

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE
SCIENTIFIQUE
UNIVERSITE M'HAMED BOUGARA-BOUMERDES



Faculté de Technologie

Département Ingénierie des Systèmes Electriques
Mémoire de Master

Présenté par:
Aissaoui Walid et Boualeg Adem

Filière : Télécommunications
Spécialité : Réseaux et Télécommunications

**Optimisation du Positionnement des drones dans les
Réseaux 5G à l'Aide de l'Algorithme du Prédateur Marin**

Membres de jury:

ACHELI Dalila	Professeur	UMBB	Président
MERAIHI Yassine	Professeur	UMBB	Examineur
MEKHMOUKH TALEB Sylia	MAB	UMBB	Directeur

Année Universitaire : 2023/2024

REMERCIEMENTS

Nous remercions en premier lieu ALLAH qui nous a éclairé notre chemin et avoir accordé la force, la persévérance pour achever ce travail de recherche.

Nous tenons également à exprimer nos sincères remerciements à notre promotrice de thèse, Madame MEKHMOUKH SYLIA, pour ses conseils, son soutien et ses encouragements constants, qui ont été essentiels tout au long de ce processus.

Nous adressons aussi nos chaleureux remerciements à l'ensemble des enseignants du département d'Ingénierie des Systèmes Electriques, pour leurs aides inestimables, qui nous ont donné et en particulier monsieur MERAIHI.

Nous remercions très sincèrement, les membres de jury d'avoir bien voulu accepter de faire partie de la commission d'examineurs.

Nous exprimons notre profonde gratitude envers notre famille pour leur soutien inconditionnel, leurs encouragements et leurs prières qui nous ont guidés à chaque étape de ce projet.

Enfin, nous tenons à exprimer notre reconnaissance envers toutes les personnes qui ont contribué de près ou de loin à ce travail de recherche, en partageant leurs connaissances, leur expertise et leur expérience.

يشكل نشر المركبات الجوية بدون طيار (*UAVs*) في شبكات 5G تحديات كبيرة في تحسين التغطية وكفاءة الموارد. تطبق هذه الدراسة خوارزمية المفترس البحري (*MPA*) لحل مشكلة وضع الطائرات بدون طيار في سيناريوهات 5G ، ومقارنة أدائها بتحسين الذئب الرمادي (*GWO*) ، وخوارزمية تحسين الحوت (*WOA*) ، وخوارزمية تحسين الأرملة السوداء (*BWOA*) ، وخوارزمية تحسين فيروس كورونا (*COVIDOA*). يتم إجراء التقييم عبر سيناريوهات متعددة من خلال تغيير عدد المستخدمين والطائرات بدون طيار. تظهر النتائج أن *MPA* يتفوق باستمرار على الخوارزميات المقارنة من حيث التغطية و الارتفاع.

الكلمات المفتاحية : الطائرات بدون طيار ، شبكات 5G ، خوارزميات التحسين ، التغطية ، الارتفاع ، خوارزمية المفترس البحري (*MPA*) ، ميتاهورستيك.

The deployment of Unmanned Aerial Vehicles (UAVs) in 5G networks poses significant challenges in optimizing coverage and resource efficiency. This study applies the Marine Predator Algorithm (MPA) to solve the UAV placement problem in 5G scenarios, comparing its performance against Grey Wolf Optimization (GWO), Whale Optimization Algorithm (WOA), Black Widow Optimization Algorithm (BWOA), and Coronavirus Optimization Algorithm (COVIDOA). The evaluation is conducted across multiple scenarios varying the number of users and drones. Results demonstrate that MPA consistently outperforms comparative algorithms in terms of coverage and altitude management.

Key words : UAVs, 5G networks, Optimization algorithms, Coverage, Altitude management, Marine Predator Algorithm (MPA), Metaheuristic.

Le déploiement de véhicules aériens sans pilote (UAV) dans les réseaux 5G pose des défis importants en matière d'optimisation de la couverture et de l'efficacité des ressources. Cette étude applique l'algorithme des prédateurs marins (MPA) pour résoudre le problème de placement des drones dans des scénarios 5G, en comparant ses performances à celles de l'optimisation du loup gris (GWO), de l'algorithme d'optimisation des baleines (WOA), de l'algorithme d'optimisation de la veuve noire (BWOA) et de l'algorithme d'optimisation du coronavirus (COVIDOA). L'évaluation est menée sur plusieurs scénarios variant le nombre d'utilisateurs et de drones. Les résultats démontrent que MPA surpasse systématiquement les algorithmes comparatifs en termes de couverture et de gestion de l'altitude.

Mots clés : Drones, réseaux 5G, algorithmes d'optimisation, couverture, gestion de l'altitude, Marine prédateur Algorithm (MPA), métaheuristique.

1	Généralités sur les drones	1
1.1	Introduction	1
1.2	Définition des drones	1
1.3	L'histoire et l'évolution des drones	2
1.3.1	Prémices des premiers drones	2
1.3.2	L'entre-deux guerres	3
1.3.3	La guerre froide	3
1.3.4	La guerre du Vietnam	3
1.3.5	Les années 1990-2000	4
1.4	Classification des drones	4
1.4.1	HALE (High Altitude Long Endurance)	5
1.4.2	MALE (Moyenne Altitude Longue Endurance)	5
1.4.3	UCAV (Unmanned Combat Aerial Vehicle)	6
1.4.4	TUAV (Tactical Unmanned Aerial Vehicles)	6
1.5	Les Types des drones	8
1.5.1	Les drones à voilure fixe	8
1.5.2	Les drones à voilure fixe-hybride	9
1.5.3	Les drones à rotor unique	9
1.5.4	Les drones à multi-rotor	9
1.6	Composants de drone	9
1.6.1	Système de mouvement	10
1.6.1.1	Châssis :	10
1.6.1.2	Hélices et moteurs :	10
1.6.2	Système électronique de contrôle et de communication	11
1.7	Type de pilotage	12
1.7.1	Mode Manuel	12
1.7.2	Mode Assisté	12
1.7.3	Mode Automatique	12
1.8	Applications des drones	12
1.8.1	Utilisation militaire des drones	13
1.8.2	Utilisation civile des drones	13
1.9	Avantages et inconvénients des drones comme station de base	14
1.9.1	les avantages	14
1.9.2	les inconvénients	14

1.10	conclusion	15
2	la 5ème génération des réseaux mobiles	16
2.1	introduction	16
2.2	Principe et objectifs de la 5G	16
2.3	Les technologies de la 5G	17
2.3.1	Les ondes millimétriques (bande passante)	18
2.3.2	Les micro-cells	19
2.3.3	Formation de faisceaux	19
2.3.4	Full-duplex	19
2.3.5	Massive-MIMO	19
2.4	L'architecture du réseau 5G	20
2.5	Application visées pour le réseau de 5G	21
2.6	L'intégration des drones dans les réseaux 5G	21
2.6.1	Avantages de l'Intégration des Drones avec la 5G	22
2.6.2	Implications pour l'utilisation des Drones	22
2.7	Paramètres de placement des drones	23
2.7.1	Couverture	23
2.7.2	Coût	24
2.7.3	Connectivité	24
2.7.4	Consommation d'énergie	24
2.7.5	Qualité du Service	24
2.7.6	Délai	24
2.7.7	Réactivité	24
2.8	Conclusion	25
3	Les méthodes d'optimisation	26
3.1	Introduction	26
3.2	Problème d'optimisation	26
3.3	Notions et concepts relatifs à l'optimisation	26
3.3.1	Voisinage	27
3.3.2	Optimum local	27
3.3.3	Optimum global	27
3.3.4	Intensification et diversification	28
3.3.5	Espace d'état	28
3.3.6	Contraintes	28
3.3.7	Fonction objectif	28
3.4	Classification des problèmes d'optimisation	29
3.4.1	Classification selon la complexité des problèmes d'optimisation	29
3.4.1.1	Problèmes d'optimisation de complexité P	29
3.4.1.2	Problèmes d'optimisation de complexité NP	30
3.4.1.3	Problèmes d'optimisation de complexité NP-complet	30
3.4.1.4	Problèmes d'optimisation de complexité NP-difficile	30
3.4.2	Classification selon la nature des problèmes	30
3.4.2.1	Problèmes d'optimisation continus	30
3.4.2.2	Problèmes d'optimisation combinatoires	30
3.4.3	Classification selon le type de la fonction objectif	30
3.4.3.1	Problèmes d'optimisation mono-objectif	30
3.4.3.2	Problèmes d'optimisation multi-objectif	31

