REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

UNIVERSITE YAHIA FARES DE MEDEA



Faculté de **T**echnologie

Mémoire de fin d'études de Master

Filière : Génie électronique
Spécialité : Instrumentation

OPTIMISATION DE DÉPLOIMENT D'UN RCSF DANS UN BÂTIMENT INTELLIGENT

Présenté par :

FERHAT TALEB Khadidja

GAHLOUZ Merouane

Proposé et Dirigé par :

Dr : BENTOUATI Smain

Promotion 2019/ 2020

Remerciement

Au terme de ce mémoire On tient en premier lieu à remercier le bon Dieu le tout puissant de nous' avoir donné la volonté et la patience qui nous' ont permis de mener à bon terme ce travail.

On remercie vivement notre Promoteur, Monsieur BEN TOUATI Smain, notre co-promotrice Madame FERHAT TALEB Soumaya EP DEKHIL pour leur suivi, leur aide et leur soutien documentaire et moral et pour leurs conseils précieux.

On tient à adresser nos sincères remerciements à tous les membres du Jury chargés de présider et d'examiner notre projet de fin d'étude.
Nous voudrons exprimer notre profond respect à tous les Enseignants qui ont contribués à notre formation durant notre cycle universitaire.

Sans oublier de remercier toute personne qui, d'une manière ou d'une autre, nous' a aidé a l'élaboration de ce travail.

Dédicace

Je dédie ce projet de fin d'étude, aux personnes qui me sont les plus chères, qui m'ont énormément soutenus dans les moments les plus difficiles, partagé mes joies et mes peines, qui se sont toujours sacrifiés à mes dépends en leur espérant une longue vie:

Ma très chère mère, mère et mère : Mme. BELKHEIRI Zehour
Symbole grandiose de patience et de beaucoup d'amour pour sa compréhension et pour ce qu'elle a enduré pour m'offrir le bonheur et la confiance.

Mon très cher père : Mr. FERHAT TALAB Larbi qui veille toujours pour ma protection.

❖ *A mes chères sœurs : Khaoula, Amina et Soumaya.*

❖ *A mes nièces :Meroua et Sidra*

❖ *A mon neveu : Abd errahmane*

❖ *A toute ma famille sans exception.*

❖ *A mes chers(e) amis (e)*

❖ *A touts les enseignants de la faculté de la technologie.*

❖ *A touts(e) les étudiants (e) de ma promotion.*

ملخص:

للسعي لمزيد من الراحة، قام البشر بدمج التكنولوجيا في مجالات مختلفة من الحياة كما هو الحال في منازلهم، حيث تم تكييف فكرة الذكاء في المباني لتسهيل حياة السكان، ولا يمكن تجسيد هذا الذكاء إلا باستخدام شبكة مستشعر لاسلكي (RCSF) والتي يمكنها تقديم معلومات فورية عن درجة الحرارة والرطوبة والإضاءة وما إلى ذلك.

تنضوي أطروحتنا في إطار النشر الأمثل لعقد المستشعر/الحوض على مستوى الشبكة ، والتي اقترحنا لها نموذجًا يضمن عدة معايير: مثل عمر الشبكة والاتصال والتغطية والتكلفة باستخدام خوارزمية NSGA II (الخوارزمية الجينية غير الفرز) وهي جزء من الخوارزميات الجينية.

الكلمات المفتاحية: البناء الذكي، شبكة الاستشعار اللاسلكية، النشر، الخوارزمية الجينية، الخوارزمية الجينية غير مفرزة.

Abstract

By seeking more comfort, human beings have integrated technology in different areas of life as in their own homes, the notion of intelligence in buildings has been adapted to facilitate the lives of inhabitants, this intelligence cannot be apply without using a wireless sensor network (RCSF) which can give immediate information on temperature, humidity, lighting, etc.

Our memory is installed within the framework of optimal deployment of sensor / sink nodes at the network level, for which we have proposed a model that ensures several criteria: such as the lifetime of the network, connectivity, coverage and cost using the NSGA II algorithm (Non Sorting Genetic Algorithm) which is part of the genetic algorithms.

Keywords: smart building, wireless sensor network, deployment, genetic algorithm, Non Sorting Genetic Algorithm.

Résumé :

En cherchant plus de confort, les êtres humains ont intégré la technologie dans les différents domaines de la vie comme dans leurs propres maison, la notion de l'intelligence dans les bâtiments a été adapter pour faciliter la vie des habitants, cette intelligence ne peut êtres appliquer qu'on utilisant un réseau de capteurs sans fil(RCSF) qui peut donner des informations immédiates sur la température, l'humidité, l'éclairage, etc.

Notre mémoire s'installe dans le cadre de déploiement optimal des nœuds capteurs/puits au niveau du réseau, dont nous avons proposé un modèle qui assure plusieurs critères : comme la durée de vie du réseau, la connectivité, la couverture et le cout en utilisant l'algorithme NSGA II (Non Sorting Genetic Algorithm) qui fait partie des algorithmes génétiques.

Mots clés : bâtiment intelligent, réseau de capteur sans fil, déploiement, algorithme génétiques, Non Sorting Genetic Algorithm.

Table Des Matières

Remerciement

Dédicace

Résumé

Table des matières.....

Liste des figures.....

Introduction générale.....

Chapitre 1

1. Introduction..... 02

2. Le bâtiment intelligent..... 02

3. Fonctionnement d'un bâtiment intelligent..... 03

4. Les réseaux de capteurs sans fils (RCSF)..... 03

4.1Architecture des nœuds capteurs..... 04

4.2Domaines d'utilisation des réseaux de capteurs sans fils..... 05

4.2.1 Applications militaires..... 06

4.2.2 Applications médicales..... 06

4.2.3 Applications environnemental.....06

4.2.4 Applications commerciale.....07

4.2.5 Applications dans les bâtiments intelligents.....07

4.3limite des RCSF.....08

5. Méthode de déploiement des RCSF..... 08

5.1Déploiement déterministe.....09

5.2Déploiement aléatoire..... 09

5.3Déploiement hybride.....09

6. Les majeurs objectifs de déploiement des RCSF….....09

6.1La couverture.....09

6.2La connectivité.....10

6.3La durée de vie.....10
7. Contraintes de conception des RCSF.....10
8. Conclusion.....12

Chapitre 2

1. Introduction..... 14
2. Les algorithmes évolutionnaires.....14
2.1 Avantage des Aes.....14
2.2 Différentes familles des algorithmes évolutionnaires.....15
3. Les Algorithmes génétiques..... 15
3.1 Le fonctionnement général des algorithmes génétiques.....16
3.1.1 Initialisation de la population..... 17
a. Codage binaire..... 18
b. Codage réel..... 18
c. Codage de Gray.....19
3.1.2L'évaluation par la fonction objective « Fitness ».....19
3.1.3 La sélection des parents..... 20
a. La sélection par roulette..... 20
b. La sélection par rang (élitiste).....21
c. La sélection par tournoi..... 21
d. La sélection universelle stochastique..... 21
3.1.4 La reproduction génétique..... 22
a. Le Croisement.....22
b. la mutation..... 23
4. L'optimisation mono-objectif.....23
5. L'optimisation multi-objectif.....24
5.1 Paramètres de l'optimisation multi-objective.....24
5.1.1 Dominance au sens de Paret..... 24
5.1.2 Pareto optimal.....24
5.1.3 Front de Pareto.....25

6. Algorithmes génétiques pour l'optimisation multi-objective.....…25
6.1 Les méthodes agrégées..... 25
6.2 Les méthodes non-agrégées non-Pareto.....26
6.3 Les méthodes Pareto.....26
7. Non dominated Sorting Genetic Algorithm ……..... 26
8. Non dominated Sorting Genetic Algorithm (NSGA II)…..……..…….27
8.1 Quelques definitions ……..... 28
8.1.1 Simulated Binary Crossover (SBX)..... 28
8.1.2 Mutation polynomial..... 28
8.1.3 Fitness sharing.....28
8.1.4 Crowding distance..... 28
8.2 Fonctionnement du NSGA II.....29
9. Conclusion..... 34

Chapitre 3

1. Introduction..... 36
2. La définition de la problématique.....36
2.1L'environnement de déploiement.....37
2.2La couverture du réseau..... 37
2.3La connectivité..... 37
2.4Le cout du réseau.....38
2.5La durée de vie du réseau..... .38
3. Adaptation d'algorithmes NSGA II au problème.....38
3.1L'initialisation de la population.....38
3.2L'évaluation..... 39
3.2.1Maximiser la couverture.....39

3.2.2 Maximiser la connectivité.....40
3.2.3 Minimiser le cout..... 41
3.2.4 Maximiser la durer de vie..... 41
3.3 La sélection des parents..... 42
3.4 Operateur de croisement.....42
3.5 Opérateur de mutation.....43
3.6 Critère d'arrêt..... 44
4. Organigramme du modèle proposé..... 45
5. Conclusion..... 46
Conclusion générale.....48
Références.....50
Glossaire.....53

Listes Des Figures

Figure 1. Bâtiments intelligents…….... 03

Figure.2 Architecture d'un réseau de capteurs sans fil……..... 04

Figure.3 architecture générale d'un nœud capteur……...05

Figure.4 capteurs sans fils…….05

Figure.5 surveillance militaire par RCSF……..…...06

Figure.6la télémédecine par RCSF……...…06

Figure.7 systèmes d'irrigation intelligente par RCSF……...…07

Figure.8 suivie de marchandise par RCSF……...…07

Figure.9 Système intelligent a base des RCSF……..08

Figure10. Différentes familles des algorithmes évolutionnaires……..15

Figure11. Schémas général des algorithmes évolutionnaires……...…17

Figure12 .Codage binaire de trois variables…….18

Figure13. Codage réel des variables…….....19

Tableau1. Différence entre codage binaire/gray……..…19

Figure14. La sélection par roulette……21

Figure15. Croisement en un point……22

Figure16. Croisement en deux points……...…23

Figure17. Mutation d'un bit……..……...23

Figure18. Exemple de front de Pareto……...25

Figure19. Schéma de fonctionnement de VEGA…….26

Figure20. Crowding distance……..…….29

Figure21. Tri a base de non dominance (NSGAII)……...…30

Figure22. Attribution des distances de crowding…….....30

Figure23. Opérateur de comparaison de crowding……..……31

Figure24. Pseudocode de NSGA II……...32

Figure25. Fonctionnement du NSGA II (exemple 3 fronts admis)……..33

Figure26. Grille de déploiement des nœuds…….....37

Figure27. Codage des chromosomes……..…….39

Figure28. La zone de détection du capteur……40

Figure29. Croisement en un point……43

Figure30. Exemple de mutation……..….44

Figure31. Organigramme du modèle proposé……..45

Introduction générale

Introduction générale

De nos jours, l'Intelligence Artificielle (IA) est devenue la technique la plus utilisée pour résoudre des problèmes et accomplir des taches normalement réservés aux humains. En faisant appel à la neurobiologie computationnelle , à la logique mathématique et à l'informatique. Elle recherche des méthodes de résolution de problèmes à forte complexité logique ou algorithmique.

Grâces à son performance l'IA intervient dans une variété de domaines, comme dans le cas de déploiement du réseau de capteurs sans fil (RCSF) dans un bâtiment intelligent. Le processus de déploiement d'un RCSF influence considérablement sur la performance du réseau. La problématique de déploiement ou de positionnement des nœuds capteurs/puits dans un RCSF est une stratégie qui sert à définir la topologie du réseau, le nombre et la position des nœuds. La qualité de la surveillance, la connectivité, et la consommation d'énergie sont aussi directement affectées par l'emplacement des nœuds.

D'autre part, le problème de placement optimal des nœuds est un problème qui a été prouvé NP-difficile (problèmes polynomiaux non déterministes) pour la plupart des formulations de déploiement des nœuds. Car le déploiement dur réseau doit assurer à la fois : la diminution de la consommation énergétique, la couverture du réseau, coût de déploiement, ajoutée à celle de l'application qui nécessite une couverture maximale du bâtiment et une durée de vie (du réseau) de plusieurs années.

Dans la dernière décennie, Des outils de déploiement et de conception de RCSF, utilisant des notions d'optimisation et de méta-heuristiques ont vu le jour, parmi ces méthodes on trouve l'optimisation par les algorithmes évolutionnaires.

Dans ce travail, nous proposons un modèle de déploiement des nœuds en utilisant l'algorithme NSGA II (Non Sorting Genetic Algorithm) qui répond à 4 critères : communication (connectivité), couverture des événements, durée de vie du réseau, et le cout du réseau. L'approche proposée consiste à combiner des notions de communication sans fil, de réseau, de modèles fonctionnels et d'optimisation multi objectifs afin d'avoir une topologie réseau optimale.

Ce manuscrit est organisé en trois chapitres. Dans le premier chapitre, une présentation des bâtiments intelligents et leur fonctionnement, ainsi une définition des réseaux de capteurs sans fils, leurs domaines d'application, les méthodes de déploiement et les contraintes de conception d'un RCSF.

Dans le deuxième chapitre, nous présentons les algorithmes évolutionnaires (AEs) ainsi les algorithmes génétiques et leur fonctionnement générale et puis nous intéressons à

l'optimisation multi objectifs par les algorithmes génétiques et nous finissons par présenter l'algorithme utilisé dans le modèle proposé dans le chapitre suivant qui est le NSGA II.

Dans le troisième chapitre, nous présentons la méthodologie du déploiement proposée en définissant les différents paramètres.

Chapitre 1

Chapitre 1

1. Introduction

Avec l'apparition des appareils électroménagers et l'automatisation de certaines tâches ménagères dans les années 80 la notion du confort a été introduite dans l'habitat [1], le but était de faciliter les tâches faites à domicile en automatisant certains processus et en mettant les différents objets de la maison communicants à distance tels que : machine à laver, réfrigérateur, lave-vaisselle, etc.

En effet, Vers le 20éme siècle un nouveau concept est introduit après l'introduction des appareils mobiles communicants : l'intelligence ambiante, ce concept est défini comme :

Un environnement numérique qui, soutient les gens de manière proactive, mais sensible dans leur vie quotidienne. Elle intègre toutes les technologies de l'apprentissage automatique, des logiciels basés sur les agents et de la robotique [2].

De nos jours la majorité des personnes disposent d'un téléphone mobile intelligent avec un processeur très puissant et qui peut être connecté à l'internet, ce qui a permet de émerger plusieurs nouveaux concepts tels que : les VANETs (Vehicular Ad hoc NETworks), Bâtiment Intelligent, Smart Grids...

Dans ce 1er chapitre nous intéressons au concept des bâtiments intelligents en présents ces différents composants et ces fonctionnalités.

2. Le bâtiment intelligent :

Le bâtiment intelligent (BI) utilise les nouvelles technologies de l'information et de la communication (NTIC) pour transmettre et stocker des données sur l'utilisation et l'état même du bâtiment, afin d'adapter sa consommation d'énergie, il intègre dans la gestion intelligente du bâtiment les équipements consommateurs, les équipements producteurs et les équipements de stockage qui peuvent communiquer et échanger des informations liées à leurs environnements physiques (lumière, humidité, température, consommation d'énergie . . .).

Le BI peut prendre des décisions visant à apporter plus de confort qui peuvent être centrées sur l'humain (confort) ou bien sur l'efficacité énergétique du bâtiment afin d'alléger notre impact négatif sur l'environnement.

Les bâtiments connectés présentent plusieurs avantages à ses occupants, on cite parmi eux :

-un gain de temps en automatisant de nombreuses commandes de l'habitat et en les pilotant certaines actions à distance ;

-la réduction de la facture d'énergie par l'usage approprié des appareils de chauffage ou de climatisation, dont un réglage précis dans chaque pièce à vivre et permet ainsi d'éviter le gaspillage.

