalayci, T. E. & Uğur, A. (2011). Genetic algorithm–based sensor deployment with area priority. *Cybernetics and Systems*, 42(8), 605–620.
- Katoch, S., Chauhan, S. S. & Kumar, V. (2020). A review on genetic algorithm : past, present, and future. *Multimedia Tools and Applications*, 1–36.
- Kenda, K. (2021). Amazon forest fire detection with an active learning approach.
- Kim, Y., Kim, C., Yang, D., Oh, Y. & Han, Y. (2012). Regular sensor deployment patterns for p-coverage and q-connectivity in wireless sensor networks. *The International Conference on Information Network 2012*, pp. 290-295. doi : 10.1109/ICOIN.2012.6164394.
- Kodinariya, T. M. & Makwana, P. R. (2013). Review on determining number of Cluster in K-Means Clustering. *International Journal*, 1(6), 90–95.
- Liu, X. & He, D. (2014). Ant colony optimization with greedy migration mechanism for node deployment in wireless sensor networks. *Journal of Network and Computer Applications*, 39, 310 - 318. doi : <https://doi.org/10.1016/j.jnca.2013.07.010>.
- Lutakamale, A. S. & Kaijage, S. (2017). Wildfire monitoring and detection system using wireless sensor network : A case study of Tanzania.
- Napoleon, D. & Pavalakodi, S. (2011). A new method for dimensionality reduction using k-means clustering algorithm for high dimensional data set. *International Journal of Computer Applications*, 13(7), 41–46.
- Rahmani, N. & Nematy, F. (2012). EAVD : An Evolutionary Approach Based on Voronoi Diagram for Node Deployment in Wireless Sensor Networks. *Proceedings of the International Conference on Soft Computing for Problem Solving (SocProS 2011) December 20-22, 2011*, pp. 121–129.
- Rebai, M., Le berre, M., Snoussi, H., Hnaien, F. & Khoukhi, L. (2015). Sensor deployment optimization methods to achieve both coverage and connectivity in wireless sensor networks. *Computers Operations Research*, 59, 11 - 21. doi : <https://doi.org/10.1016/j.cor.2014.11.002>.
- Rout, M. & Roy, R. (2017). Optimal wireless sensor network information coverage using particle swarm optimisation method. *International Journal of Electronics Letters*, 5(4), 491-499. doi : 10.1080/21681724.2017.1279226.
- Saadallah, I. K. (2015). *Autonomous or assisted deployment by mobile robots of wireless sensor networks : coverage and connectivity issues*. (Thèse de doctorat, Université Pierre et Marie Curie-Paris VI).

- Sinaga, K. P. & Yang, M.-S. (2020). Unsupervised K-means clustering algorithm. *IEEE Access*, 8, 80716–80727.
- Singh, P. K. & Sharma, A. (2017). An insight to forest fire detection techniques using wireless sensor networks. *2017 4th International Conference on Signal Processing, Computing and Control (ISPCC)*, pp. 647-653. doi : 10.1109/ISPCC.2017.8269757.
- Singh, R. & Manu, M. S. (2017). An energy efficient grid based static node deployment strategy for wireless sensor networks. *International Journal of Electronics and Information Engineering*, 7(1), 32–40.
- Toledo-Castro, J., Caballero-Gil, P., Rodríguez-Pérez, N., Santos-González, I., Hernández-Goya, C. & Aguasca-Colomo, R. (2018). Forest fire prevention, detection, and fighting based on fuzzy logic and wireless sensor networks. *Complexity*, 2018.
- Tossa, F., Abdou, W., Ezin, E. & Gouton, P. (2020). Improving Coverage Area in Sensor Deployment using Genetic Algorithm.
- Ukhurebor, K. E., Odesanya, I., Tyokighir, S. S., Kerry, R. G., Olayinka, A. S. & Bobadoye, A. O. (2020). Wireless Sensor Networks : Applications and Challenges. Dans *Wireless Sensor Networks-Design, Deployment and Applications*. IntechOpen.
- Vani, K. et al. (2019). Deep Learning Based Forest Fire Classification and Detection in Satellite Images. *2019 11th International Conference on Advanced Computing (ICoAC)*, pp. 61–65.
- Wagstaff, K., Cardie, C., Rogers, S., Schrödl, S. et al. (2001). Constrained k-means clustering with background knowledge. *Icml*, 1, 577–584.
- Wang, F., Franco-Peña, H.-H., Kelleher, J. D., Pugh, J. & Ross, R. (2017). An analysis of the application of simplified silhouette to the evaluation of k-means clustering validity. *International Conference on Machine Learning and Data Mining in Pattern Recognition*, pp. 291–305.
- Wu, C.-H., Lee, K.-C. & Chung, Y.-C. (2007). A Delaunay Triangulation based method for wireless sensor network deployment. *Computer Communications*, 30(14), 2744 - 2752. doi : <https://doi.org/10.1016/j.comcom.2007.05.017>. Network Coverage and Routing Schemes for Wireless Sensor Networks.
- Yang, S., Lupascu, M. & Meel, K. S. (2021). Predicting Forest Fire Using Remote Sensing Data And Machine Learning. *arXiv preprint arXiv :2101.01975*.
- Yick, J., Mukherjee, B. & Ghosal, D. (2008a). Wireless sensor network survey. *Computer Networks*, 52(12), 2292-2330. doi : <https://doi.org/10.1016/j.comnet.2008.04.002>.

Yick, J., Mukherjee, B. & Ghosal, D. (2008b). Wireless sensor network survey. *Computer networks*, 52(12), 2292–2330.

Yue, Y., Cao, L. & Luo, Z. (2019). Hybrid Artificial Bee Colony Algorithm for Improving the Coverage and Connectivity of Wireless Sensor Networks. *Wireless Personal Communications*, 108. doi : 10.1007/s11277-019-06492-x.

ZainEldin, H., Badawy, M., Elhosseini, M., DArafat, H. & Abraham, A. (2020). An improved dynamic deployment technique based-on genetic algorithm (IDDT-GA) for maximizing coverage in wireless sensor networks. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 11, 4177-4194. doi : <https://doi.org/10.1007/s12652-020-01698-5>.

Zeebaree, D. Q., Haron, H., Abdulazeez, A. M. & Zeebaree, S. R. (2017). Combination of K-means clustering with Genetic Algorithm : A review. *International Journal of Applied Engineering Research*, 12(24), 14238–14245.

Zhu, C., Zheng, C., Shu, L. & Han, G. (2012). A survey on coverage and connectivity issues in wireless sensor networks. *Journal of Network and Computer Applications*, 35(2), 619–632.

Zhu, Y., Xie, L. & Yuan, T. (2012). Monitoring system for forest fire based on wireless sensor network. *Proceedings of the 10th World Congress on Intelligent Control and Automation*, pp. 4245-4248. doi : 10.1109/WCICA.2012.6359191.

Zorlu, O. & Sahingoz, O. K. (2016). Increasing the coverage of homogeneous wireless sensor network by genetic algorithm based deployment. 109-114.

Zou, Y. & Chakrabarty, K. (2003). Sensor deployment and target localization based on virtual forces. *IEEE INFOCOM 2003. Twenty-second Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies (IEEE Cat. No. 03CH37428)*, 2, 1293–1303.