3.4.4	Classification selon les contraintes	31
3.4.4.1	Problèmes d'optimisation sans contraintes	31
3.4.4.2	Problèmes d'optimisation avec contraintes	31
3.4.5	Classification selon le nombre d'optimums	31
3.4.5.1	Problèmes d'optimisation uni-modale	31
3.4.5.2	Problèmes d'optimisation multimodale	31
3.5	Les méthodes d'optimisation	31
3.6	Les méthodes exactes	32
3.6.1	Un algorithme de branche X	32
3.6.2	La méthode Branch and Bound (B&B)	32
3.6.3	Programmation dynamique	32
3.7	Les méthodes approchées	33
3.7.1	Heuristiques	33
3.7.1.1	Algorithme glouton	33
3.7.2	Métaheuristiques	33
3.8	Classification des métaheuristiques	33
3.8.1	Métaheuristiques à solution unique	34
3.8.1.1	La méthode de descente :	34
3.8.1.2	La méthode de recuit simulé :	34
3.8.1.3	La méthode de recherche avec Tabous :	36
3.8.2	Les métaheuristiques à population de solutions	36
3.8.2.1	Les algorithmes évolutionnaires	36
3.8.2.2	Les algorithmes d'intelligence en essaims	38
3.9	conclusion	43
4	Optimisation du Positionnement des drones à l'Aide de l'Algorithme du Prédateur Marin	44
4.1	Introduction	44
4.2	Formulation du problem	44
4.3	Application de MPA pour résoudre le problème du positionnement d'un drone	46
4.4	Résultats de simulation	50
4.4.1	Effet de la variation du nombre des utilisateurs :	51
4.4.2	Effet de la variation du nombre des drones :	53
4.4.3	Convergence	54
4.5	Conclusion	55

1.1	Drone autonome	2
1.2	Vue aérienne de Labruguière en 1888.	2
1.3	Le lancement de Havilland Queen Bee 1941.	3
1.4	Différents modèles de Ryan 147.	4
1.5	HALE (High Altitude Long Endurance).	5
1.6	MALE (Moyenne Altitude Longue Endurance).	6
1.7	UCAV (Unmanned Combat Aerial Vehicle).	6
1.8	Micro-drones MAV	7
1.9	Mini-drones MAV	7
1.10	Composants de drone	9
1.11	Classifications des drones	11
1.12	Systeme de controle et communication d'un drone	12
1.13	Utilisation des drones dans le secteur militaire.	13
2.1	Caractéristiques de la 5G	17
2.2	Techniques utilisées dans la technologie 5G.	18
2.3	Spectre électromagnétiques (ondes millimétriques)	18
2.4	Massive MIMO	20
2.5	L'architecture du réseau 5G	20
2.6	Réseaux 5G dans les drones	22
2.7	Placement des drones	23
3.1	Optimum local et global.	28
3.2	Classification des problèmes d'optimisation.	29
3.3	Classification des méthodes d'optimisation.	32
3.4	Principe d'un algorithme évolutionnaire (EA)	37
3.5	Détermination du plus court chemin par une colonie de fourmis. (a) Situation initiale, (b) Introduction d'un obstacle, (c) Recherche du chemin optimal, (d) Prédominance du chemin optimal.	39
3.6	PSO - Déplacement d'une particule.	40
3.7	Hierarchie sociale d'une meute de loups gris.	42
4.1	Modèle de système	45
4.2	Les trois phases d'optimisation de l'algorithme des prédateurs marins	48
4.3	l'outil de simulation MATLAB	51

4.4	Couverture (a) et hauteur moyenne (b) en fonction du nombre des utilisateurs	52
4.5	Couverture (a) et Hauteur moyenne (b) en fonction du nombre des drones. .	54
4.6	Convergence des algorithms pour plusieurs instances (a) 8 drones et 400 utilisateurs (b) 20 drones et 400 utilisateurs (c) 20 drones et 1600 utilisateurs (d) 24 drones et 400 utilisateurs.	55

LISTE DES TABLEAUX

1.1	Classification des drones.	5
1.2	Classification des drones en fonction du nombre d'hélices.	8
1.3	Types de drones déterminés par leur structure de base.	9
4.1	Représentation de la solution de déploiement de quatre drones	46
4.2	La couverture en fonction du nombre des utilisateurs.	52
4.3	La hauteur moyenne en fonction du nombre des utilisateurs.	52
4.4	Couverture en fonction du nombre des drones.	53
4.5	La hauteur moyenne en fonction du nombre de drones	53

LISTE DES ALGORITHMES

1	La recherche locale simple (la descente)	34
2	Algorithme Recuit Simulé	35
3	Algorithme Recherche taboue	36
4	Algorithme génétique	37
5	Algorithme d'optimisation par essaim particulaire	41
6	Algorithme d'optimisation du loup gris	42
7	Algorithme des prédateurs marins	50

LISTE DES ACRONYMES

HALE : High Altitude Long Endurance .
MALE : Moyenne Altitude Longue Endurance .
UCAV : Unmanned Combat Aerial Vehicle .
TUAV : Tactical Unmanned Aerial Vehicles .
MAV : Micro Air Vehicle .
GPS : Global Positioning System .
ESC : Electronic Stability Control .
MILP : Mixed Integer Linear Program .
GA : Genetic Algorithm.
SI : Swarm Intelligence.
ACO : Ant Colony Optimization.
PSO : Particle Swarm Optimization.
GWO : Grey Wolf Optimization.
MIMO : Multiple Input Multiple Output.
MPA : Marine predators algorithm .
BWOA : Black Widow Optimization Algorithm.
WOA : Whale Optimization Algorithm.

Les véhicules aériens sans pilote, communément appelés drones, ont révolutionné de nombreux domaines grâce à leur capacité à fournir des solutions flexibles et innovantes pour la couverture sans fil, notamment dans des environnements difficiles tels que les zones sinistrées ou les régions éloignées. L'optimisation du positionnement des drones dans les réseaux 5G représente un défi crucial pour maximiser la couverture des utilisateurs et améliorer les performances globales du réseau.

Le problème de placement des drones est classé comme un problème NP-difficile, ce qui signifie qu'il est intrinsèquement complexe et qu'il nécessite des approches avancées pour être résolu efficacement. Parmi les solutions proposées, les algorithmes méta-heuristiques se sont avérés particulièrement prometteurs. Ces algorithmes imitent des processus naturels pour explorer et exploiter l'espace de recherche afin de trouver des solutions optimales ou quasi-optimales.

Ce mémoire s'intéresse principalement à la gestion du positionnement des drones dans un environnement statique, dans le but d'optimiser la couverture des réseaux 5G. L'étude utilise l'algorithme du Prédateur Marin (MPA) et le compare à d'autres algorithmes afin d'améliorer l'efficacité de la recherche de la meilleure configuration de déploiement des drones.

Dans cette thèse on a quatre chapitres qui sont décrits ci- dessous :

- Chapitre 1 : Ce chapitre explore en profondeur le domaine des drones, en définissant leur évolution historique et en examinant leurs types, composants et modes de pilotage. Il passe en revue leurs nombreuses applications militaires et civiles. Une discussion sur l'utilisation innovante des drones comme stations de base mobiles est également présentée, mettant en lumière les avantages et les inconvénients de cette approche.
- Chapitre 2 : Ce chapitre traite de la 5G, en expliquant ses principes, objectifs et technologies pour améliorer la vitesse, la latence et la capacité des réseaux. Il explore l'architecture du réseau 5G et ses applications, notamment l'intégration des drones pour optimiser la couverture et la réactivité, en discutant en détail les paramètres critiques comme la couverture et le délai.
- Chapitre 3 : Dans ce chapitre on a introduit Les méthodes d'optimisation, leurs concepts et notions, après on donne une classification sur tous les problèmes possibles, ensuite ont classifié les méthodes d'optimisation qui a été divisé à deux grandes familles -(exactes et approchés) et on a bien développé le contenu de ces méthodes.
- Chapitre 4 : Dans ce chapitre on a testé les performances de l'algorithme du prédateur marin (MPA), par rapport à d'autres algorithmes métaheuristiques sous MATLAB.