-assurer la sécurité des individus en améliorant les systèmes de sécurité de l'ensemble de l'édifice (télésurveillance, réglage des alarmes, etc).

- offrir du confort aux habitants, car Les appartements bénéficient également de commandes

automatisées pour l'éclairage, l'ouverture ou la fermeture automatique de volets, la consommation intelligente de chauffage, réglage approprié de la ventilation, etc.



Figure 1. Bâtiments intelligents.

3. Fonctionnement d'un bâtiment intelligent :

Un bâtiment intelligent va fonctionner selon le principe de Smart Grids mis en place dans les réseaux électriques, ce sont des réseaux électriques « intelligents » où sont ajoutées des fonctionnalités issues des nouvelles technologies de l'information et de la communication pour permettre d'optimiser la production, la distribution, mais aussi la consommation électrique d'un bâtiment.

Dans les bâtiments intelligents Le réseau intelligent va associer l'infrastructure électrique aux technologies numériques. Ces technologies (utilisées aux différents niveaux du réseau : transport, production, distribution et consommation) vont analyser et transmettre l'information reçue, en faisant un contrôle des flux en temps réel via des capteurs installés sur le réseau, en utilisant un réseau de capteurs sans fil (RCSF) qui utilise différentes technologies de communication (Bluetooth, WiFi, Wibree,UWB, et Zigbee…).

4. Les réseaux de capteurs sans fils (RCSF) :

Un réseau de capteurs sans fil (RCSF) comprend plusieurs unités appelées "nœuds". Les nœuds sont des appareils intelligents qui sont utilisés pour la collecte des données requis par l'application considérée. Le réseau de capteurs réalise trois fonctions de base: mesure, communication et calcul.

Les RCSF sont généralement constitués des dizaines (allant jusqu'à des milliers) de nœuds capteurs répartis dans un espace physique qui s'occupent de la collecte périodique des données et d'envoyer des

rapports a l'administrateurs du système (le serveur) , et d'un ou de plusieurs nœuds puits (ou stations de base) s'occupant de récupérer les données des nœuds capteurs et de faire office de passerelle entre les nœuds capteurs et le serveur .

Le champ dont les capteurs y sont placé est appelé Champs de Captage ou Région d'Intérêt (RI) [3].

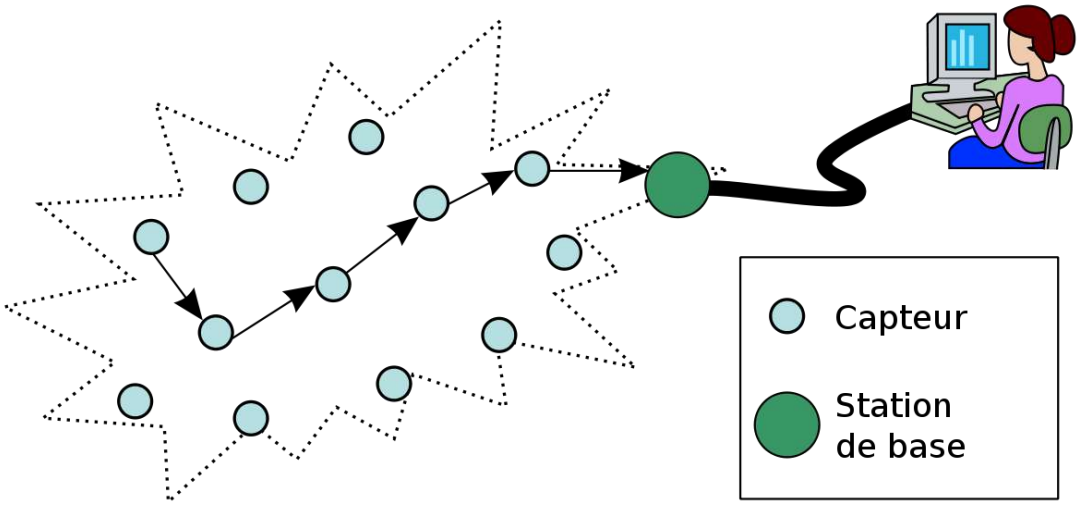


Figure.2 Architecture d'un réseau de capteurs sans fil.

4.1 Architecture des nœuds capteurs :

Les nœuds capteurs représentent l'entité la plus importante dans un RCSF, ils se composent de quatre éléments essentiels illustrés dans la figure 3 qui sont :

1. Unité de traitement : chargée d'exécuter les protocoles de communications qui permettent de faire collaborer le nœud avec les autres nœuds du réseau. Elle peut aussi analyser les données captées pour alléger la tâche du nœud puits.
2. Unité de captage : responsable de fournir des signaux analogiques, basés sur le phénomène observé, au convertisseur Analogique/Numérique. Ce dernier transforme ces signaux en un signal numérique compréhensible par l'unité de traitement.
3. Unité de transmission : responsable d'effectuer toutes les émissions et réceptions des données sur un medium sans fil.
4. Unité de contrôle d'énergie : chargée d'alimenter tous les composants déjà cités, elle peut aussi gérer des systèmes de rechargement d'énergie à partir de l'environnement observé telles que les cellules solaires, afin d'étendre la durée de vie totale du réseau.

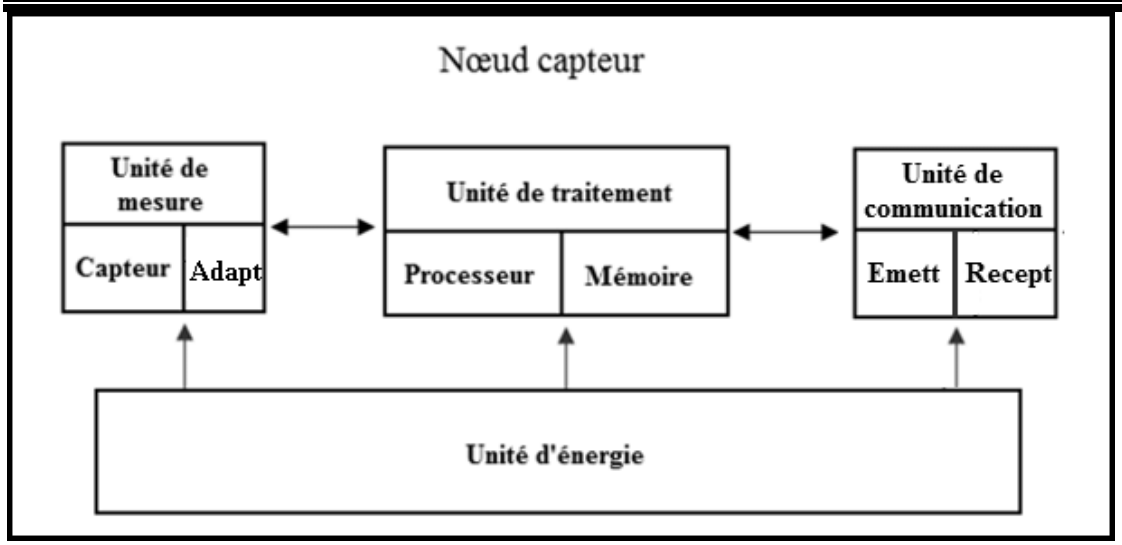


Figure.3 architecture générale d'un nœud capteur.

Les capteurs utilisés sont des dispositifs sans fils de taille extrêmement réduite avec des ressources très limitées, autonomes, capable de traiter des informations et de les transmettre, via les ondes radio, à une autre entité (capteurs, unité de traitements...) sur une distance limitée à quelques mètres.



Figure.4 capteurs sans fils.

4.2 Domaines d'utilisation des réseaux de capteurs sans fils :

Les domaines d'applications des réseaux de capteurs sont de plus en plus nombreux grâce à leurs petites tailles et leurs capacités de surveillance d'un bon nombre de phénomènes physiques, ainsi que l'élargissement des gammes de capteurs disponibles (mouvement, température, ...) et l'évolution des supports de communication sans fil. Par conséquence les réseaux de capteurs ont montré de bons résultats dans les domaines : militaires, médicales, environnementales, commerciales, etc.

4.2.1 Applications militaires :

Un RCSF peut être déployé dans des secteurs stratégique ou difficile d'accès, afin d'assurer des applications de surveillance, reconnaissance et ciblage. Ou d'analyser le champ de bataille avant d'y envoyer du renfort [4 ; 5].

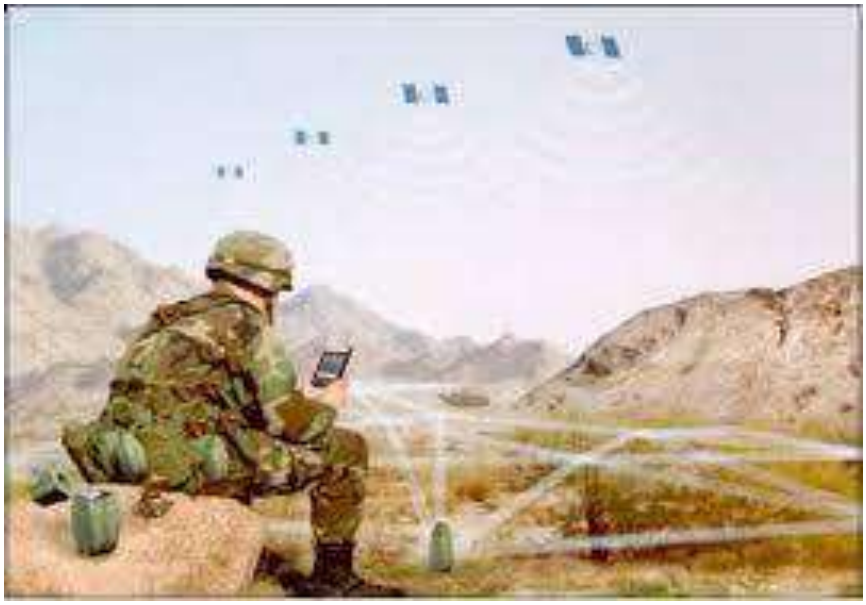


Figure.5 surveillance militaire par RCSF.

4.2.2 Applications médicales :

Les capteurs sans fil sont utilisés dans le domaine de la télémédecine et d'aide aux patients [6], il existe aussi des gélules multi-capteurs pouvant être avalées qui permettent, sans avoir recours à la chirurgie, de transmettre des images de l'intérieur du corps humain ([7 ; 8]).

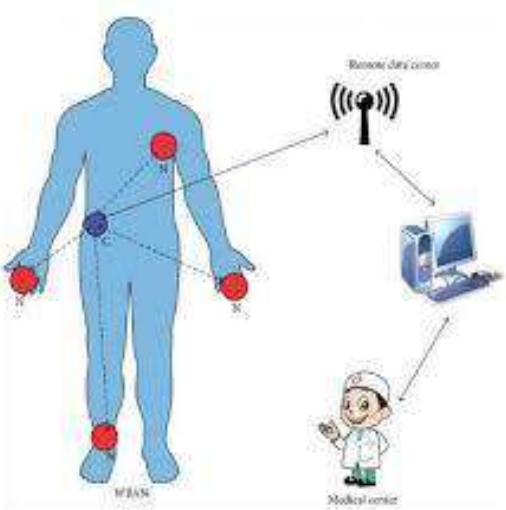


Figure.6la télémédecine par RCSF

4.2.3 Applications environnementales :

Les RCSF sont aussi utilisés dans la surveillance des oiseaux migrateurs ainsi que les animaux et les

insectes, la surveillance des récoltes et du bétail, les systèmes d'irrigation intelligents, la détection des incidents naturels (incendies et inondations) et l'étude de l'empreinte carbone, d'autres par il existe des capteurs de température peuvent être disperses à partir d'avions dans le but de détecter d'éventuels problèmes environnementaux dans le domaine couvert par les capteurs dans une optique d'intervenir à temps afin d'empêcher que d'éventuels incendie, inondation, volcan ou tsunami ne se produisent [9].

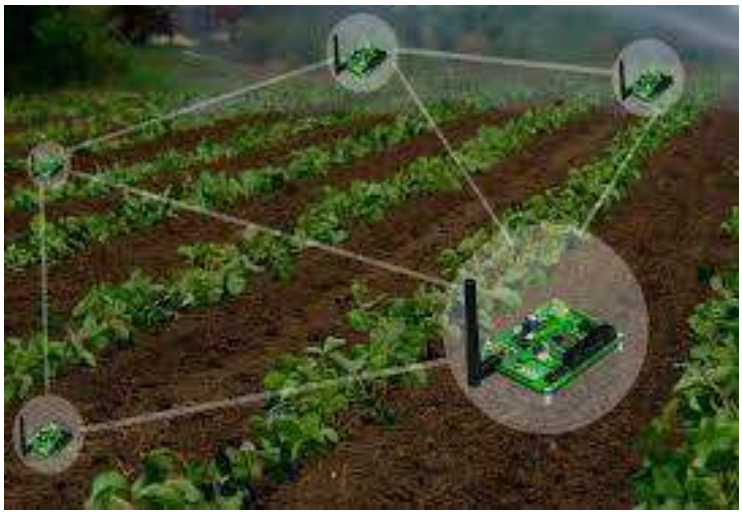


Figure.7 systèmes d'irrigation intelligente par RCSF

4.2.4 Applications commerciales :

Le RCSF peut être utilisé afin d'améliorer les processus de stockage et de livraison en poursuivant la position, l'état et la direction d'une marchandise. D'un autre coté un client attendant une marchandise peut alors avoir un avis de livraison sur son produit et connaitre la position des marchandises qu'il a commandées [10].



Figure.8 suivie de marchandise par RCSF.

4.2.5 Applications dans les bâtiments intelligents :

Les RCSF peuvent donner des informations sur l'environnement du bâtiment, ainsi sur les phénomènes physiques qui se produisent dans son enceinte, ce réseau peut aussi être un outil de protection et de

surveillance vu leur cout et leur tailles qui ne cessent de diminuer, les capteurs sans fil sont généralement favorisés et utilisés comme infrastructure réseau dans les habitats intelligents.



Figure.9 Système intelligent a base des RCSF.

4.3 limite des RCSF :

Malgré les avantages des RCSF (faible cout, flexibilité, emplacement facile…), les RCSF soufrent de plusieurs inconvénients comme la durée de vie limitée à cause des ressources d'énergies restreintes qui l'alimentent comme les piles ou les batteries. Les capteurs sans fil disposent d'une mémoire très petite et ne peuvent stocker qu'une partie des informations collectées. D'autre part le processeur doté ne peut pas effectuer des calculs très grandes communications au sein du réseau peuvent être influencées par les différents obstacles dans le terrain d'intérêt.

5. Méthode de déploiement des RCSF

Les RCSF sont la solution la plus utilisée dans le domaine du bâtiment intelligent. De ce fait, il est important de trouver le meilleur positionnement des nœuds pour assurer la fiabilité et la rentabilité du réseau. Plusieurs problèmes ont été rencontré lors du déploiement on cite parmi eux : une durée de vie limitée, problèmes de connectivité et de couverture, et un coût de déploiement et de maintenance élevé notamment dans des emplacements inaccessibles.

Le déploiement des nœuds capteurs dans une zone d'intérêt peut généralement être de manière planifiée ou aléatoire. Le type de nœuds capteurs, l'application et l'environnement dans lequel les nœuds fonctionnent sont tous des facteurs qui influencent le choix du type de déploiement. Dans des situations où on n'a pas une connaissance préalable des champs comme sur un champ de bataille, le déploiement aléatoire peut être le seul choix. Cependant, le déploiement déterministe est souvent nécessaire lorsque les nœuds capteurs coûtent cher ou lorsque leur position a un impact assez important sur leur

fonctionnement[11].

5.1 Déploiement déterministe :

Ce type de déploiement est utilisé lorsque l'environnement est accessible ou connu, donc il est possible de placer précisément les nœuds sur la zone dans des positions fixes et connues selon un plan prédéfini. C'est ainsi, par exemple, que sont mis en place les capteurs chargés de réguler la climatisation d'un immeuble ou de surveiller les constantes médicales de malades à distance. On parle alors de déploiement déterministe.

5.2 Déploiement aléatoire :

Si la zone d'intérêt est zones inaccessibles ou sensibles il est impossible de penser à un déploiement déterministe, ce qui nous pousse à utiliser une méthode aléatoire.

Cette méthode de placement est souvent utilisée pour déployer des nœuds capteurs en Les dispersant par le biais d'un avion ou d'un drone, ce qui entraîne une distribution aléatoire des nœuds capteurs, malgré qu'il semble difficile, vu la fragilité des capteurs existants. Ce type de déploiement entraîne éventuellement des performances sous-optimales (par exemple, il ne garantit pas la couverture et la connectivité).

5.3 Déploiement hybride

Dans ce type de déploiement, les nœuds sont placés de manière non déterministe (aléatoire) dans des zones, matérialisant le champ de déploiement, créées de façon déterministe.

6. Les majeurs objectifs de déploiement des RCSFs

6.1 La couverture

Considérée comme l'une des métriques de la Qualité de Service(QdS), la couverture représente un facteur important lors du choix de déploiement d'un réseau de capteurs, la couverture peut être complète ou partielle en fonction des besoins de l'application. Si n'importe quel point est surveillé par un seul nœud capteur on parle d'une couverture simple, et si le point est couvert par plusieurs nœuds capteurs, on parle dans ce cas-là de la sur-couverture.

La couverture dans les RCSFs peut être classée en trois types :

1-couverture de zone : surveiller une zone géographique appelée zone d'intérêt dans laquelle chaque point de cette région est couvert par un sous-ensemble de nœuds capteurs.

2- couverture de point (cible) : surveiller uniquement certains points spécifiques (cibles) dans un champ de capture

3- couverture de barrière : couvrir le périmètre de cette région pour détecter les intrus qui tentent de pénétrer dans cette zone.

6.2 La connectivité

Si dans un RCSF, deux nœuds capteurs peuvent communiquer on peut dire que ces deux nœuds sont connectés. La communication peut être faite à un seul saut (communication directe), à multiples sauts (communication indirecte). Dans le RCSF, le réseau est considéré comme connecté s'il existe au moins un chemin entre les nœuds puits et chaque nœud capteur dans la zone considérée [12].

Afin de bien surveiller une région donnée, il est insuffisant d'assurer la couverture du réseau seulement, il faut aussi tenir compte de la connectivité. Car les nœuds capteurs doivent être capables de signaler immédiatement aux nœuds puits tout événement détecté. La connectivité réseau complète peut également être simple (1-connectivité) : s'il y a un seul chemin depuis tout nœud capteur jusqu'aux nœuds puits, ou multiple (k-connectivité) : si plusieurs chemins disjoints existent entre un nœud quelconque et les nœuds puits.

6.3 La durée de vie

L'énergie dans un RCSF est L'une des contraintes importantes, car il est obligatoire d'assurer le réseau avec une faible consommation d'énergie, car chaque nœud est alimenté par une batterie limitée ou une pile. En général, un nœud capteur utilise son énergie en trois opérations principales : la capture, la communication (émission et réception) et le traitement des données. De ce fait le déploiement des nœuds doit être choisi en minimisant le plus possible la quantité d'énergie à consommer (augmenter la durée de vie du réseau) [13].

7. Contraintes de conception des RCSF

Les principaux facteurs et contraintes influençant l'architecture des réseaux de capteurs peuvent être résumés comme suit:

- La tolérance de fautes : Certain nœuds peuvent générer des erreurs ou ne plus fonctionner à cause d'un manque d'énergie, un problème physique ou une interférence. Ces problèmes n'affectent pas le reste du réseau, c'est le principe de la tolérance de fautes. La tolérance de fautes est la capacité de maintenir les fonctionnalités du réseau sans interruptions dues à une erreur intervenue sur un ou plusieurs capteurs.
- L'échelle : Le nombre de nœuds déployés pour un projet peut atteindre le million. Un nombre aussi important de nœuds engendre beaucoup de transmissions inter nodales et nécessite que le puits "sink " soit équipé de beaucoup de mémoire pour stocker les informations reçues.
- L'environnement : Les capteurs sont souvent déployés en masse dans des endroits tels que des champs de bataille au delà des lignes ennemies, à l'intérieur de grandes machines, au fond d'un océan, dans des champs biologiquement ou chimiquement souillés,... Par conséquent, ils doivent pouvoir fonctionner sans surveillance dans des régions géographiques éloignées.

- La topologie de réseau : Le déploiement d'un grand nombre de nœuds nécessite une maintenance de la topologie. Cette maintenance consiste en trois phases : Déploiement, Post-déploiement (les capteurs peuvent bouger, ne plus fonctionner,...), Redéploiement de nœuds additionnels

- Les contraintes matérielles : La principale contrainte matérielle est la taille du capteur. Les autres contraintes sont que la consommation d'énergie doit être moindre pour que le réseau survive le plus longtemps possible, qu'il s'adapte aux différents environnements (fortes chaleurs, eau,..), qu'il soit autonome et très résistant vu qu'il est souvent déployé dans des environnements hostiles.

- Les médias de transmission : Dans un réseau de capteurs, les nœuds sont reliés par une architecture sans-fil. Pour permettre des opérations sur ces réseaux dans le monde entier, le média de transmission doit être normé. On utilise le plus souvent l'infrarouge (qui est License-free, robuste aux interférences, et peu onéreux), le Bluetooth et les communications radio ZigBee.

- La consommation d'énergie : Un capteur, de par sa taille, est limité en énergie (< 1.2V). Dans la plupart des cas le remplacement de la batterie est impossible. Ce qui veut dire que la durée de vie d'un capteur dépend grandement de la durée de vie de la batterie. Dans un réseau de capteurs (multi-sauts) chaque nœud collecte des données et envoie/transmet des valeurs. Le dysfonctionnement de quelques nœuds nécessite un changement de la topologie du réseau et un re-routage des paquets. Toutes ces opérations sont gourmandes en énergie, c'est pour cette raison que les recherches actuelles se concentrent principalement sur les moyens de réduire cette consommation.

8. Conclusion

La miniaturisation croissante de l'électronique et le progrès des technologies de télécommunication permettent aujourd'hui de produire, à faible coût, de petits nœuds capteurs qui communiquent entre eux via des liaisons sans fil. Ces nœuds capteurs sont déployés aléatoirement ou d'une façon déterministe dans une zone d'intérêt pour collecter des informations du monde physique, telles que la température, la pression, la vibration, etc, et les envoyer à un type particulier de nœud appelé puits. Ces petites entités électroniques constituent les briques de base des RCSF. Ces RCSF ont montré un avantage majeur dans leur utilisation dans le bâtiment intelligent mais leur bon déploiement reste toujours un défi, de ce fait dans le prochain chapitre on va proposer une méthode de déploiement à base d'un algorithme évolutionnaire.


Chapitre2

Chapitre 2

1. Introduction

Dans la nature, il existe une gamme incroyablement variée de modèles créé par l'évolution, ces derniers présentent des complexités que l'humanité ne pourrait jamais espérer atteindre. Inspiré par cela, les chercheurs ont commencé à adopter des algorithmes bio-inspirés pour trouver des solutions techniques aux problèmes logiciels, mécaniques ou organisationnels consistent à optimiser, parfois à la marge, des concepts existants.

Dans ce chapitre, nous allons présenter un algorithme bio-inspiré appelé : NSGA II (Non Sorting Genetic Algorithm), un des algorithmes génétiques les plus utilisés.

2. Les algorithmes évolutionnaires :

Les algorithmes évolutionnaires appliquent les principes de recherche heuristique inspirés par l'évolution naturelle (Darwin,1929) à une variété de domaines différents, particulièrement aux problèmes d'optimisation des paramètres, ainsi que des problèmes considérés dans l'Intelligence Artificielle.

Les algorithmes évolutionnaires dites bio-inspiré qui servent a faire évoluer un ensemble de solution a un problème donner pour arriver a une solution optimale .Ils sont appelés stochastiques car ils utilisent des processus aléatoire dans leurs évolution, ils sont généralement utiliser pour résoudre des problèmes d'optimisation ou bien pour trouver la meilleure solution.

Leur première apparition était depuis les années 1952 [14] ou il y avait les premiers travaux pour utiliser les méthodes stochastiques dans l'optimisation, en 1965 Rechenberg a conçu le premier algorithme utilisant des stratégies évolutionnaires [15] puis en 1975 Holland a formé les idées originales des algorithmes génétiques [16].Et depuis les travaux ne cessent d'évoluer dans ce domaine comme l'apparition du calcule évolutionnaire (publier par les Massachusetts Institute of Technology) en 1993 qui est utilisée dans plusieurs domaines.

2.1 Avantage des Aes

Un grand effort a été investi dans le domaine de l'optimisation évolutionnaire grâce a la souplesse et la facilité d'adaptation de la tache à accomplir, en combinaison avec des performances robustes et des caractéristiques de recherche globale [17].

Les Aes sont employés dans les domaines où un grand nombre de paramètres entrent en jeu, et où l'on a besoin d'obtenir de bonnes solutions en quelques itérations seulement – dans les systèmes de régulation de transport en temps réel par exemple.

Plus au moins, l'utilisation d'une population de solution à chaque itération permet aux différentes techniques d'identifier de multiples solutions optimales dans la population finale.

2.2 Différentes familles des algorithmes évolutionnaires :

Trois grandes familles des algorithmes ont été développées indépendamment dans l'histoire, entre la moitié des années 1960 et 70. Les premières méthodes furent les stratégies d'évolution, proposées par I. Rechenberg en 1965, pour résoudre des problèmes d'optimisations continus. L'année suivante, Fogel, Owens et Walsh conçoivent la programmation génétique comme une méthode d'intelligence artificielle pour la conception d'automates à états finis. Enfin, en 1975, Holland propose les premiers algorithmes génétiques, pour l'optimisation combinatoire.

Par la suite, ces différentes approches ont beaucoup évolué et se sont rapprochées, pour finir par êtres regroupées sous le terme générique d'algorithmes évolutionnaires.

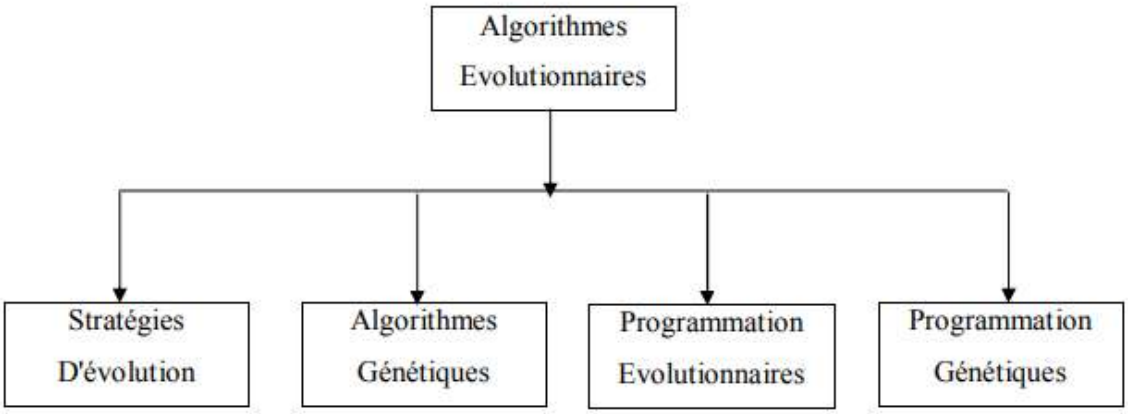


Figure10. Différentes familles des algorithmes évolutionnaires

3. Les Algorithmes génétiques

Inspirés des mécanismes de l'évolution naturelle (sélection, adaptation, reproduction, recombinaison, mutation), Les algorithmes génétiques sont des algorithmes évolutionnistes d'optimisation stochastique. Ils font partie des algorithmes méta-heuristiques qui servent à faire une recherche globale dont le but est d'optimiser une fonction prédéfinie appelée fonction objective "fitness". Ils permettent de faire évoluer un ensemble initial de solutions vers un ensemble final.

Vue qu'ils sont bio-inspiré, les AGs utilisent des termes spécifique comme :

• Individu : représenté par un chromosome (génome).

• Un chromosome est une chaîne de gènes.

• Génotype : l'ensemble des gènes représentés par un chromosome.

• Phénotype : l'ensemble des valeurs observables prises par chaque gène.

• Fonction d'adaptation : fitness.

• Opération de reproduction :

-Le croissement.

-La mutation.

• Génération : l'ensemble de la population à un moment donné du processus

3.1 Le fonctionnement général des algorithmes génétiques:

Semblables au processus naturel de l'évolution, la première étape est consacrée pour faire la recherche de l'espace de solution et aussi pour définir les opérateurs sur les données et les règles d'utilisation pour créer la première population (groupe d'individu), le choix des représentations des individus (Phénotypes) se fait dans la deuxième étape selon différentes structure : binaire, réel, par arbre …. Ce qu'on appel(Génotypes). **[Initialisation]**

La création de la fonction d'évaluation « Fitness » est basée sur les critères de la sélection des Génotypes qui forment la population. **[Evaluation]**

Le rôle d'une population est de représenter les solutions possibles du problème qui doivent être variables pour assurer la présence d'une solution après les différentes opérations d'évolution. On se basant sur des critères de qualité le choix des parents pour créer la prochaine progéniture se fait selon les résultats de l'évaluation ou les meilleurs individus sont choisis pour être des parents de la nouvelle génération. **[Sélection]**

Les opérateurs d'évaluation (la mutation et la recombinaison) permettent la création des nouveaux individu a partir de ces parents choisi ou la mutation c'est l'introduction des valeurs pour les allèles qui n'étaient pas forcément présentes à un locus dans la population de départ [18] et la recombinaison c'est la fusion des informations des deux parents Génotypes dans un ou deux enfants Génotypes d'une façon stochastique. La taille des populations reste fixe tout au long la recherche donc un mécanisme de sélection des survivons doit être fait après avoir la nouvelle progéniture on se basant sur leur qualité d'évaluation pour créer la nouvelle population. **[Reproduction]**

Ce travail ce reproduira jusqu'a ou une condition de fin est aboutit (une certaine valeur d'évaluation est atteinte) ou bien une condition d'arrêt est affranchie.