1.1 Introduction

En termes technologiques, un drone est un avion sans pilote. Les drones sont plus officiellement connus sous le nom de véhicules aériens sans pilote (UAV) ou de systèmes aériens sans pilote. Essentiellement, un drone est un robot volant qui peut être contrôlé à distance ou piloté de manière autonome à l'aide de plans de vol contrôlés par un logiciel intégré aux systèmes embarqués .

Dans ce premier chapitre, nous allons définir et donner des généralités sur les drones, leurs caractéristiques et leurs catégories. Nous verrons ensuite les différents types de drones et leurs classifications selon divers critères.

1.2 Définition des drones

Un drone, ou véhicule aérien sans pilote, est un aéronef qui peut être piloté à distance, de façon autonome ou semi-autonome, et qui est capable d'emporter différentes charges utiles pour effectuer des tâches spécifiques. Les drones autonomes sont équipés de technologies avancées telles que l'intelligence artificielle, la vision par ordinateur et la robotique, qui leur permettent de fonctionner sans intervention humaine constante. Selon leur niveau d'autonomie, les drones peuvent avoir différentes capacités, comme la capacité à suivre des plans de vol préprogrammés ou à prendre des décisions en temps réel en utilisant des algorithmes d'intelligence artificielle et des techniques d'apprentissage automatique pour analyser les données des capteurs et répondre aux changements de l'environnement. Les drones autonomes peuvent être utilisés dans de nombreux domaines, tels que la photographie et la vidéographie aériennes, les opérations de recherche et de sauvetage, la surveillance agricole et les services de livraison. Les drones autonomes (figure 1.1), sont réglementés par des organismes tels que la Federal Aviation Administration (FAA) aux États-Unis, qui établissent des règles pour assurer leur exploitation en toute sécurité et atténuer les risques potentiels [1].



Figure 1.1: Drone autonome .
[2]

1.3 L’histoire et l’évolution des drones

1.3.1 Prémices des premiers drones

L’histoire des drones remonte à la fin du 19^{ème} siècle, avec des expériences telles que l’attachement d’un anémomètre à un cerf-volant en 1883 et la première photo aérienne réussie le 20 juin 1888 à Paris comme il est illustré dans (figure 1.2).



Figure 1.2: Vue aérienne de Labruguière en 1888.
[3]

1.3.2 L'entre-deux guerres

Deux véhicules volants sans pilotes furent en développement à la fin de la première guerre mondiale :

- The flying bomb " de l'US Navy.
- Kettering Bug" de Charles Kettering.

Ces véhicules aériens sans pilote fonctionnèrent de façon presque autonome, en effet, après une durée de vol prédéterminée, un circuit électrique coupait le moteur et l'engin allait s'écraser sur l'ennemi. Ces programmes furent cependant abandonnés assez rapidement aux Etats-Unis. De l'autre côté de l'Atlantique, les Anglais développèrent les premiers appareils radiocommandés sans pilote "Fairey Queen ". Ces modèles laissèrent leur place dans les années trente aux modèles "Queen Bee " qui sont à l'origine du terme " Drone " (figure 1.3).



Figure 1.3: Le lancement de Havilland Queen Bee 1941.

[4]

1.3.3 La guerre froide

Pendant la guerre froide, les drones ont connu une évolution significative en raison de la doctrine de la guerre "zéro mort". Dans les années 1980, cela a conduit à développer des drones armés à travers le monde, et leur première utilisation a eu lieu pendant la guerre Iran-Iraq. Les drones ont été utilisés pour la surveillance, la reconnaissance et la détection, ainsi que pour éliminer des cibles stratégiques. Les drones ont également été utilisés pour la guerre électronique et leurrer les défenses aériennes ennemies.

1.3.4 La guerre du Vietnam

Pendant la guerre du Vietnam, les États-Unis ont intensivement utilisé des drones de reconnaissance pour surveiller des zones en Chine, au Nord et à l'Est du Vietnam, où il était trop dangereux d'envoyer des appareils avec pilotes. En 1962, la société Ryan Aeronautical a commencé à modifier ses drones-cibles BQM-34 (figure 1.4) en drones de reconnaissance AQM-34 "Lightning bugs". Ces drones étaient programmés pour suivre une direction à une altitude donnée pendant un temps donné, puis faire demi-tour et revenir à la base.



Figure 1.4: Différents modèles de Ryan 147.
[5]

1.3.5 Les années 1990-2000

Au cours de la guerre du Golfe, six Pioneers ont participé et ont permis de récolter des données en temps réel sur la reconnaissance et la surveillance des troupes irakiennes. D'autres fonctions des drones furent exploitées, telles que celle de drone-appât. Le succès de l'emploi des drones pendant cette guerre poussa la DARPA (Defense Advanced Research Projects Agency) à lancer plusieurs programmes pour financer le développement d'autres drones, tels que les drones tactiques pour les opérations sur la première ligne du front, les drones de moyenne portée pour surveiller la zone des opérations, les drones de longue portée et grande autonomie pour rechercher des cibles plus lointaines, et des drones discrets pour observer des zones très bien gardées. Depuis les années 2000, les drones ne sont plus uniquement réservés au secteur militaire, ils sont développés pour pouvoir être utilisés dans des applications civiles de surveillance, de l'audiovisuel, de cinématographie, etc. De nos jours, les drones peuvent peser quelques centaines de grammes ou plusieurs tonnes en fonction de l'utilisation et de l'autonomie voulue [6, 7].

1.4 Classification des drones

Les drones peuvent être classés selon plusieurs critères comme il est indiqué dans (table 1.1): La taille, l'altitude, les systèmes de contrôle, les charges utiles, le poids, etc [8, 9].

Table 1.1: Classification des drones.

	Altitude	Poids	Application	Autonomie
Mini et Micro drones	< 300 m	Micro → < 500 g Mini → 20 kg	Civil /Commercial	Micro → 30 min Mini → quelques heures
Drones tactiques TUAV	< 5000 m	100 – 500 kg	Militaire	10 heures
Drones MALE	5000–15000 m	1800 kg	Militaire	24 heures
Drones HALE	Max 20000 m	12000Kg	Militaire	35 heures

1.4.1 HALE (High Altitude Long Endurance)

Les drones Haute Altitude Longue Endurance (HALE) sont des drones capables de voler à des altitudes élevées pendant de longues périodes. Ils sont souvent utilisés pour des missions de surveillance et de reconnaissance militaires, ainsi que pour des applications civiles telles que la surveillance environnementale et la cartographie. Les HALE drones (figure 1.5) ont une altitude plafond impressionnante de 20 000 mètres et une endurance moteur pouvant atteindre 35 heures.



Figure 1.5: HALE (High Altitude Long Endurance).
[10]

1.4.2 MALE (Moyenne Altitude Longue Endurance)

Les drones MALE (Moyenne Altitude Longue Endurance) sont des drones qui peuvent voler à des altitudes moyennes pendant des périodes prolongées. Ils utilisent une charge utile qui peut atteindre 100 kg et peuvent voler à une altitude de 5 000 à 15 000 mètres avec une autonomie de 24 heures Comme indiqué dans (figure 1.6) .



Figure 1.6: MALE (Moyenne Altitude Longue Endurance).
[11]

1.4.3 UCAV (Unmanned Combat Aerial Vehicle)

Les drones de combat UCAV (Unmanned Combat Aerial Vehicle)(figure 1.7) sont des drones conçus pour mener des missions offensives et défensives. Ils sont équipés de systèmes d'armes ou de recueils de renseignements et sont destinés à accomplir des missions de reconnaissance, d'attaque et de tir, ils peuvent embarquer une charge utile létale.



Figure 1.7: UCAV (Unmanned Combat Aerial Vehicle).
[12]

1.4.4 TUAV (Tactical Unmanned Aerial Vehicles)

Les drones tactiques TUAV (Tactical Unmanned Aerial Vehicles) sont des drones utilisés pour des missions tactiques, y compris l'observation, la collecte de renseignements, l'engagement direct et le tir. il peuvent voler à une altitude de 200 à 5 000 mètres avec une autonomie de 10 heures, ils se décomposent en deux catégories qui sont :

- Les micro-drones MAV

Ils ont une taille inférieure à 15 cm, de quelques dizaines à quelques centaines de grammes, ils peuvent voler jusqu'à une dizaine de kilomètres pendant une vingtaine de minutes et accomplir des tâches dont des drones plus gros sont incapables, ils sont généralement dotés d'hélices entraînées par des moteurs électriques.

Comme il est indiqué dans la figure 1.8 :



Figure 1.8: Micro-drones MAV

[13]

- Les mini-drones MAV

Ils ont une dimension de l'ordre d'un mètre et peuvent voler jus qu'à un plafond de 300 mètres avec une autonomie de quelques heures et une charge utile très légère.

Comme illustré dans la figure 1.9 :



Figure 1.9: Mini-drones MAV

[14]

Table 1.2: Classification des drones en fonction du nombre d'hélices.

Drones	Nombre d'hélices
Tricoptère	3
Quadricoptère	4
Héxacoptère	6
Octo-coptère	8

1.5 Les Types des drones

Comme indiqué précédemment, les drones peuvent également être divisés en fonction de leur taille, de leur portée et de leur équipement. Les drones peuvent être équipés de caméras, de stabilisateurs, de capteurs, d'un système de positionnement global (GPS). Le tableau 1.2 classifie les drones selon leur nombre d'hélices [15, 16].

- Taille:

Micro drones : De 150 mm (15 cm, 6 inches) ou moins, 51 mm (2 inches) ou moins, 200 grammes (0,2 kg, 0,44 lbs) ou moins.

Mini-drones : Jusqu'à 300 mm (12 inches), entre 76 et 152 mm (3–6 inches).

Moyennes tailles : Plus grandes que les mini-drones, mais pas trop lourdes.

Grandes tailles : Comparables aux avions.

- Équipements:

Caméras : Pour la photographie aérienne et vidéographie.

Stabilisateurs : Pour maintenir la stabilité du drone en vol.

Capteurs : Pour la reconnaissance et l'exploration.

Système de positionnement global (GPS) : Pour assurer la navigation et la localisation du drone.

- Portée:

Portée très rapprochée : Utilisés comme jouets, pouvant voler jusqu'à 5 km avec une durée de vol de 20 à 45 minutes.

Portée rapprochée : Pouvant voler jusqu'à 10 km.

Il est important de noter que ces catégories sont générales et peuvent varier en fonction des contextes spécifiques et des réglementations nationales.

Les drones peuvent être classés en quatre grands types (Table 1.3) : à voilure fixe, à voilure fixe-hybride, à rotor unique et à multi-rotor.

1.5.1 Les drones à voilure fixe

sont principalement utilisés pour la cartographie aérienne et l'inspection des pipelines et des câbles électriques. Ils sont coûteux et leur utilisation nécessite une formation spécialisée. Même s'ils nécessitent relativement plus d'espace pour leur lancement et leur récupération, ils sont capables de couvrir de plus grandes zones. Ce type de drones ne convient pas au décollage et atterrissage vertical VTOL (Vertical Take-off and Landing), ce qui les rend inaptes à la photographie aérienne générale. En revanche, ils peuvent rester en l'air jusqu'à 16 heures en utilisant des moteurs à gaz comme une source d'énergie.

Table 1.3: Types de drones déterminés par leur structure de base.

Drones	Caractéristiques principales
Aile fixe	grande autonomie et vitesse de vol rapide.
Hybride à voilure fixe	VTOL et vol de longue endurance.
Rotor unique	VTOL, vol stationnaire et vol de longue endurance.
Multirotor	VTOL, vol stationnaire et vol de courte endurance.

1.5.2 Les drones à voilure fixe-hybride

sont une combinaison de drones à voilure fixe et de drones à rotor unique, ce qui leur permet de décoller et d'atterrir verticalement, mais aussi de voler à grande vitesse.

1.5.3 Les drones à rotor unique

sont également connus sous le nom de drones hélicoptères et sont utilisés pour des missions de surveillance et de reconnaissance.

1.5.4 Les drones à multi-rotor

également connus sous le nom de drones quadricoptères, sont les plus courants et sont utilisés pour une variété de tâches, notamment la photographie aérienne, la surveillance et la livraison de colis..etc.

1.6 Composants de drone

Le drone est composé de deux grands systèmes[17] :

- Système de mouvement.
- Système de contrôle.

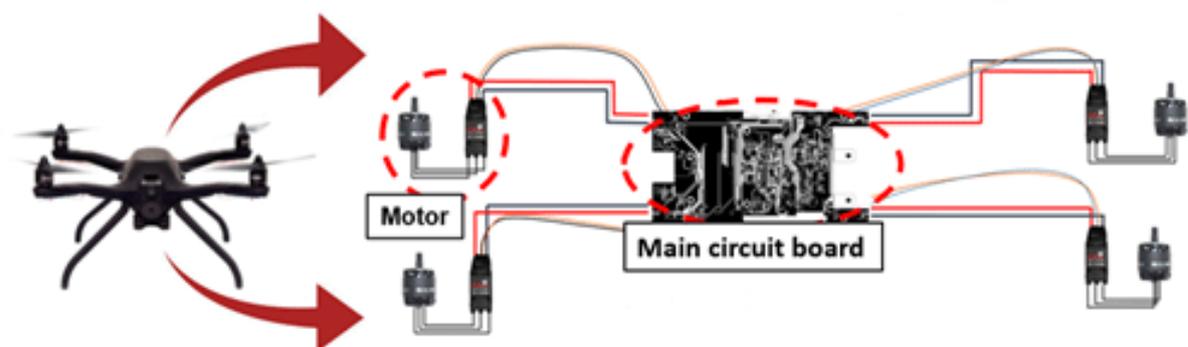


Figure 1.10: Composants de drone

1.6.1 Système de mouvement

1.6.1.1 Châssis :

Le châssis est la base ou le squelette du drone où les différents composants reposent. Il est différent selon le nombre de bras, et peut ainsi avoir différentes formes et caractéristiques selon son utilisation. Les matériaux utilisés afin de constituer le châssis ont aussi leur importance. De manière générale, il s'agit de bois, plastique, métaux/alliages ou fibre de carbone. Comme illustré sur la table 1.2, les drones peuvent être classifié selon le nombre de bras et des moteurs de la façon suivante :

- Bicoptères – deux moteurs
- Tricoptères – trois moteurs
- Quadricoptères – quatre moteurs
- Hexacoptères – six moteurs
- Octocoptères – huit moteurs

1.6.1.2 Hélices et moteurs :

Le système de propulsion principal d'un drone, construit autour de ses moteurs et hélices, fournit la force de poussée nécessaire pour soulever et manœuvrer le drone dans les airs. L'échange d'un couple (derivé du moteur) contre un travail utilisé pour soulever le drone dans les airs est central à cette fonctionnalité. En raison du système d'hélice, on peut avoir différentes structures:

- « + » : L'une est l'hélice principale (au moins quatre hélices).
- « X » : La construction la plus courante, dans laquelle deux hélices sont en tête (avec un nombre pair d'hélices).
- « Y » : Trois bras empilés dans le Y, où un ou deux bras peuvent être en tête.
- « V » : Arrangement très rare dans lequel deux hélices mènent à des bras tendus.
- « H » : Un arrangement très rare où la construction est basée sur la forme en H avec deux hélices en tête. Comme illustré dans la Figure 1.11