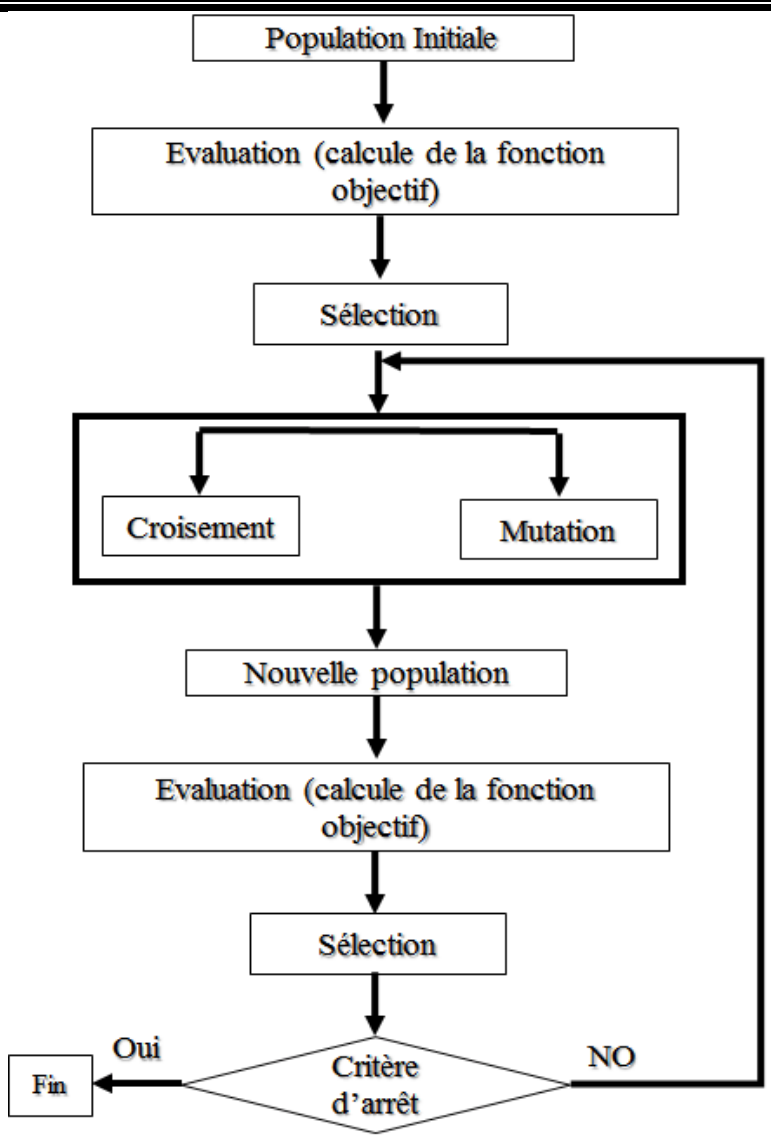


Figure11. Schémas général des algorithmes évolutionnaires.

3.1.1 Initialisation de la population

La bonne connaissance des différents points de départ conditionne la rapidité de la convergence des solutions vers l'optimum dans les cas d'optimisation. Si la position de l'optimum dans l'espace d'état est totalement inconnue, il est naturel de générer aléatoirement des individus en faisant des tirages uniformes dans chacun des domaines associés aux composantes de l'espace d'état, en veillant à ce que les individus produits respectent les contraintes.

Le choix de la population primitive peut emballer instamment la rapidité de l'algorithme. Il doit être capable d'offrir une population d'individus non arrangé qui servira dans la diversité des solutions dans les générations futures, ce qui facilite la rapidité de la convergence vers l'optimum globale.

Néanmoins, si le problème à résoudre est inconnu , la population initiale doit être assez bien répartie sur tout le domaine de recherche pour éviter de tomber sur un optimum local, sans oublier que La taille de la

population doit être choisie de façon à réaliser un bon compromis entre le temps de calcul et la qualité du résultat.

Chaque individu de la population est représenté sous formes de chromosome dont chaque gène a des valeurs dans un alphabet binaire ou non. Certains auteurs n'hésitent pas à faire le parallèle avec la biologie et parlent de génotype en ce qui concerne la représentation binaire d'un individu, et de phénotype pour ce qui est de sa valeur réelle correspondante dans l'espace de recherche. Autrement dit, Le codage donne à l'algorithme génétique une représentation génotype-phénotype.

d. Codage binaire

Les AGs utilisent généralement une représentation binaire des individus sous forme de chaînes de bits contenant toute l'information nécessaire à la description d'un point dans l'espace. Ce type de codage a pour intérêt de permettre la création d'opérateurs de croisement et de mutation simples.

Chaque individu est représenté par un chromosome et chaque caractéristique de l'individu est un gène (codé par des caractères binaires, 0 ou 1)

Un des avantages du codage binaire est que l'on peut ainsi facilement coder toutes sortes d'objets : des réels, des entiers, des valeurs booléennes, des chaînes de caractères… Cela nécessite simplement l'usage de fonctions de codage et décodage pour passer d'une représentation à l'autre [19].

Exemple :

Trois variables (203, 13, 45) codées sur 8 bits formants une chaine binaire de taille 24 :

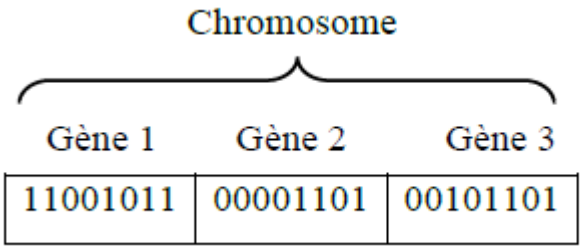


Figure12 .Codage binaire de trois variables.

e. Codage réel

Dans de nombreuses applications du monde réel, les problèmes d'optimisation sont naturellement formulés sous forme paramétrique, donc il est primordial d'utiliser une représentation réelle. Les premiers travaux qui ont utilisé ce type de représentation ont été ceux de Rechenberg et de Schwefel quand ils ont introduit les stratégies d'évolution [19,20]. Le codage réel peut-être utile notamment dans le cas où l'on recherche le maximum d'une fonction réelle.

Les opérateurs de croisement et de mutation seront alors soigneusement définis afin de conserver chacune des variables dans son domaine, la plupart de ces opérateurs s'inspirent des opérateurs du

codage binaire.

Exemple : L'ensemble des variables est représenté par un vecteur $\bar{x}$= <x1,2,…….xn> où chaque xi est un nombre réel.

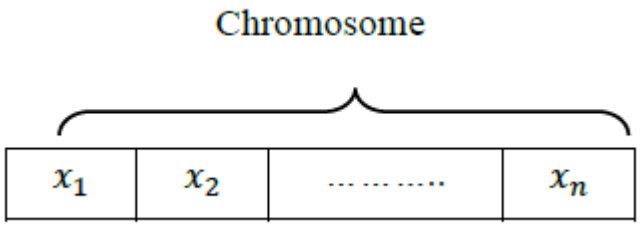


Figure13. Codage réel des variables.

f. Codage de Gray

Le codage de Gray est un codage qui a comme propriété qu'entre un élément n et un élément n+1, donc voisin dans l'espace de recherche, un seul bit diffère [21]. Ce qui permet d'éviter les limites des codages binaires en termes de distance de Hamming (mesure de la dissimilarité entre deux éléments de population). En effet, deux éléments voisins en termes de distance de Hamming ne codent pas nécessairement deux éléments proches dans l'espace de recherche.

Le tableau suivant illustre la différence entre le codage grey et le codage binaire :

Valeur entière	Binaire	Gray
4	0100	0110
5	0101	0111
6	0110	0101
7	0111	0100
8	1000	1100
9	1001	1101
10	1010	1111

Tableau1. Différence entre codage binaire/gray.

3.1.2 L'évaluation par la fonction objective « Fitness» :

En représentant sous forme mathématique le problème à résoudre, la fonction Fitness permet de classer les individus d'une population selon leurs pertinences. Cette fonction calcule le coût d'un point de l'espace de recherche, le résultat fournit par la fonction d'évaluation va permettre de sélectionner ou de refuser un individu pour ne garder que les individus ayant le meilleur coût en fonction de la population

courante. Le cout associé à chaque individu permet d'évaluer le degré d'adaptation d'un individu à son environnement. Les individus peuvent être aussi comparés entre eux.

Afin de formuler la fonction objective, les différents paramètres du problème doivent être pris en considération. De ce fait, la fonction peut êtres simple ou bien une somme pondérer de plusieurs fonctions.

En général, l'algorithme génétique essai de minimiser la fonction de fitness en fonction d'un vecteur ou d'une valeur issus de la population, la solution est donc jugée selon son image par la fonction de fitness.

3.1.3 La sélection des parents

Après avoir été évalué par la fonction objective, cette étape permet de choisir les individus de la population qui vont être dupliqués dans la nouvelle population où ils deviendront des parents. Les individus ayants la meilleure fitness auront donc plus de chance d'être sélectionnés.

Cette opération est peut être la plus importante puisqu'elle permet aux individus d'une population de survivre, de se reproduire ou de mourir. Plusieurs méthodes de sélection existent, on citera à titre d'exemple:

- La méthode de la "loterie biaisée" (roulette wheel) (Goldberg, 1989 [22]).

- La méthode de rang (Baker, 1985 [23]).

- La sélection par tournoi (Goldberg, Deb, 1991 [24]).

- La sélection universelle stochastique (Baker, 1987 [25]).

e. La sélection par roulette

C'est la méthode de base, elle associe a chaque individu une probabilité de survie proportionnelle à son adaptation dans la population. Donc elle consiste à dupliquer des individus de la population dont les performances sont relativement bonnes.

Dans une population de N individus, la fonction de sélection est la suivante :

$$P(x_i) = \frac{f(x_i)}{\sum_{j=1}^{N} f(x_i)}$$

Pour utiliser l'image de la "roue du forain", chaque individu se voit attribué un secteur dont l'angle est proportionnel à son adaptation, sa "fitness".

On fait tourner la roue et quand elle cesse de tourner on sélectionne l'individu correspondant au secteur désigné par une sorte de "curseur", curseur qui pointe sur un secteur particulier de celle-ci après qu'elle se soit arrêté de tourner.

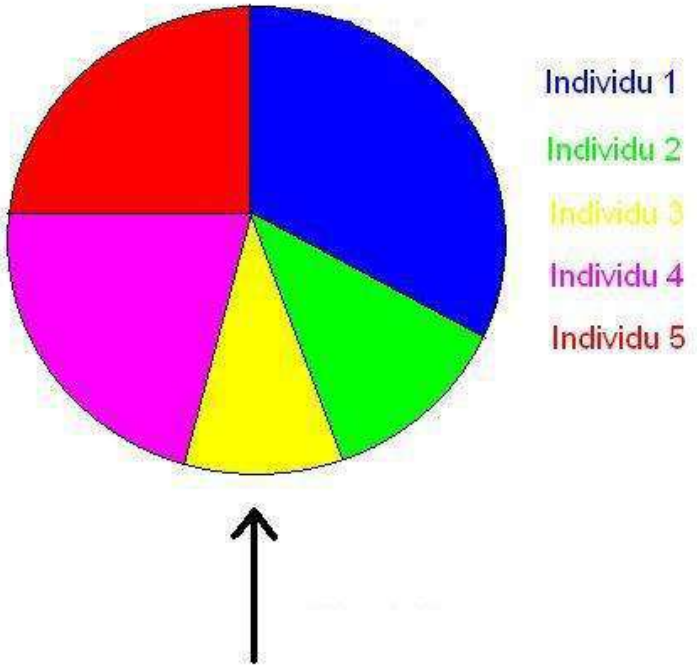


Figure14. La sélection par roulette.

La figure précédente montre qu'en utilisant une population de cinq individus, l'individu 1 avec a plus de chance d'être sélectionné que les autres.

f. La sélection par rang (élitiste)

Cette méthode consiste à sélectionner les n individus dont on a besoin pour la nouvelle génération P+1 en prenant les n meilleurs individus de la population P après l'avoir triée de manière décroissante selon la fitness de ses individus. Cette méthode est très semblable au tirage à la roulette, sauf que les cases de la roulette ne sont plus proportionnelles à la fitness des individus, mais à leur rang dans la population.

g. La sélection par tournoi

C'est la méthode la plus facile à mettre en œuvre, Le principe de cette méthode est le suivant : on effectue un tirage avec remise de deux individus de P, et on les fait "combattre". Celui qui a la fitness la plus élevée l'emporte avec une probabilité p comprise entre 0.5 et 1. L'opération est répétée jusqu'à ce que la nouvelle population de n individus soit pleine.

h. La sélection universelle stochastique

Cette méthode semble être très peu utilisée, elle repose principalement sur la fonction d'évaluation et sa moyenne numérique, chaque individu d'une population est dupliqué n_{ai} fois avec n_{ai}la valeur de la partie entière de $\left(\frac{fi}{fmoy}\right)$. Chaque individu se fait associer une probabilité de sélection : $(ai)=(\frac{fi}{fmoy})-E((\frac{fi}{fmoy}))$

Avec (x) La partie entière de x.

3.1.4 La reproduction génétique

Les meilleures solutions précédemment sélectionnées sont utilisés pour créer de nouveaux individus, en faisant la combinaison des gènes des parents pris de manière aléatoire et d'après la théorie de l'évolution, pour que la génération suivante soit plus adaptée au problème et plus performante on doit combiner par l'utilisation des opérateurs génétiques comme : le croisement et la mutation. Ces opérations sont appliquées aléatoirement, à l'aide de deux paramètres, la probabilité de croisement et la probabilité de mutation.

c. Le Croisement

C'est la transposition informatique du mécanisme qui permet, dans la nature, la production de chromosomes qui héritent partiellement des caractéristiques des parents, il combine les gènes des deux individus parents pour donner deux nouveaux chromosomes d'individus enfants (descendants) possédant des caractéristiques issues des deux parents.

Le taux de croisement est défini en général entre 0.5 et 0.9, un taux excessivement élevé peut engendrer la perte de bonnes structures, mais aussi un taux faible provoque la stagnation puisque l'exploration est diminuée.

De nombreux types de croisement existent dans la littérature. Ils préservent plus ou moins l'identité génétique des parents et permettent un déplacement dans tout l'espace des solutions, Chaque chromosome de longueur "l" est divisé en segments : deux segments pour le croisement en **un seul point** et trois segments pour le croisement en **deux points.** La position de chaque chromosome est tirée aléatoirement ensuite les gênes des individus parents sont échangés selon une probabilité de croisement Pc pour former deux nouveau chromosomes.

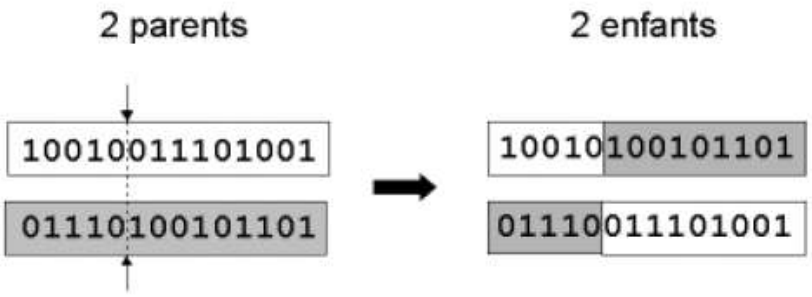


Figure15. Croisement en un point.

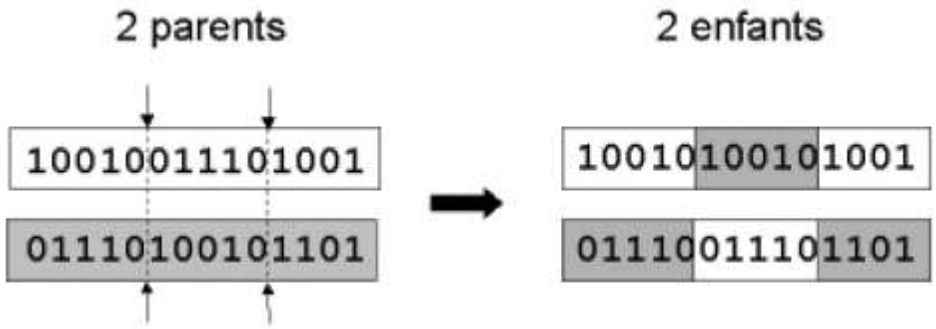


Figure16. Croisement en deux points.

d. la mutation

Cet opérateur tire au hasard un ou plusieurs gênes d'un individu, puis les modifie aléatoirement à condition que cet individu reste une solution possible au problème. Cet operateur prend une place de plus en plus importante dans les algorithmes génétiques, alors qu'il y a encore quelques années son rôle était encore considéré comme accessoire, il permet d'éviter la dégénérescence de la population. Cette dégénérescence peut se traduire par une convergence des individus vers un optimum local.