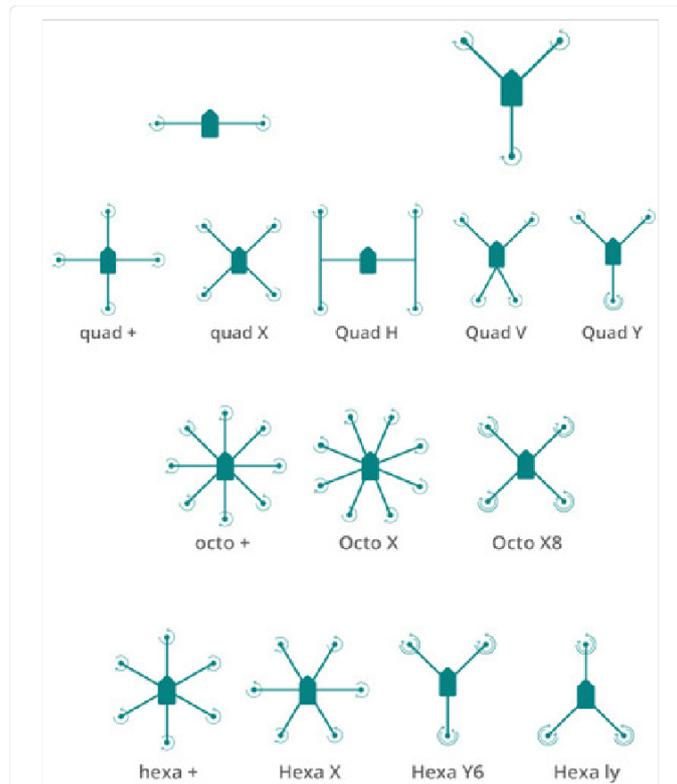


Figure 1.11: Classifications des drones

Les hélices sont en fibre de carbone, en plastique ou en aluminium, et sont attachées les unes aux autres par laminage, ce qui assure une performance optimale entre le poids de l'ensemble de la construction et de la durabilité mécanique. Il est important d'équilibrer chaque hélice avant utilisation pour minimiser les vibrations générées par le fonctionnement inégal du système.

1.6.2 Système électronique de contrôle et de communication

Le système de contrôle est responsable du vol du drone et de ses déplacements, il est important pour la réaction aux forces émergentes et pour la stabilité du drone. La plupart des systèmes de contrôle sont équipés du même jeu de capteurs à la différence de la vitesse des calculs et des algorithmes utilisés. Le système de contrôle (figure 1.12) se compose de [18]:

- Un contrôleur de vol, responsable des capacités de contrôle de la machine.
- Un ESC (contrôle électronique de vitesse) qui est l'unité responsable du régime moteur.
- Un système d'alimentation qui fournit l'électricité à tous les autres systèmes du drone, Il est composé d'une batterie de plusieurs cellules.
- Un système de communication qui est un ensemble d'échange de messages entre les différents systèmes du drone.
- Un système anticollision (par exemple une caméra de proximité).

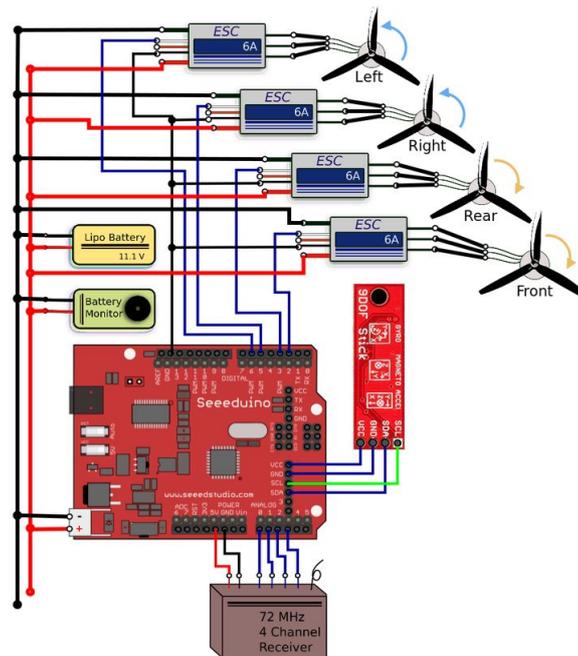


Figure 1.12: Systeme de controle et communication d'un drone

1.7 Type de pilotage

Les drones en général se pilotent à distance selon trois manières différentes, qui sont déterminées par les modes de pilotage. Voici un aperçu des principaux modes de pilotage des drones :

1.7.1 Mode Manuel

Ce mode nécessite une intervention directe du pilote pour contrôler le drone sans assistance automatique.

1.7.2 Mode Assisté

Ce mode utilise des capteurs pour maintenir le drone en position stationnaire lorsque les commandes ne sont pas activées, offrant une assistance au pilotage.

1.7.3 Mode Automatique

Ce mode permet au drone de voler de manière autonome en suivant un plan de vol prédéfini ou en utilisant des fonctionnalités automatisées.

1.8 Applications des drones

Actuellement, l'utilisation des drones est devenue plus répandue et diversifiée, les drones étant utilisés dans divers domaines. Il existe deux principaux types d'applications : les applications militaires et les applications civiles.

1.8.1 Utilisation militaire des drones

Les drones sont utilisés dans l'armée pour des missions telles que l'observation, le renseignement et la reconnaissance du territoire pour les troupes terrestres et aériennes, ainsi que comme une arme de combat (Figure 1.13). Les drones peuvent être pilotés à distance de plusieurs milliers de kilomètres, et ils sont utilisés pour des missions variées telles que l'observation, le ciblage des objectifs, la surveillance et la reconnaissance. Les drones militaires sont également utilisés pour des missions stratégiques, telles que la reconnaissance et le bombardement, et ils sont capables de maintenir une observation complète d'une zone visée pendant une période prolongée. Les drones militaires sont également utilisés pour des missions de reconnaissance tactique, où ils servent d'outils de reconnaissance d'un champ de bataille, de ciblage des objectifs et de soutien aux troupes au sol[19].



Figure 1.13: Utilisation des drones dans le secteur militaire.
[20]

1.8.2 Utilisation civile des drones

La transition des drones vers le secteur civil a permis d'imaginer un nombre important d'applications civiles, ce qui ouvre un potentiel de croissance important dans des secteurs diversifiés et innovants tels que [21] :

- Étude de l'atmosphère, des sols (géologie) et des océans.
- Incendie de forêts, avalanches.
- Surveillance des cultures et épandage agricole.
- Recherche et sauvetage (mer, montagnes, désert...).
- Largage de vivres et d'équipements de sauvetage en zone hostiles.
- Surveillance du trafic routier et du transport de matières dangereuses.

1.9 Avantages et inconvénients des drones comme station de base

Les drones ont de nombreux avantages et inconvénients en fonction de leur utilisation comme stations de bases [22] :

1.9.1 les avantages

- Flexibilité : Les drones peuvent être utilisés dans une variété de situations et d'environnements, y compris dans des zones difficiles d'accès pour les humains .
- Efficacité : Les drones peuvent effectuer des tâches rapidement et efficacement, réduisant ainsi le temps et les ressources nécessaires pour accomplir une tâche, et atteindre des endroits difficiles d'accès .
- Coût : L'utilisation des drones comme stations de base peut être moins coûteuse que la construction d'infrastructures terrestres permanentes. L'installation de tours de télécommunication traditionnelles peut être coûteuse et nécessiter des permis et des autorisations, tandis que les drones peuvent être déployés rapidement et à moindre coût.
- Portée étendue : Les drones peuvent voler à des altitudes plus élevées que les tours de télécommunication traditionnelles, ce qui leur permet de couvrir de plus grandes distances et d'étendre la portée des services de communication. Cela peut être particulièrement bénéfique dans les zones rurales ou éloignées où l'infrastructure de communication est limitée.