Donc il modifie de manière complètement aléatoire les caractéristiques d'une solution, ce qui permet d'introduire et de maintenir la diversité au sein de notre population de solutions. Cet opérateur joue le rôle d'un "élément perturbateur", il introduit du "bruit" au sein de la population.

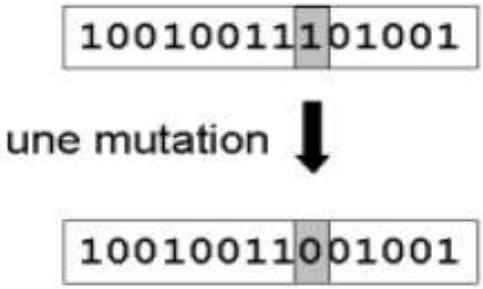


Figure17. Mutation d'un bit

4. L'optimisation mono-objectif :

Dans le cas ou un seul objectif (critère) est donné, le problème d'optimisation est dit un problème mono-objectif. Dans ce cas la solution optimale est clairement définie, c'est celle qui a le coût optimal (minimal, maximal). De manière formelle, à chaque instance d'un tel problème est associé un ensemble des solutions potentielles respectant certaines contraintes et une fonction d'objectif qui associe à chaque solution admissible une valeur (s). Donc pour résoudre le problème d'optimisation il faut trouver la solution optimale s* de qui optimise (minimise ou maximise) la valeur de la fonction objective.

5. L'optimisation multi-objectif :

Dans la nature, il existe des problèmes réel d'optimisation qui se basent sur plusieurs critères qui sont souvent contradictoires et doivent être optimises simultanément, donc l'optimisation dans ce cas la, consiste à trouver un vecteur de décisions qui satisfait les contraintes et optimise le vecteur objectif dont les éléments représentent les fonctions objectif, c'est ce qu'on appel l'optimisation multi-objectif.

Les différentes fonctions objectives forment une description mathématique du critère de performance, ces fonctions sont généralement en conflit. Le terme « optimiser » veut dire trouver une solution de telle façon que toutes les fonctions objectives renvoient des valeurs acceptables. Une solution peut être meilleure qu'une autre sur certains objectifs et moins bonne sur les autres. Donc il n'existe généralement pas une solution unique qui procure simultanément la solution optimale pour l'ensemble des objectifs.

L'optimisation multi-objective traite plusieurs fonctions objectives en même temps, pour cela, elle utilise la notion de compromis (Une solution qui satisfait plusieurs fonctions en même temps) optimaux. Les solutions sont départagées en se basant sur la notion de dominance au sens de Pareto.

5.1 Paramètres de l'optimisation multi-objective :

5.1.1 Dominance au sens de Pareto

L'idée d'utiliser la dominance au sens de Pareto a été proposée par Goldberg pour résoudre les problèmes proposés par Schaffer. L'auteur suggère d'utiliser le concept d'optimalité de Pareto pour respecter l'intégralité de chaque critère au lieu de comparer a priori les valeurs de différents critères. L'utilisation d'une sélection basée sur la notion de dominance de Pareto entraine la convergence de la population vers un ensemble de solutions efficaces. Ce concept ne permet pas de choisir une alternative plutôt qu'une autre mais il apporte une aide précieuse au décideur.

Dans un problème de minimisation, un vecteur de décision $a \in X$ domine un autre vecteur de décision $b \in X$ et on écrit $a < db$ [26], si et seulement si :

1- La solution a n'est pas pire que b dans tous les objectifs

2- a est meilleure que b dans au moins un seul objectif.

Si la relation 1 est vérifiée alors que la relation 2 n'est pas vérifiée, dans ce cas, on parle de **dominance faible.**

5.1.2 Pareto optimal:

Soit x= $[x_1,\ldots,x_n]$ un vecteur de décision avec : x Î X (L'espace réalisable) x est dit Pareto optimal, s'il n'existe pas une solution y domine x. Une solution Pareto optimal appelée aussi : solution efficace, non inférieur ou non dominée solution.

5.1.3 Front de Pareto:

Le front (frontière) de Pareto est l'ensemble des solutions Pareto optimales qui sont composées des points, ne sont dominés par aucun autre Le front de Pareto appelé aussi surface de compromise ou l'ensemble des solutions efficaces.

La figure suivante, représente le Front du Pareto pour un problème de minimisation et maximisation de deux fonctions objective.

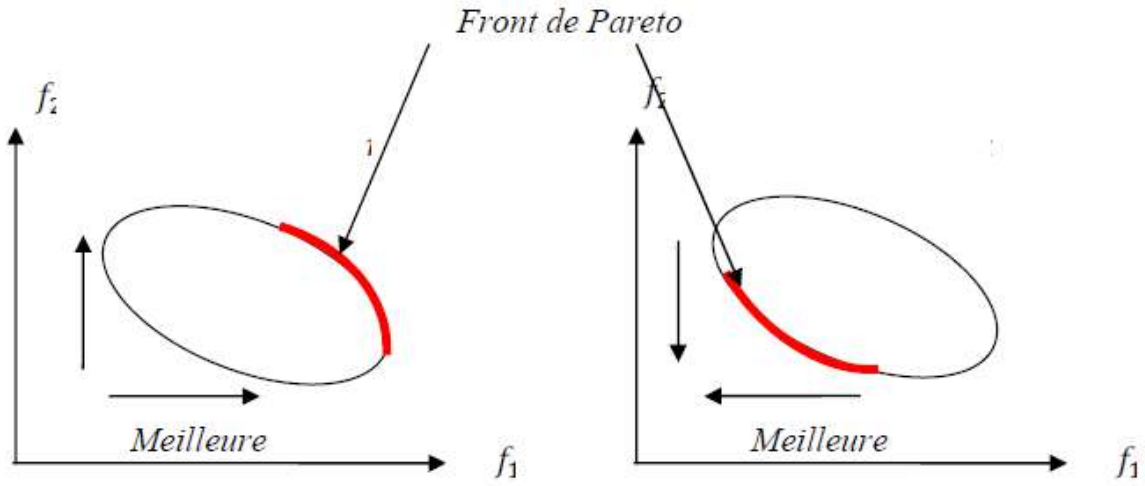


Figure18. Exemple de front de Pareto

6. Algorithmes génétiques pour l'optimisation multi-objective

Les algorithmes génétiques sont une méthode efficace dans la résolution des problèmes d'optimisation multi-objectif, ils sont répartis en trois classes (Coello et Lamont 2004 [27]) :

- Ceux qui transforment le problème multi-objectif en un problème mono-objectif en utilisant une fonction objectif équivalente Les AGs de cette classe sont appelés : **méthodes agrégées**.

- Les **méthodes non-agrégées non-Pareto** utilisent des sous-populations pour optimiser chaque objectif indépendamment.

- Les **méthodes Pareto** consistent à déterminer un ensemble de solutions optimales, elles favorisent les solutions non-dominées dans leurs processus de sélection en utilisant la notion de dominance au sens de Pareto.

6.1 Les méthodes agrégées

Ces méthodes ne traitent pas le problème comme un véritable problème multi-objectif. Elles cherchent à ramener le problème initial à un ou plusieurs problèmes mono objectifs. Parmi ces approches nous citons :

- Méthodes d'agrégation par pondération.
- Méthode ε-contraintes.

- Méthode de but à atteindre**.**
- Méthode de min-max.
- Méthode de Goal programming.

6.2 Les méthodes non-agrégées non-Pareto

Dans ce type d'approche, la population est utilisée pour diversifier la recherche, mais le principe de Pareto n'est pas directement incorporé dans le processus de sélection. Le modèle le plus représentatif de cette méthode est le Vector Evaluated Genetic Algorithm (VEGA).

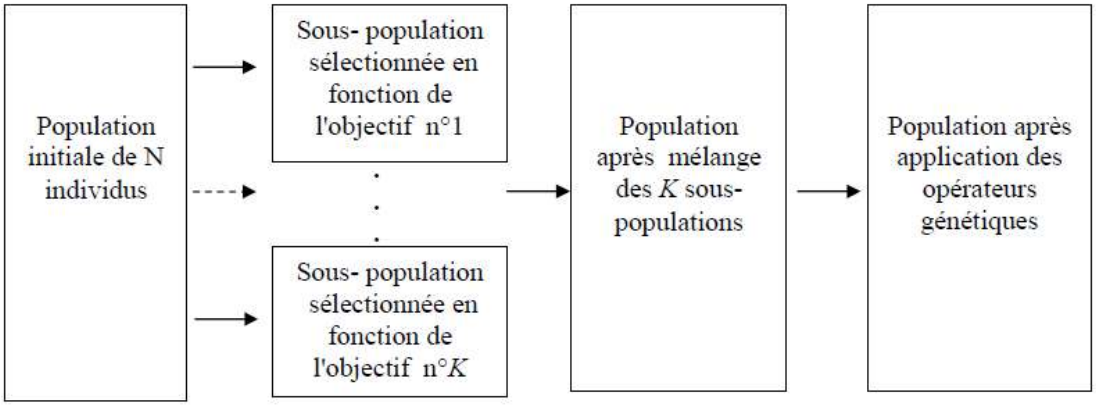


Figure19. Schéma de fonctionnement de VEGA.

6.3 Les méthodes Pareto

Les approches Pareto ne transforment pas les objectifs du problème, ceux-ci sont traités sans aucune distinction pendant la résolution. Il existe plusieurs variétés d'algorithmes génétiques qui sont répartis en deux types, on va citer quelques-unes :

Méthodes élitistes : On appelle élitistes, les méthodes qui conservent les solutions Pareto-optimales pour une réintroduction dans des populations nouvelles : Strength Pareto Evolutionary Algorithm (SPEA), Pareto Archived Evolution Strategy (PAES), Pareto Envelope Based Selection Algorithm (PESA), Nondominated Sorting Genetic Algorithm (NSGA II).

Méthodes non-élitistes : Non dominated Sorting Genetic Algorithm (NSGA), Multi-Objective Genetic Algorithm (MOGA), Niched Pareto Genetic Algorithms (NPGA) .

Les caractéristiques principales de ces méthodes sont :

- Ne conservent pas les individus Pareto-optimaux.
- Maintiennent difficilement la diversité sur la frontière de Pareto.
- La convergence vers la frontière de Pareto est lente.

7. Non dominated Sorting Genetic Algorithm

Proposée par (Srinivas et Deb 1994 [28]), dans cette méthode, avant que la sélection soit entamée, les solutions sont classifiées à base de non-dominance. Tous les individus non-dominés sont classés dans

une catégorie avec une valeur de fitness factice proportionnelle à la taille de la population afin de fournir une possibilité de reproduction égale pour tous les individus.

Le NSGA à son époque était l'un des plus performants de sa catégorie, mais après l'importante avancée dans le domaine de l'optimisation multi-objectif par algorithmes évolutionnaires, cette méthode a montré ses limites dont les principales critiques sont :

- La complexité de calcul, le tri des solutions non-dominées est d'ordre (mN^3) avec m le nombre d'objectifs et N la taille de la population, dans le cas d'une population assez large, le temps d'exécution devient un sérieux problème sachant que la population est triée à chaque génération.

- L'approche non-élitiste de cette méthode augmente le risque de perdre des solutions potentiellement bonnes et par conséquent la convergence prématurée vers un optimum local se produit fréquemment

- La technique du sharing (que nous avant détaillé antérieurement) qui nécessite la spécification du paramètre du sharing $\sigma_{s,}$ et donc une intervention supplémentaire afin d'assurer la diversité.

Deb et al [27], ont alors travaillé sur une version (NSGA II) qui intègre de nouvelles fonctionnalités afin de corriger les défauts qui faisaient sujets de critiques.

8. Non dominated Sorting Genetic Algorithm (NSGA II)

Le NSGA II est devenue une méthode populaire pour résoudre des problèmes d'optimisation multi-objectifs en trouvant plusieurs solutions de Pareto. Ses principales caractéristiques comprennent l'utilisation de mécanismes élitistes de préservation de la diversité et l'accent mis sur des solutions non dominées.

Cette nouvelle version est basée sur la méthode non-élitiste NSGA (Srinivas et Deb, 1994 [28]), le NSGA II (Deb et al. 2002 [29]), corrige les principales failles de la première version qui sont : la complexité, l'approche non-élitiste et la fonction de sharing qui nécessite l'intervention humaine pour fixer certains paramètres. Nous allons dans cette partie, expliquer d'une manière détaillée le fonctionnement, les avantages et les failles de cette méthode.

Les Les nouveautés apportées dans cette version sont :

- Une méthode de trie rapide.
- Crowding distance.
- Elitisme.

Le NSGA II est fait de telle façon à intégrer les fronts obtenus dans les populations qui suivent, la distance du crowding et la sélection par tournoi contribuent à l'obtention des populations diverses sans pour autant perdre des bonnes solutions.

8.1 Quelques définitions :

8.1.1 Simulated Binary Crossover (SBX)

Le crossover binaire simulé (SBX) est un opérateur de re-combinaison de paramètres réels qui est couramment utilisé dans la littérature sur les algorithmes d'évolution (EA). L'opérateur fait intervenir un paramètre qui dicte la répartition des solutions o ressort vis-à-vis de celle des solutions mères. Jusqu'à présent, dans toutes les applications de SBX, les chercheurs ont conservé une valeur fixe tout au long d'une simulation.

8.1.2 Mutation polynomiale

Introduite par Deb et Goyal en 1996 [30], destinée au codage réel, ce type de mutation change la valeur d'une variable à une valeur voisine en ajoutant une valeur Δmax qui représente la valeur de la perturbation maximale.

8.1.3 Fitness sharing

C'est une technique de partage qui modifie l'espace de recherche en réduisant le rendement dans les régions relativement peuplées, elle diminue les fitness des éléments semblables de la population afin d'assurer une diversité :

$$f_i' = \frac{f_i}{m_i}$$

Avec f_i la fitness de l'élément i, et mi la niche qui contient le nombre d'individus qui partagent la même fitness f_i.

$$m_i = \sum_{j=1}^{N} sh\,(d_{i,j})$$

Avec N la taille de la population et di, représente la distance entre l'individu i et l'individu j, cette distance peut être euclidienne dans le cas de codage réel ou de Hamming dans le cas de codage binaire.

La fonction de sharing (sh) mesure le degré de similarité entre les individus i fixé et j allant de 1 jusqu'à N, elle renvoie 1 comme résultat si les éléments comparés sont identiques, et 0 si la distance qui les sépare dépasse le seuil de similarité noté par σs. Ce paramètre doit être défini avant l'exécution de l'algorithme, ce qui représente un des inconvénients de cette technique de partage.

8.1.4 Crowding distance

Il est très important de bien répartir les différentes solutions dans une population. Par conséquent, des mesures efficaces sont nécessaires pour contrôler le surpeuplement (densité), afin d'obtenir une estimation de la densité des solutions entourant une solution particulière dans la population, la distance moyenne de deux des points de chaque côté de ce point le long de chacun des objectifs sont calculés. Ce la distance est appelée crowding distance (la distance d'encombrement).

Le calcul de la distance d'encombrement nécessite que la population soit triée en fonction de chaque valeur de fonction objective par ordre de grandeur croissant. Après, pour chaque fonction objective, les solutions aux limites (solutions avec le plus petit et les plus grandes valeurs de fonction) reçoivent une valeur de distance infinie. Tous les autres les solutions intermédiaires reçoivent une valeur de distance égale à la différence absolue dans les valeurs de fonction de deux solutions adjacentes.

Pour une solution i on appelle « crowding distance » la distance moyenne entre les deux points ($i-1$) et ($i+1$) encastrant le plus large cuboïde contenant uniquement la solution i. La figure suivante illustre la notion du crowding distance.

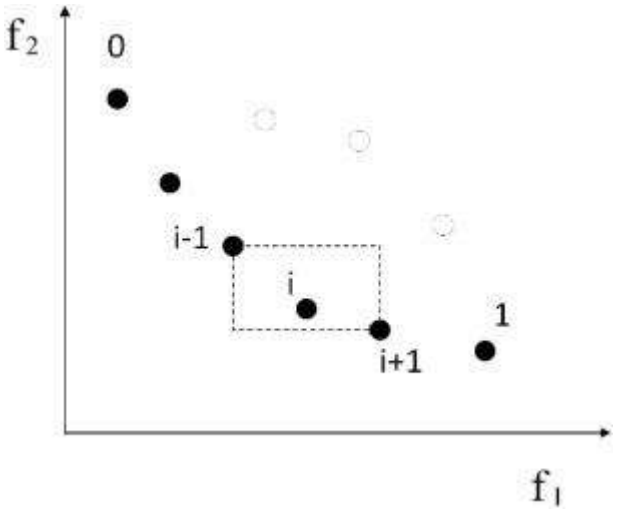


Figure20. Crowding distance

8.2 Fonctionnement du NSGA II

Comme son nom l'indique, le Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II trie (rapidement) la population à base de non-dominance, voici le pseudocode de cette procédure :

```
tri − non − dominance(P)
S_p = ∅
n_p = 0
pour chaque p ∈ P
    pour chaque q ∈ P
        si (p < q) alors                    Si p domine q alors
            S_p = S_p ∪ {q}                 inclure q dans S_p
        sinon si (q < p) alors              Si q domine p alors
            n_p = n_p + 1                   incrémenter n_p de 1
    si n_p = 0 alors                        Si aucune solution ne domine p, alors
        p_rank = 1                          Attribuer rang non-dominance
        F_1 = F_1 ∪ {p}                     p devient membre du premier front
i = 1
tant que F_i ≠ ∅                            Pour chaque membre p de F_i
    H ≠ ∅                                   initialiser le front H
    pour chaque p ∈ F_i
        Pour chaque q ∈ S_p                 modifier chaque membre de l'ensemble S_p
            n_q = n_q − 1                   décrémenter n_q de 1
            si n_q = 0 alors                Si n_q = 0, alors
                q_rank = i + 1              attribuer rang non-dominance
                H = H ∪ {q}                 q devient membre de l'ensemble H
    i = i + 1
Fin tant que
F_i = H                                     H devient le front courant
```

Figure21. Tri a base de non dominance (NSGAII).

L'algorithme suivant permet de calculer et attribuer une distance de crowding à chaque solution dans un ensemble *I*

```
assignement − distance − crowding(I)
l = |I|                                     Le nombre de solutions dans I
pour chaque i, mettre I[i]_distance = 0     Initialisation de la distance
pour chaque objectif m
    I = tirer(I, m)                         Tirer les solutions en fonction de leurs coûts
    I[1]_distance = I[l]_distance = ∞        Les solutions extrêmes toujours sélectionnées
    pour i = 2 jusqu'à (l − 2)                  Pour toutes les autres solutions
        a = I[i]_distance + ( I[i + 1].m − I[i − 1].m)
        I[i]_distance = a/(f_m^max − f_m^min)   calculer les distances
```

Figure22. Attribution des distances de crowding.

Le terme "$[i].m$" signifie la m-ième image du i-ème individu par la fonction objectif et f_{max}^{m}, f_{min}^{n}, les valeurs objectifs maximales et minimales de l'ensemble, la complexité de cette procédure peut atteindre (au cas de toutes les solutions contenues dans un seul front) $O(mNlogN)$.

L'opérateur de comparaison de crowding ($<n$) comme nous l'avons déjà spécifié contribue au processus de sélection afin d'assurer une uniformité de dispersion des solutions sur le front:

$$i <_n j \;\; si \; (i_{rank} < j_{rank}) \; ou \;\; ((i_{rank} = j_{rank}) \; et \; (i_{distance} > j_{distance}))$$

Figure23. Opérateur de comparaison de crowding.

Avec $irank$ le classement de l'individu i et $idistance$ la distance de crowding de ce dernier, si i est mieux classé que j selon la non-dominance, i est choisi, si deux individus sont du même rang, l'individu avec la distance de crowding la plus grande est sélectionné.

A l'aide des opérations décrites antérieurement, le NSGA II pourra donc effecteur une recherche rapide, élitiste et moins couteuse, voici le pseudocode de la méthode :

$NSGA - II(N, g)$
$P_0 = initialisation - de - la - population\ (N)$
$Evaluation\ des\ objectifs$
$tri - non - dominance(P_0)$
$générer\ une\ population\ d'enfants\ Q_0$
$sélection\ par\ tournoi\ binaire$
$mutation\ et\ recombination$
$pour\ t = 1\ jusqu'à\ g$
$R_t = P_t \cup Q_t$ — Combiner les 2 populations
$\{F_1, F_1..F_k\} = tri - non - dominance(R_t)$ — Trier R_t
$P_{t+1} = \emptyset$ — Initialiser P_{t+1}
$i = 1$ — Initialiser le compteur
$tant\ que\ N - |P_{t+1}| \geq |F_i|$ — Tant que P_{t+1} est incomplète
$P_{t+1} = P_{t+1} \cup F_i$ — inclure les fronts F_i dans P_{t+1}
$i = i + 1$ — incrémenter i de 1
$Fin\ tant\ que$
$si\ N - |P_{t+1}| < |F_i|\ \&\ N - |P_{t+1}| \neq 0$ — Si dernier front F_i est trop large
$assignement - distance - crowding(F_i)$ — attribuer les distances
$tirer\ (F_i, <_n)$ — opérateur de crowding
$P_{t+1} = P_{t+1} \cup F_i[1: N - |P_{t+1}|]$ — inclure une partie de $F_i \cup P_{t+1}$
$sinon$ — Si P_{t+1} est complète
$Q_{t+1} = créer - nouv - pop\ (P_{t+1})$ — créer une nouvelle population
$t + 1$ — Prochaine génération

Figure24. Pseudocode de NSGA II.

Explication : D'abord, une population $P0$ aléatoire de taille N est générée, elle est tirée à base de non dominance, chaque solution se fait attribuer une fitness factice égale à son niveau de non-dominance, (1) veut dire non-dominée donc meilleure fitness. Après l'application des opérations génétiques sur $P0$, une population enfant $Q0$ de taille N est créée. Après, cette première procédure, une boucle commence. Tant que le critère d'arrêt n'est pas vérifié, les populations, parents et enfants sont mélangées (Rt=$Pt \cup Qt$), puis tirées à base de non dominance. Ensuite, une nouvelle population de parents de taille N est créée à bases de fronts non-dominés.

À l'aide de l'opérateur de comparaison de distance de crowding $<n$, le dernier front admis dans Pt+1 est trié à base de crowding ce qui assure une sélection élitiste. Après avoir créé Pt+1 de taille N, une population d'enfants Qt+1 est générée en utilisant les opérateurs génétiques (sélection, recombinaison et mutation).

L'organigramme ci-dessous illustre le fonctionnement du NSGA II :

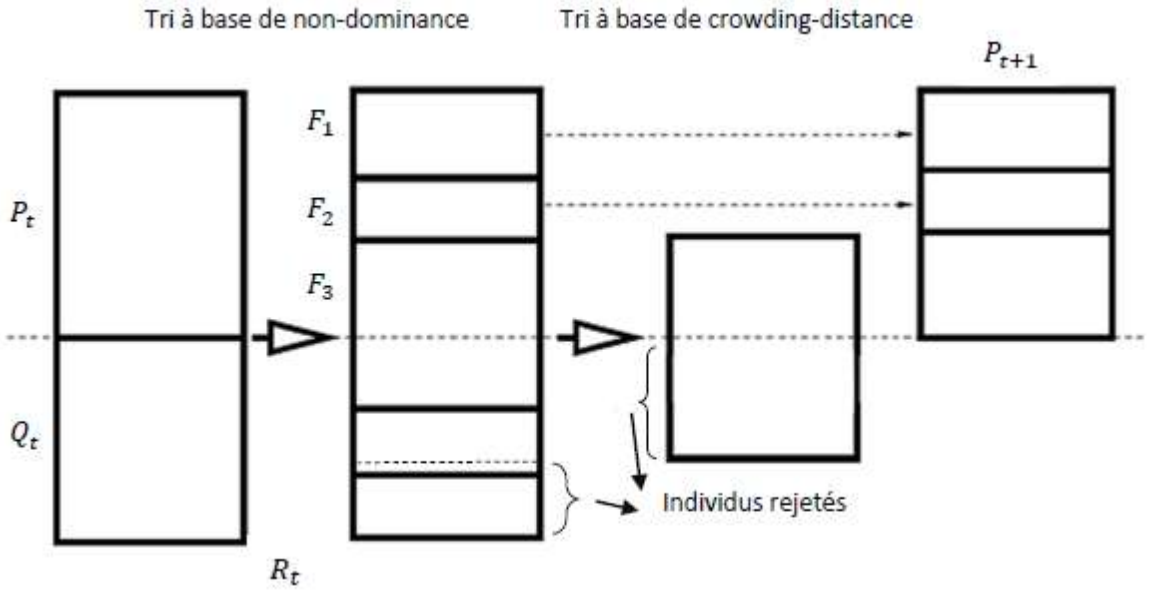


Figure25. Fonctionnement du NSGA II (exemple 3 fronts admis).

9. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons décrits les algorithmes génétiques qui font partie des algorithmes évolutionnaires, par la suite on a définie les différentes méthodes d'optimisation multi-objective qui traitent les problèmes a multicritères, et on a fini par présenter le principe de fonctionnement de la deuxième version de l'algorithme NSGA grâce a ces énormes capacité de calcules, qui sera utiliser dans le modèle de déploiement des nœuds dans un réseau de capteurs sans fil installé dans un bâtiment intelligent.

Chapitre 3

Chapitre 3

1. Introduction

Le processus de déploiement d'un réseau de capteurs sans fil influence sur les performances du réseau, car les différentes métriques du réseau : couverture, durée de vie, connectivité…,etc, dépends essentiellement du positionnement des nœuds et de la topologie du réseau adoptée.

L'outil de déploiement des RCSF se base sur des informations offertes par l'utilisateur pour prédire les différentes positions des nœuds, parmi les informations qui doivent être offertes on cite :

- Plan du bâtiment (espace de déploiement) : les obstacles tels que : les murs, les fenêtres,

. . ., etc.

- Paramètres des capteurs/routeurs : définir la capacité de la batterie embarquée, la puissance de transmission du signal, le type de nœud (routeur ou capteur), . . .
- Equipements présents dans le bâtiment les emplacements et le type d'équipements présents dans le bâtiment qui peuvent avoir un impact sur le bon fonctionnement du réseau (ex. : les sources de chaleurs, climatisation, chauffage).

Dans ce chapitre nous allons présenter la problématique du déploiement d'un RCSF qui est un problème NP-Difficile. Par conséquent, ce problème ne pourrait pas être résolu grâce à des méthodes exactes, mais résolu par des méthodes non-conventionnelles telles que les algorithmes évolutionnaires, donc nous avons choisi l'algorithme NSGA II pour proposé un modèle de déploiement tout en respectant les différents paramètres qui doivent êtres pris en considération.

2. La définition de la problématique

Afin d'assurer le bon fonctionnement d'un RCSF au sein de bâtiments, plusieurs critères de déploiement doivent être pris en considération, comme : environnement de déploiement, communication (connectivité), couverture des événements, durée de vie du réseau, et le cout du réseau.

Dans notre cas, nous avons un bâtiment à surveiller, dans lequel nous allons implémenter un RCSF. Chaque capteur ou routeur (station de base ou sink) utilisé, dispose d'un rayon de communication R et chaque nœud capteur dispose d'un rayon de captage r. Un capteur (C) déployé, dans une position doit collecter des données sur les phénomènes qui physiques se produisent dans toutes les parties du bâtiment, et les communiquer à la plus proche station de base. Par la suite, ces informations collectées doivent être transmises au routeur le plus proche. Et pour assurer la communication capteur/routeur, la puissance du signal transmis par l'un et reçu par l'autre doit être supérieure à un appelé sensibilité de l'antenne de réception. Sans oublier que la durée de vie du réseau doit être maintenue le plus long possible, et le cout du réseau doit être minimiser le plus possible aussi.

De ce fait, Un modèle mathématique est conçu pour chaque critère de déploiement. Ces modèles représentent les données d'entrée de la phase d'optimisation du placement des nœuds. La bonne prise en compte de tous les paramètres liés au déploiement des RCSF permet d'avoir des résultats satisfaisant les

besoins des utilisateurs.

2.1 L'environnement de déploiement

Considérons un bâtiment d'intérêt (ou *site*) à surveiller à l'aide d'un Réseau de Capteurs Sans Fil. Les nœuds capteurs et les nœuds relais sont déployés d'une manière déterministe afin que chaque point de la frontière soit surveillé par au moins un nœud capteur sentinelle, et à ce qu'il existe un chemin, constitué d'un nombre de sauts limité (minimum de relais), depuis chaque nœud sentinelle jusqu'au sink. L'espace de déploiement du site est discrétisé. Le site est modélisé par une grille carré à deux dimensions, à cause de la difficulté d'exploiter toutes les positions possibles dans une zone bien déterminée. Les centres des mailles de la grille ont pour indice *i* et représentent les emplacements candidats où les nœuds peuvent être déployés.

Après la saisie du plan du bâtiment, ce dernier est divisé en un nombre Y ×S de cellules où Y représente la longueur du bâtiment et S sa largeur. Chaque cellule a une aire de $1m^2$, les nœuds du réseau peuvent être placés dans le barycentre des cellules, comme le montre la figure suivante :

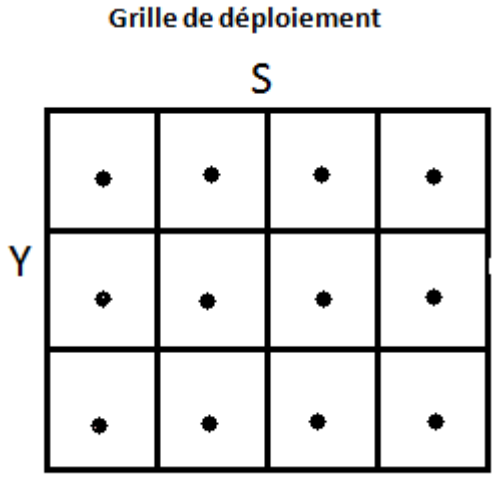


Figure26. Grille de déploiement des nœuds.