1.9.2 les inconvénients

- Capacités limitées : Les drones ont une taille et une capacité de charge utile limitées par rapport à une station de base traditionnelle. Cela signifie qu'ils peuvent avoir du mal à fournir certains services, tels que le stockage et la maintenance de grandes quantités de matériel.
- Autonomie limitée : Les drones doivent être alimentés en énergie pour rester en vol. Bien que les progrès technologiques aient amélioré l'autonomie des drones, elle reste généralement limitée par rapport à une station de base conventionnelle qui peut être alimentée en continu .
- Vulnérabilité aux conditions météorologiques : Les drones sont plus sensibles aux conditions météorologiques défavorables que les stations de base fixes. Des vents forts, des pluies torrentielles ou d'autres conditions météorologiques extrêmes peuvent affecter leur capacité à fonctionner correctement ou à rester en vol.
- Risques de sécurité : Les drones sont plus vulnérables aux attaques physiques et aux piratages informatiques que les stations de base traditionnelles. Étant donné que les drones sont mobiles et peuvent être contrôlés à distance, ils peuvent être la cible de tentatives de détournement ou de sabotage.
- Réglementation et conformité : L'utilisation de drones comme stations de base peut être soumise à des réglementations strictes dans de nombreux pays. Il peut être

nécessaire d'obtenir des autorisations spéciales et de respecter des normes de sécurité strictes, ce qui peut ajouter des contraintes supplémentaires et des coûts administratifs.

1.10 conclusion

Dans ce chapitre, nous avons donné des généralités sur les drones. Nous avons présenté les différents types et les classifications des drones, Nous avons aussi donné les composants et les types de pilotage avec les applications. De plus, nous avons mentionné les avantages et inconvénients d'utilisations des drones comme stations de bases.

CHAPTER 2

LA 5ÈME GÉNÉRATION DES RÉSEAUX MOBILES

2.1 introduction

Aujourd'hui le domaine des télécommunications est devenu très large dans le but de soutenir les demandes croissantes des clients en termes de rapidité, de diversité et de facilité.

La 5G est la nouvelle génération des standards de la téléphonie mobile. En général, les communications mobiles seront couvertes par une nouvelle tranche de bande passante située entre 6 GHz et 300 GHz. Cette technologie actuelle qui vise de plus en plus la miniaturisation des composants a permis de mettre en évidence l'importance et l'utilité des antennes imprimées grâce à leurs faibles poids, leurs formes miniatures ainsi que leur faible coût.

Ce point est consacré à la description des objectifs de la 5G ainsi que les différentes catégories d'usage de ce futur système de communication en citant par la suite les défis de cette dernière génération dans le monde.

2.2 Principe et objectifs de la 5G

Le principe de la 5G est d'utiliser les ondes millimétriques pour transférer rapidement une quantité importante des données, ce qui conduira à une meilleure utilisation de la bande de fréquence (UHF entre 6-300GHz) ultra-hautes [23]. L'objectif de cette nouvelle technologie est basé sur l'augmentation de la capacité et de la vitesse des réseaux par rapport aux générations précédentes et principalement sur l'internet des objets qui nous permet d'avoir un monde complètement connecté [24].

Parmi les objectifs de la 5G, voir la figure 2.1 :

- Un débit de 1Gbps : des meilleurs débits actuellement qui donnent un accès à internet haut débit.
- Faible latence : le temps le plus court qui donne l'impression que le réseau est très réactif.
- Le volume de données (data) est très convenable.
- Une antenne peut faire connecter un nombre de terminaux, 100 fois supérieur (connectivité de masse), le nombre d'antenne dépend des fréquences utilisées.

- Délai de transmission inférieur à 10 ms.
- Disponibilité et couverture.
- La durée de vie de la batterie est 10 ans : moins de consommation et autonomie des batteries.
- L'amélioration de la vitesse de transmission des données : le double par rapport à la 4G.

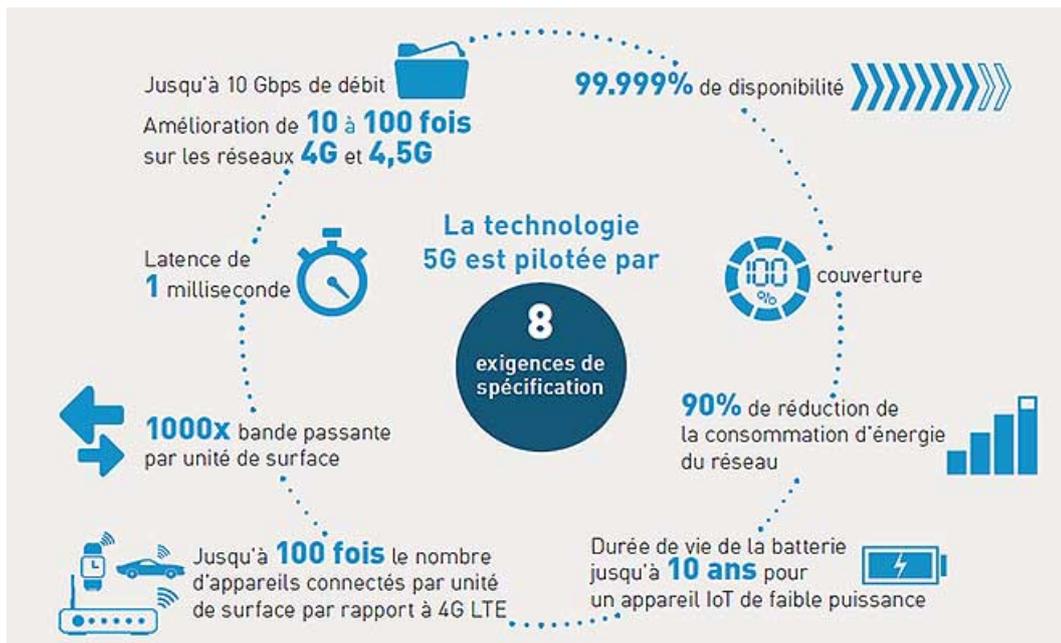


Figure 2.1: Caractéristiques de la 5G
[25]

2.3 Les technologies de la 5G

En plus des technologies déjà utilisées en 4G (tel que les bandes de fréquence de la 4G), la 5G fait aussi appel à de nouvelles bandes de fréquences comme les ondes millimétriques et elle propose de nouvelles technologies (figure 2.2) comme le massive MIMO, beamforming. . . etc.



Figure 2.2: Techniques utilisées dans la technologie 5G.
[26]

2.3.1 Les ondes millimétriques (bande passante)

Actuellement les réseaux mobile utilisent une fréquence de 6Ghz, elle est très petite par rapport au nombre d'objets connecté et pour répondre à ce problème il faut utiliser les hautes fréquence qui permettent de passer plus d'information par seconde et l'augmentation de spectre qui permet d'augmenter le nombre de canaux de transmission , La fréquence de 6 Ghz utilisée actuellement dans les réseaux mobiles est très petite par rapport au nombre d'objets connecté. L'augmentation de spectre (figure 2.3) permet d'augmenter le nombre de canaux de transmission , donc il faut utiliser les hautes fréquences qui permettent de passer plus d'information par seconde, ce qui permet de désencombrer les réseaux, à ce stade les ondes millimétriques présentent la contrainte de pénétration qui traversent les obstacles difficiles. [27]

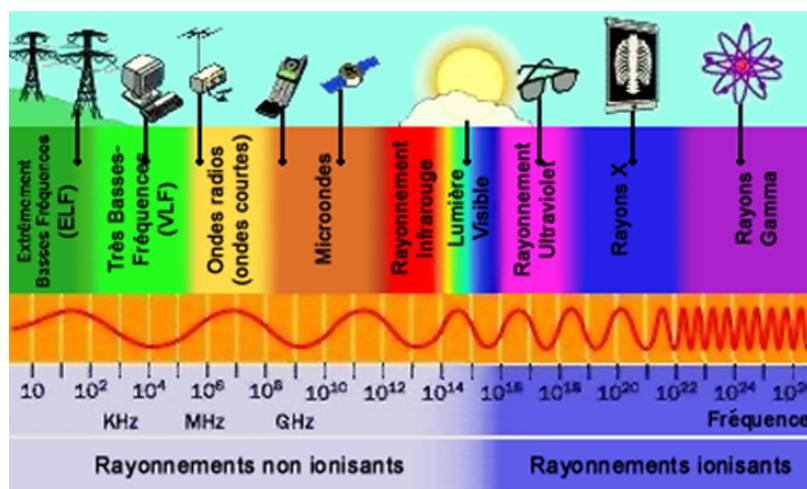


Figure 2.3: Spectre électromagnétique (ondes millimétriques)
[28]

2.3.2 Les micro-cells

La réduction de la taille de la cellule où le nombre réduit d'utilisateur par cellule d'une part et d'autre part l'augmentation de l'efficacité spectrale de la zone. La capacité totale du réseau augmente en réutilisant le spectre et en réduisant les cellules.[29]

2.3.3 Formation de faisceaux

Localiser les ondes en direction de chaque objet spécifique. Cette précision augmente l'efficacité du signal et réduit les interférences et donc consomme moins d'énergie, en même temps économise de l'énergie et de la bande passante [30].