2.2 La couverture du réseau

Parmi les facteurs importants du déploiement d'un réseau de capteurs, on citera la couverture qui est considérée comme l'une des métriques de la Qualité de Service (QdS). La couverture peut être complète ou partielle en fonction des besoins de l'application. Si n'importe quel point est surveillé par un seul nœud capteur (c'est-à dire une couverture simple dite 1-couverture) ou par plusieurs nœuds capteurs (c'est à- dire une k-couverture).

2.3 La connectivité

Un réseau de capteur est dit connecté si et seulement s'il existe au moins une route entre chaque paire de nœud**.** La connectivité dépend essentiellement de l'existence des routes. Elle est affectée par les changements de topologie dus à la mobilité, la défaillance des nœuds, les attaques, etc....

Ce qui a pour conséquence : la perte des liens de communication, l'isolement des nœuds, le partitionnement du réseau,...etc.

2.4 Le cout du réseau

Souvent, les réseaux de capteurs sont composés d'un très grand nombre de nœuds. Le prix d'un nœud est critique afin de pouvoir concurrencer un réseau de surveillance traditionnel. Actuellement un nœud ne coûte souvent pas beaucoup plus que 1$. A titre de comparaison, un nœud Bluetooth, pourtant déjà connu pour être un système low-cost, revient environ à 10$.

2.5 La durée de vie du réseau

Parmi les métriques d'évaluation de performance d'un RCSF, La durée de vie d'un RCSF montre la durée pendant laquelle le réseau assure toutes les fonctionnalités du réseau (couverture, connectivite, etc.), c'est-à-dire, la durée de vie RCSF mesure dans ce cas, le temps qui s'écoule entre le début de la mise en service du réseau jusqu'a ce que le premier nœud de celui-ci devienne défaillant, et par la suite ne soit plus fonctionnel. Soit M = {S ,S ,...,S } 1 2 N l'ensemble des nœuds d'un RCSF donné, et soit $S_i \in M$ un nœud capteur donné dont la durée de vie est égale à T_i. Si nous posons T_n la durée de vie du RCSF, alors elle est donnée par :

$$T_n = \min_{S_i \in M} T_i$$

La défaillance d'un nœud capteur est généralement due à une panne de celui-ci, par exemple l'épuisement de son énergie résiduelle. Autrement dit, dans ce dernier contexte, la durée de vie peut être définie comme étant le temps qui s'écoule entre la mise en service du réseau jusqu'au temps où le premier nœud du RCSF épuise complément son énergie. Par conséquent, la durée de vie d'un nœud capteur dans le RCSF dépend essentiellement de la consommation énergétique du nœud en fonction du temps. Cette durée de vie dépend également de l'application mise en œuvre et peut varier entre des heures et des années selon les types d'applications des RCSF.

3. Adaptation d'algorithmes NSGA II au problème :

3.1 L'initialisation de la population :

L'algorithme NSGA II s'adapte facilement aux problèmes binaires. De ce fait, nous allons utiliser un vecteur de taille fixe résultant de la translation de la grille de déploiement pour représenter les variables de décisions qui sont aussi binaires à leur tour. Dont chaque position notifie la présence ou pas d'un nœud dans une cellule p (i, j). Ce qui facilite la création des operateurs de mutation et de croisement. La valeur 1 si le nœud est présent a cette position et 0 dans le cas contraire.

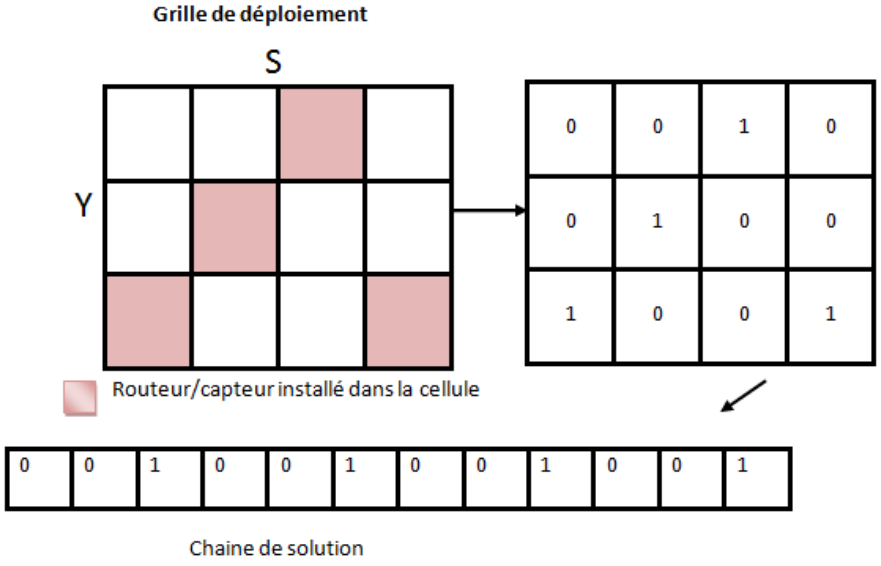


Figure27. Codage des chromosomes.

La population initiale dans notre cas, est un ensemble de solutions générées aléatoirement pour garantir la diversité dans la population initiale afin d'éviter de tomber dans le piège des un optima-locaux. La création d'un individu est comme suit : un capteur est ajouté d'une manière aléatoire dans la grille jusqu'_a ce que cette dernière soit totalement couverte.

3.2 L'évaluation

Notre problème de déploiement est un problème multicritère, le réseau de capteurs installé doit à la fois : maximiser la couverture et la communication, minimiser le nombre des capteurs utiliser et maximiser la durée de vie du réseau. Dans ce cas l'évaluation est faite selon 4 fonctions objectives et non pas une seul

3.2.1 Maximiser la couverture :

Seul la distance qui sépare le capteur de l'événement qui est prise en compte dans le calcule de la probabilité de détection :

Cette probabilité est supposée égale à 1 si la distance qui sépare le capteur de l'événement est inférieure à la plage de détection Rs (plage de détection).

Cette probabilité est supposée égale à 1 si l'événement se produit à une distance supérieure à Rs ou bien si l'événement se produit dans une zone obstruée. Avec cette définition, nous pouvons représenter ce modèle par un disque dont le centre est la position du capteur et le rayon est égal à la plage de détection.

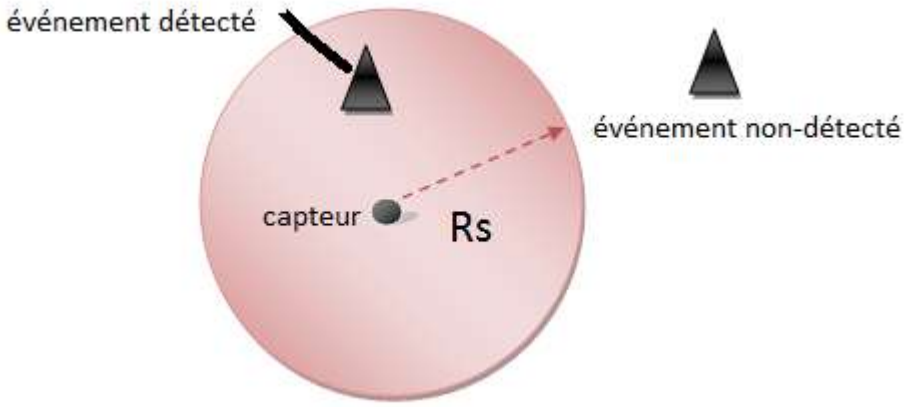


Figure28. La zone de détection du capteur

La matrice de couverture de détection couv(i, j) peut donc s'exprimer comme suit:

couv (i, j)=$\begin{cases} 1\ Siposition\ (i,j) estcouvertparaumoinsuncapteur \\ 0\ autre \end{cases}$

La fonction qui calcule le taux de couverture de détection est calculée selon comme suit:

$$Couv_A = \frac{\sum_i \sum_j couv\ (i,j)}{Y \times S} \times 100$$

3.2.2 Maximiser la connectivité :

Dans la topologie de notre réseau nous avons deux types de périphériques, les nœuds puits FFD (dispositifs à fonctions complètes), et les nœuds capteurs RFD (dispositifs à fonction réduite). Les RFD collectent des données sur l'environnement environnant et envoient périodiquement un rapport (notification) au FFD le plus proche.

Sans oublier la présence des obstacles comme les mures par exemple au niveau du bâtiment, pour calculer la connectivité on doit prendre en considération la perte du signal dans le chemin donc on va appliquer le modèle Multi-Wall (MWM).

La fonction qui calcule la perte du chemin est calculée comme suit :

$Pl(d)(dbm) = Pl(d_0) + 10 * n * log_{10}(d) + \sum_i \sum_k L_{i,k} + \mu_d$, avec

-P(d) la perte du signal dans la distance d

-d_0 la distance de référence

-$L_{i,K}$ Facteur d'atténuation du mure i du type K.

-n Facteur de perte de chemin.

-μ_d variable aléatoire qui décrivent les effets d'atténuation du signal comme: effets d'ombrage et multi-trajets (réfraction, diffraction).

Le calcule de cette perte nous permet par la suite de calculer l'indicateur de force du signal reçu :

$$RSSI(i,j) = P_{TX} - Pl$$

Avec P_{TX} l'énergie de transmission.

On dérive de cette équation une matrice de connectivité Conc (i, j) où chacun de ses éléments peut prendre 1 si le RSSI calculé dans la cellule p(i, j) est supérieur à P_{Tsh}(le minimum RSSI nécessaire pour avoir une bonne communication)et 0 sinon. Ensuite, nous pouvons modéliser la fonction de taux de connectivité comme suit:

$$Conc_A = \frac{\sum_i \sum_j conc\ (i,j)}{Y \times S} \times 100$$

3.2.3 Minimiser le cout

L'application nous oblige a utiliser un grand nombre de capteurs, ce qui augmente le cout d'installation du réseau, sachant que Le coût de son implémentation est le principal paramètre à prendre en compte lors du choix dedéploiement du réseau. Le coût de mise en œuvre dépend principalement du coût d'achat etnombre de nœuds déployés. Si dans le réseau utilisé on a un ensemble de capteurs S=S_1, S_2,…, S_n et un ensemble de nœuds puits SK = S_{k1}, S_{k2}, …, S_{kM}, le coût d'implémentation du RCSF est calculépar la fonction suivante:

$Cout = C_S * \|S\| + C_{SK} * \|SK\|$; Avec :

C_s et C_{SK} sont les prix d'achat et d'installation des nœuds capteurs/puits.‖ S ‖, || SK ‖: est la cardinalité des ensembles S et SK respectivement.

En fonction de la définition de l'espace de déploiement, nous pouvons définir la matrice de déploiement D comme suit:

$$D\ (i, j) = \begin{cases} 1\ Siuncapteurouunnœuddepuitsestdéployéàlaposition\ (i,j) \\ 0\ autre \end{cases}$$

Ensuite, la fonction de coût peut être définie comme suit:

$$Cout_A = \sum_i \sum_j D\ (i,j)$$

3.2.4 Maximiser la durer de vie

Tout d'abord, les capteurs sont alimentés par une batterie limitée en énergie. Si un nœud épuise son énergie, il sera considéré comme mort, car il ne peut pas assurer ses fonctionnalités dans le réseau. Ainsi, la mort d'un ou plusieurs nœuds peut provoquer une interruption partielle ou complète de la communication dans le réseau. Dans ce cas là, le réseau sera mort.

De ce fait, pour maximiser la durée de vie du réseau on doit réduire la consommation d'énergie par le contrôle de la puissance de transmission qui est calculer par :

$$E_{TX} = t * P_{TX}$$

$$E_{RX} = t * P_{RX}$$

Avec, t: temps nécessaire pour la transmission.

PTx : la puissance de transmission.

PRx : la puissance de réception.

Donc l'énergie consommée peut être définie comme suit :

$$E = t * P_{TX} + t * P_{RX}$$

On dérive de cette équation une matrice d'énergie Ener(i, j) où chacun de ses éléments peut prendre 1 si le E calculé dans la cellule p (i, j) est supérieur à l'énergie offerte par la batterie utilisé dans le nœud et 0 sinon. Ensuite, nous pouvons modéliser la fonction de taux d'énergie comme suit:

$$Ener_A = \frac{\sum_i \sum_j E\ (i,j)}{Y \times S} \times 100$$

Après la définition des différents critères de déploiement, L'objectif global est d'avoir un nombre minimal de nœuds déployés (min de $Cout_A$) pouvant garantir une couverture parfaite (max de $Couv_A$) la région. De plus, nous devons garantir que tous les capteurs peuvent communiquer (max de $Conc_A$) avec des nœuds récepteurs pour transmettre périodiquement un rapport sur le phénomène surveillé. Tout en minimisant le taux d'énergie consommé (min d'EnerA).

3.3 La sélection des parents

La phase de sélection définit le nombre de participation d'un individu à la reproduction dans une génération. Les individus dotés d'une meilleure valeur de fitness sont sélectionnés plus fréquemment que les autres. Les individus sélectionnés sont appelés parents et sont choisis pour participer à la phase suivante appelées reproduction. Dans notre cas, la sélection d'individus qui participent au croisement et à la mutation est réalisée grâce à la méthode "Tournoie". Deux parents sont sélectionnés au hasard dans la population et participent à un tournoi. Le parent doté de la meilleure valeur de fitness est sélectionné. Si les deux parents sélectionnés ont la même valeur de fitness, une autre métrique est rajoutée : l'individu doté de la valeur minimale dite de Crowding distance est sélectionné.

3.4 Operateur de croisement

Après avoir sélectionné les parents qui vent participer dans la production des nouveaux individus, un opérateur de croisement doit être appliquer a ces parents avec une certaine probabilité de croisement. Le taux de croisement (probabilité de croisement) définit la proportion de parent dans la population qui va

être utilisée par un opérateur de croisement. Au début de l'algorithme, le croisement joue un rôle d'exploration de l'espace de recherche, car les nouvelles solutions générées par le croisement se trouvent dans des espaces non explorés auparavant. Dans notre modèle, nous proposons d'utiliser le croisement en un point. Comme le montre la figure suivante :

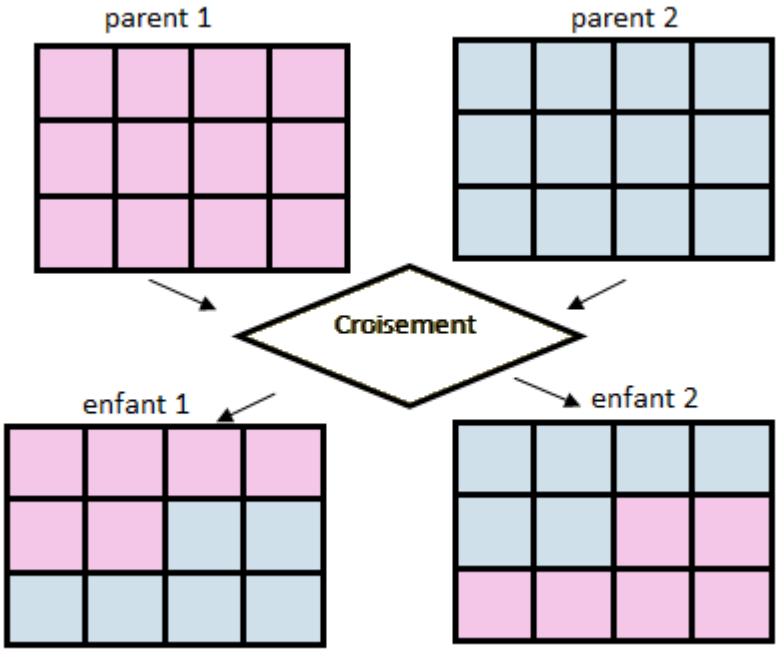


Figure29. Croisement en un point.

3.5 Opérateur de mutation

Une fois que l'opérateur de croisement est appliquer aux parents, c'est le tour de l'opérateur de mutation pour introduit une perturbation dans la solution avec une faible probabilité (Pm) appelée taux de mutation.

L'application de cet opérateur garantie la diversité de la population et permet aussi de mieux explorer l'espace de recherche ce qui évite de converger vers des optima-locaux. Vu que nous avons proposé d'utiliser un codage binaire des individus, nous proposons d'utiliser une méthode binaire de mutation. La valeur d'un gêne dans le chromosome (l'individu), choisi au hasard, est inversée (0 s'il était 1, et 1 sinon). Ce type de mutation reste, dans le meilleur de notre connaissance, le plus adapté aux variables binaires.

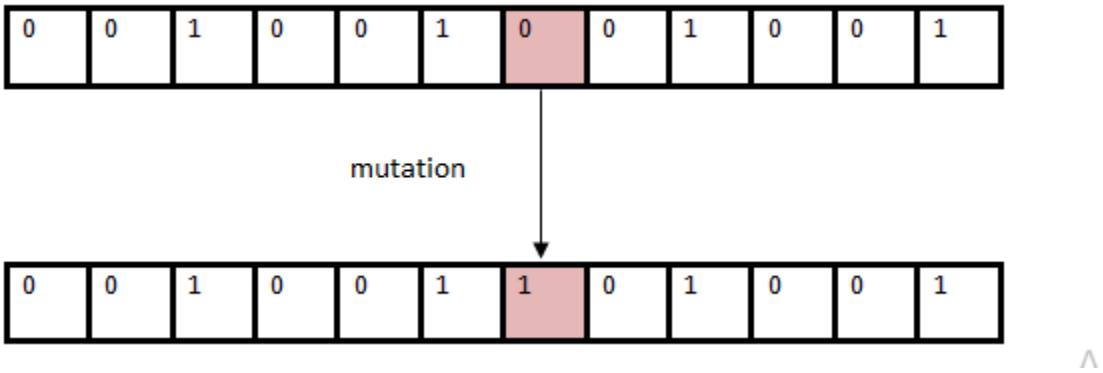


Figure30. Exemple de mutation

3.6 Critère d'arrêt

Afin d'aboutir a de bon résultats, le critère d'arrêt dans notre modèle c'est de fixer le nombre de génération à atteindre lors du déroulement de l'algorithme. Car dans notre cas , on a pas un modèle de déploiement optimal a atteindre donc pour arrêter l'algorithme on doit arriver a un nombre fixe de génération et cela a une relation avec la taille du bâtiment a surveiller, plus la taille du bâtiment est grande plus le nombre de génération doit être plus élevé pour mieux explorer l'espace de recherche.

4. Organigramme du modèle proposé

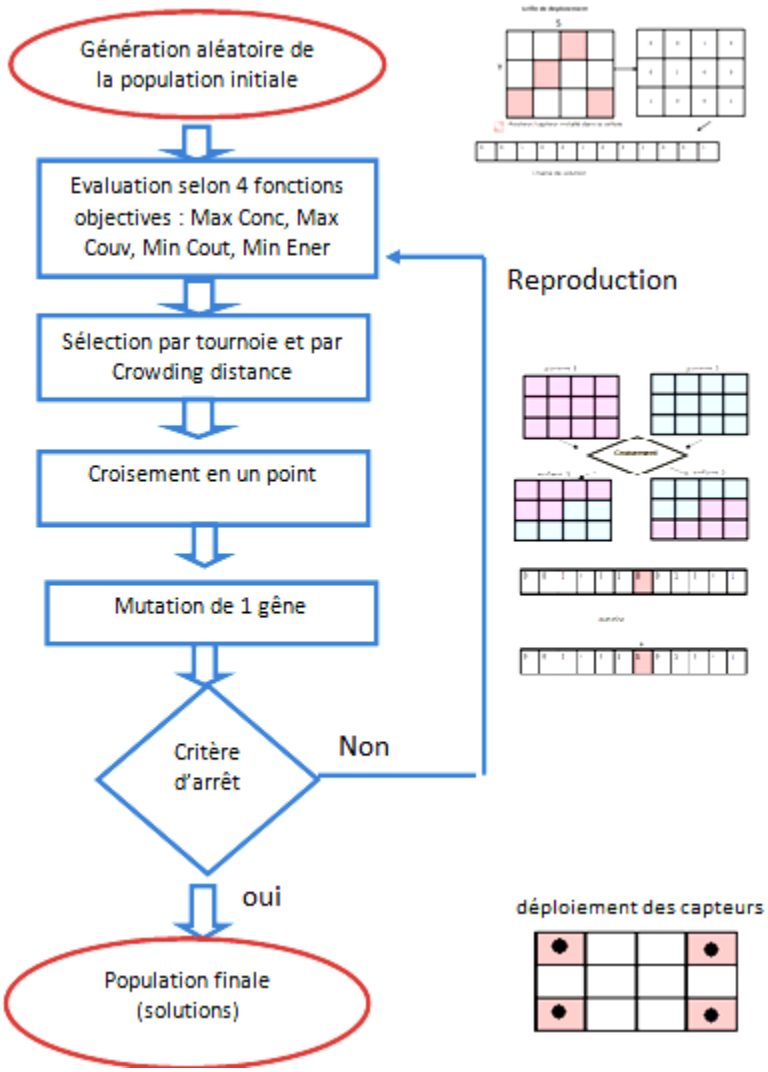


Figure31. Organigramme du modèle proposé.

5. Conclusion

L'optimisation multi-objective propose des solutions efficaces pour les problèmes à multicritères, comme dans le cas de déploiement d'un RCSF, dans ce chapitre nous avons proposé une solution en utilisant un type des algorithmes génétiques. L'algorithme NSGAII nous permet de créer un modèle qui doit répondre à plusieurs critères en même temps, dont ces derniers peuvent même être contradictoires comme augmenter la couverture du réseau (augmenter le nombre des nœuds) et minimiser le cout du déploiement (minimiser le nombre des nœuds).

Conclusion générale

Conclusion :

Dans le cadre de notre travail, nous avons proposé un modèle de déploiement optimal des nœuds capteurs/puits au niveau du réseau pour la couverture des maisons au niveau d'un bâtiment intelligent. Notre modèle ce pose sur plusieurs métriques qui jugent le fonctionnement du réseau comme : la connectivité, la couverture, la durée de vie et le cout. Dont ces métriques permettent de trouver un déploiement optimal des nœuds.

L'étude de la modélisation d'un RCSF nous a montré que le problème de déploiement est un problème d'optimisation multi-objectif. Afin de le résoudre nous avons étudié plusieurs méthodes de résolution de ce type de problèmes. La complexité de ce dernier étant NP-Difficile nous nous sommes limités pour la suite aux méthodes méta-heuristiques et plus spécialement algorithmes évolutionnaires.

Faisant partie des algorithmes évolutionnaires, les algorithmes génétiques ont prouvé une souplesse d'utilisation pour la résolution des problèmes complexe, de ce fait nous avons choisi d'utiliser l'algorithme NSGA II pour résoudre cette problématique. Afin d'appliquer ce modèle une étape d'adaptation a été nécessaire : nous avons codé l'espace de déploiement en binaire pour faciliter son utilisation dans la recherche de la solution optimale, et nous avons modélisé les critères cités en haut sous forme mathématique pour faciliter la tache. Le fonctionnement des algorithmes génétiques permet d'avoir a la fin du développement une solution optimale ou approché selon la fonction Fitness déjà défini, cette solution n'est que le résultat de succession plusieurs générations en appliquant des opérateurs génétiques avec une probabilité précise.

Perspectives

- Appliquer ce modèle sur un bâtiment réel en fixant les différents paramètres.
- Utiliser un autre algorithme génétique comme le SPEA-II ou bien le PESA-II et comparer les résultats.
- Développer une interface homme-machine qui permet aux utilisateurs de trouver le meilleur déploiement des nœuds dans leur maison en donnant juste des informations sur leurs besoins (en définissant les critères).

Références

Références

[1] Hervé Lefebvre. La domotique : le role des réseaux dans un processus d'innovation interactive. PhD thesis, Grenoble 2, 1997.

[2] Jean-Baptiste Waldner and Jean Baptiste Waldner. Nano-informatique et intelligence ambiante : inventer l'ordinateur du XXIe siècle. Hermès Science, 2007.

[3] Jennifer Yick, Biswanath Mukherjee, and Dipak Ghosal. Wireless sensor network survey. Computer networks, 52(12) :2292-2330, 2008.

[4]Mohamed Hamdi, Noureddine Boudriga, and Mohammad S. Obaidat.Whomoves : An optimized broadband sensor network for military vehicletracking. Int. J. Communication Systems, 21(3) :277–300, 2008.

[5]Tibor Istvàn Nagy and Jozsef Tick. Intelligent sensor networks in the militaryand civil sectors. In 5th International Symposium on Applied Computational Intelligence and Informatics, SACI 2009, Timisoara, Romania,May 28-29, 2009, pages 471–474. IEEE, 2009.

[6] Christophe Jacquet, Yacine Bellik, René Farcy, and Yolaine Bourda. Aidesélectroniques pour le déplacement des personnes non-voyantes : vue d'ensembleet perspectives. In Proceedings of the 16th conference on Association Francophoned'Interaction Homme-Machine, pages 93 -100. ACM, 2004.

[7] David M. Davenport, Budhaditya Deb, and Fergus J. Ross. Wireless propagation and coexistence of medical body sensor networks for ambulatory patient monitoring. In Sixth International Workshop on Wearable and Implantable Body Sensor Networks, BSN 2009, Berkeley, CA, USA, 3-5 June2009, pages 41–45. IEEE Computer Society, 2009.

[8] Mehmet R. Yuce, Peng Choong Ng, and Jamil Y. Khan. Monitoring of physiological parameters from multiple patients using wireless sensor network.J. Medical Systems, 32(5) :433–441, 2008.

[9]Fran¸cois Ingelrest, Guillermo Barrenetxea, Gunnar Schaefer, Martin Vetterli,Olivier Couach, and Marc Parlange. Sensorscope : Application-specific sensor network for environmental monitoring. ACM Transactions On SensorNetworking, 6(2) :1–32, 2010.

[10] Vassileios Tsetsos, George Alyfantis, Tilemahos Hasiotis, Odysseas Sekkas,and Stathes Hadjiefthymiades. Commercial wireless sensor networks : Technicaland business issues. In 2nd International Conference on Wireless onDemand Network Systems and Service (WONS 2005), 19-21 January 2005,St. Moritz, Switzerland, pages 166–173. IEEE Computer Society, 2005.

[11] Mohamed Younis et Kemal Akkaya. « Strategies and Techniques for NodePlacement in

Wireless Sensor Networks: A Survey ». In : Ad Hoc Netw. 6.4(juin 2008), p. 621–655. issn : 1570-8705.doi:10.1016/j.adhoc.2007.05.003.url: http://dx.doi.org/10.1016/j.adhoc.2007.05.003.

[12] Ines Khoufi et al. « Survey of Deployment Algorithms in Wireless SensorNetworks: Coverage and Connectivity Issues and Challenges ». In : InternationalJournal of Autonomous and Adaptive Communications Systems (IJAACS)10.4 (2017), p. 341–390. doi : 10.1504/IJAACS.2017.10009671. url : https: //hal.inria.fr/hal-01095749.

[13] FELLAH Soumaya. « Optimisation Multi-objectif appliquée au déploiement et à la performance des réseaux de capteurs sans fil ». Thèse de doct. Université d'Oran1-Ahmed Ben Bella, avr. 2018.

[14] Robbins, H. and Monro, S., A Stochastic Approximation Method, Annals of

Mathematical Statistics, vol. 22, pp. 400-407, 1951

[15] Rechenberg, I., Cybernetic Solution Path of an Experimental Problem, Royal

Aircraft Establishment Library Translation, 1965

[16] Holland, John H., Adaptation in Natural and Artificial Systems, University of

Michigan Press, Ann Arbor, 1975

[17] Coello, C. A. C. (2000). Use of a self-adaptive penalty approach for engineering optimization problems. *Computers in Industry*, *41*(2), 113-127.

[18] Etude des Algorithmes génétiques et application aux données de protéomique, Etude des Algorithmes génétiques et application aux données de protéomique. Sciences du Vivant [q-bio]. Université Montpellier I, 2007. Français. <tel-00268927>

[19] N.Benahmed,"Optimisation de réseaux de neurones pour la reconnaissance de chiffres manuscrits isolés: sélection et pondération des primitives par algorithme génétique". Université du Québec ,2002.

[20] A.Boumaza,"Introduction de techniques d'évolution artificielle en vision tridimensionnelle et en robotique mobile", Thèse doctorat, Université Rene Descares– Paris 2004.

[21] T.Vallé et M.Yıldızoğlu "Présentation des algorithmes génétiques et de leurs applications en économie", Université de Nantes et Université Montesquieu Bordeaux IV 2001.

[22] Goldberg, D. E. (1989). *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning* (1st ed.). *Addison-Wesley Longman Publishing Co., Inc., Boston, MA, USA.*

[23] Baker, J. E. (1985, July). Adaptive selection methods for genetic algorithms. In

Proceedings of an International Conference on Genetic Algorithms and their applications (pp. 101-111).

[24] Goldberg, D. E., & Deb, K. (1991). A comparative analysis of selection schemes used in genetic algorithms. *Foundations of genetic algorithms*, *1*, 69-93.

[25] Baker, J. E. (1987, July). Reducing bias and inefficiency in the selection algorithm. In *Proceedings of the second international conference on genetic algorithms* (pp. 14-21).

[26] Zitzler, E., Deb, K. & Thiele, L. (2000). Comparison of multiobjective evolutionary algorithms: Empirical results. *Evolutionary computation*, *8*(2), 173-195.

[27] Coello, C. A. C., & Lamont, G. B. (2004). *Applications of multi-objective evolutionary algorithms* (Vol. 1). World Scientific.

[28] Srinivas, N., & Deb, K. (1994). Muiltiobjective optimization using nondominated sorting in genetic algorithms. *Evolutionary computation*, *2*(3), 221-248.

[29] Deb, K., Pratap, A., Agarwal, S., & Meyarivan, T. A. M. T. (2002). A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II. *Evolutionary Computation, IEEE Transactions on*, *6*(2), 182-197.

[30] Deb, K., & Goyal, M. (1996). A combined genetic adaptive search (GeneAS) for engineering design. *Computer Science and Informatics*, *26*, 30-45.

GLOSSAIRE :

RCSF : Réseau de Capteur Sans Fil.

SBX : Simulated Binary Crossover.

AGS : les Algorithmes génitiques.

VEGA : Vector Evaluated Genetic Algorithm.

IA : Intelligence Artificielle.

BI : Bâtiment Intelligent.

VANETS : Vehicular Ad hoc NETWORKS.

NTIC : Nouvelle Technologie de l'Information et de la Communication.

NSGA : Non Sorting Genetic Algorithm.

SPEA: Strength Pareto Evolutionary Algorithm.

PAES : Pareto Archived Evolution Strategy .

PESA : Pareto Envelope Based Selection Algorithm .

NSGA II :Nondominated Sorting Genetic Algorithm.

MOGA : Multi-Objective Genetic Algorithm .

NPGA : Niched Pareto Genetic Algorithms.

FFD : dispositifs à fonctions complètes .

RFD : dispositifs à fonction réduite.

Qds : Qualité De Service.