2.3.4 Full-duplex

Pour éviter les interférences, les systèmes de communication sans fil utilisent généralement des bandes de fréquences distinctes pour la transmission et la réception. Cela permet d'obtenir des signaux orthogonaux sans interférences.

Les systèmes bidirectionnels peuvent séparer le canal montant et le canal descendant en utilisant soit le duplexage en fréquence (FDD), soit le duplexage en temps (TDD).

Le full-duplex permet la transmission et la réception simultanées sur la même bande de fréquences. Cette technologie, qui sera utilisée dans les réseaux 5G, peut doubler la capacité du réseau.

Bien que le full-duplex puisse générer des interférences dues à l'écho, ces interférences peuvent être facilement éliminées grâce aux techniques d'égalisation au niveau du récepteur.

2.3.5 Massive-MIMO

dans Massive MIMO, un nombre beaucoup plus important d'antennes sont utilisées au niveau de la station de base. Pour répondre à la demande accrue en débit pour un nombre d'utilisateurs très important, les systèmes sans fil actuels utilisent la technique MIMO pour obtenir une efficacité spectrale et une efficacité énergétique élevées.

Les nouvelles technologies MIMO développés comme le MIMO mono-utilisateur (SU-MIMO) et le MIMO multi-utilisateur (MU-MIMO) ne suffisent pas encore à répondre à la demande toujours croissante, vu que le nombre des utilisateurs sans fil a augmenté de façon exponentielle.

Massive MIMO est la technologie la plus captivante pour la 5G et au-delà, elle regroupe des centaines voire des milliers d'antennes à la station de base et desserve des dizaines d'utilisateurs simultanément.

la figure 2.4 montre cette technique:

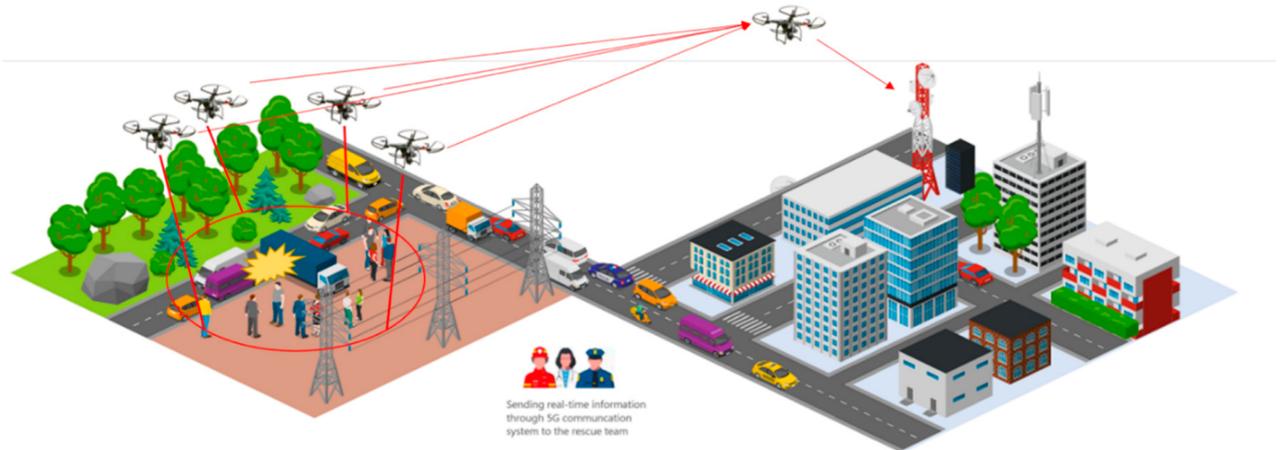


Figure 2.4: Massive MIMO
[31]

2.4 L'architecture du réseau 5G

L'architecture du réseau 5G est composée de trois couches principales comme il est illustré dans la figure 2.5 :

- Services innovants : C'est la couche supérieure comprend les services fournis par la 5G qui sont très fiables. D'une façon particulière les vidéo très hautes définitions (UHD : Ultra High Définition).
- La plateforme d'activation : C'est la couche intermédiaire du réseau 5G, elle a comme fonction de créer des valeurs significatives, elle est centrée sur le service pour soutenir la couche supérieure ,en transformant correctement les éléments mécaniques et disjoints .
- La radio hyper connectée : C'est la couche inférieure qui fournit une quantité importante de données à la couche intermédiaire de manière efficace. En raison de l'énorme trafic et des exigences strictes de latence, cette couche inclue de nouvelles technologies de réseau qui sont en cours d'étude par l'organisme de recherche.

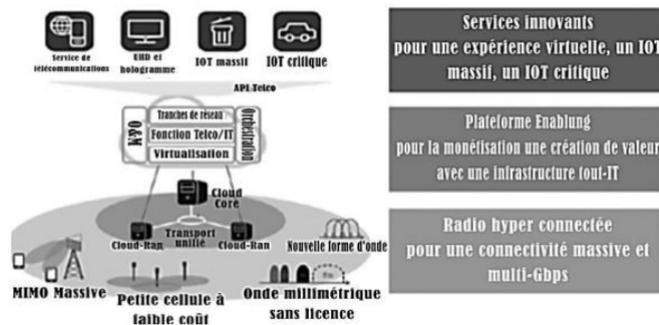


Figure 2.5: L'architecture du réseau 5G
[32]

2.5 Application visées pour le réseau de 5G

Les applications visées pour le réseau 5G couvrent un large éventail de domaines, allant de l'automobile à l'industrie 4.0 et à l'énergie[33]. Voici quelques exemples d'applications spécifiques pour le réseau 5G :

- Automobile :

Conduite autonome

La 5G sera un élément clé pour la communication ultra-fiable et à faible latence entre les véhicules, les infrastructures et les décisions basées sur l'intelligence artificielle[34].

Véhicules connectés

La 5G permettra une conduite plus agile, une meilleure gestion de la congestion routière et une vaste gamme de services de divertissement évolués[34].

Villes intelligentes

La 5G favorisera l'intégration harmonieuse des véhicules avec les infrastructures de mobilité urbaine, contribuant à des villes plus intelligentes et écoresponsables[34].

- Industrie :

Production flexible

La 5G permet une transmission de données hautement fiable, sécurisée et à grande vitesse, rendant la fabrication plus flexible, mobile et productive[35].

Connectivité IoT

La 5G offre une connectivité non seulement pour les personnes mais aussi pour l'Internet des objets, permettant une communication entre capteurs, appareils et machines dans l'industrie[35].

- Énergie :

Gestion de l'énergie

La 5G est essentielle pour gérer la complexité croissante du secteur de l'énergie, permettant une mise en réseau fiable et rapide d'innombrables capteurs, appareils et systèmes répartis géographiquement[36].

Transition énergétique

La 5G facilite la détection automatique des défaillances du réseau, l'automatisation de la distribution, la recharge en réseau des véhicules électriques et l'optimisation énergétique des bâtiments[36].

2.6 L'intégration des drones dans les réseaux 5G

L'intégration des drones dans les réseaux 5G (figure 2.6) représente une évolution technologique majeure, offrant de nouvelles possibilités dans divers domaines tels que la surveillance, la livraison, l'agriculture, et bien plus encore. Voici un aperçu des principaux aspects de cette intégration[37] :

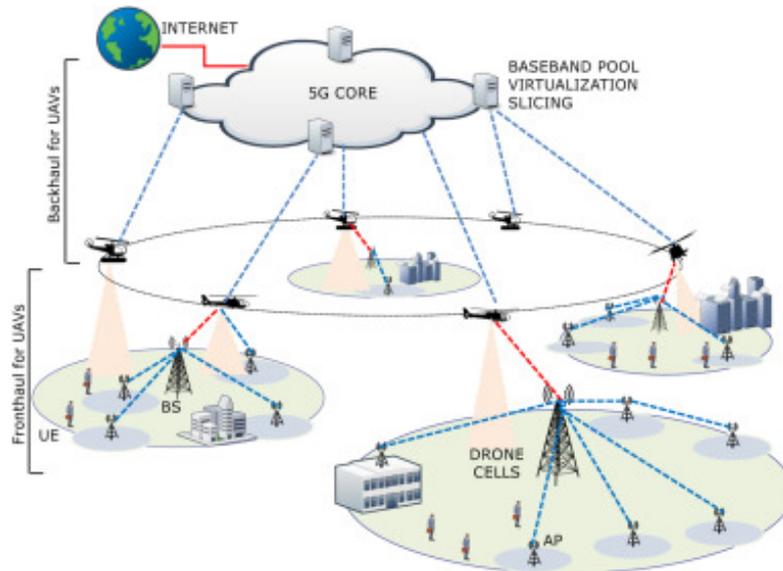


Figure 2.6: Réseaux 5G dans les drones
[38]

2.6.1 Avantages de l'Intégration des Drones avec la 5G

L'intégration des drones avec la 5G offre de nombreux avantages, notamment[39] :

- Amélioration de la Connectivité et de la Portée : Les réseaux 5G offrent une couverture plus large et des vitesses de connexion plus élevées que les générations précédentes. Cela permet aux drones de maintenir une connexion stable sur de plus longues distances, améliorant ainsi la capacité à effectuer des missions complexes et à grande échelle.
- Latence Réduite : La latence de la 5G est significativement plus faible, ce qui est crucial pour le contrôle en temps réel des drones, notamment pour les applications nécessitant une précision élevée.
- Capacité de Gestion des Données : La 5G permet de gérer un volume de données beaucoup plus important, ce qui est essentiel pour les drones équipés de capteurs . Ces données peuvent être transmises en temps réel pour des analyses et des décisions immédiates.

2.6.2 Implications pour l'utilisation des Drones

- Continuité de la Connexion : Les drones opérant dans des zones avec une couverture 5G incomplète peuvent rencontrer des interruptions de connexion, ce qui peut affecter les opérations critiques comme la surveillance en temps réel.
- Opérations Urbaines vs. Rurales : Les drones dans les environnements urbains bénéficieront d'une couverture plus dense et d'une connectivité stable grâce à la présence d'un grand nombre de petites cellules 5G. En revanche, les opérations dans les zones rurales devront souvent s'appuyer sur des bandes de fréquences plus basses offrant une couverture plus large mais des performances réduites.
- Planification des Vols : Les opérateurs de drones devront planifier les missions en tenant compte des cartes de couverture 5G disponibles pour éviter les zones de faible

connectivité. Des systèmes de secours, comme des connexions LTE ou des réseaux maillés, peuvent être nécessaires dans certaines situations.

- Évolution de la Couverture : À mesure que le déploiement de la 5G progresse, la couverture deviendra plus homogène, permettant des opérations de drones plus fiables et étendues. Les améliorations futures de la technologie 5G, comme la 5G avancée (5G+) et la 6G, offriront encore plus de capacités et de couverture.

2.7 Paramètres de placement des drones

Le problème de positionnement des drones (ou placement des drones) est un problème d'optimisation complexe qui implique de déterminer les positions optimales pour les drones dans un espace donné afin de maximiser ou minimiser certains critères de performance. Voici les différents critères qui peuvent être considérés pour résoudre ce problème:

2.7.1 Couverture

La couverture est un critère essentiel pour positionner efficacement les drones (figure 2.7). Afin d'atteindre une couverture optimale, les algorithmes de placement de drones doivent prendre en compte plusieurs facteurs, tels que le rayon de couverture et de communication, les positions possibles et les contraintes de placement, pour maximiser la surface surveillée et garantir une couverture complète des zones spécifiques[40].

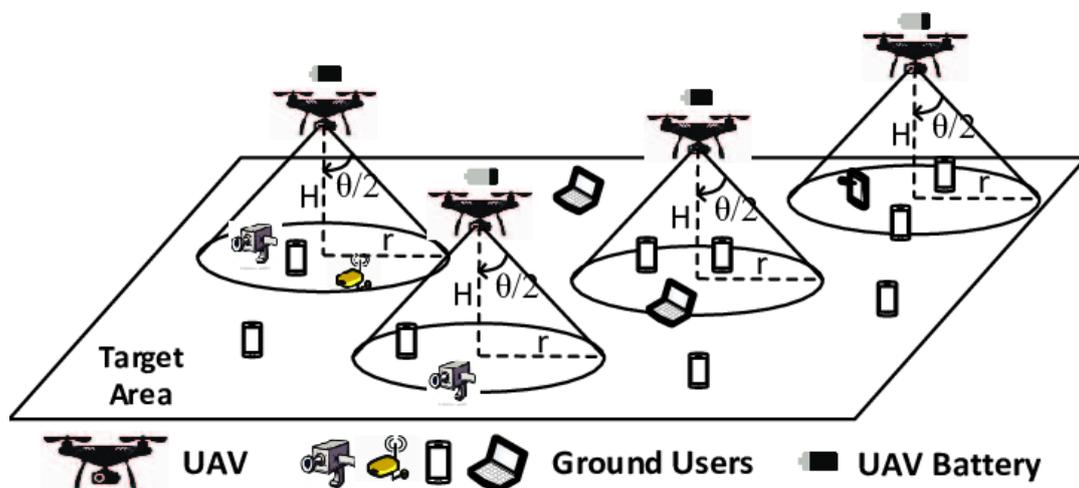


Figure 2.7: Placement des drones
[41]

2.7.2 Coût

Pour minimiser les coûts opérationnels dans le positionnement des drones, il est essentiel d'optimiser les positions pour réduire les déplacements inutiles et l'usure du matériel. Cela permet de diminuer les coûts globaux en utilisant efficacement les équipements disponibles et en réduisant les dépenses liées à l'entretien et à l'exploitation. La gestion des coûts est donc cruciale pour maintenir la viabilité économique des opérations de drone à long terme[42].

2.7.3 Connectivité

Maintenir une connectivité fiable entre les drones et avec une station de contrôle centrale est crucial pour le bon déroulement des opérations. La position des drones doit être optimisée pour maximiser la puissance du signal et minimiser les interférences, assurant ainsi une communication stable et continue. Une connectivité optimale permet le transfert efficace des données et la coordination des actions entre les drones, ce qui est essentiel pour des missions complexes nécessitant une collaboration étroite entre plusieurs unités[43].

2.7.4 Consommation d'énergie

La minimisation de la consommation d'énergie est un critère essentiel pour le positionnement des drones. Optimiser les trajectoires et les positions des drones permet de réduire la consommation d'énergie, prolongeant ainsi leur autonomie. Cela est particulièrement important pour les missions de longue durée ou dans des environnements où l'accès aux sources de recharge est limité. Une gestion efficace de l'énergie implique également de positionner les drones de manière à faciliter leur accès aux stations de recharge ou à d'autres sources d'énergie[44].

2.7.5 Qualité du Service

La qualité du service est un critère déterminant pour assurer que les drones remplissent leurs missions avec un haut niveau de performance. Pour des applications telles que la surveillance, où la qualité des images est cruciale, ou la cartographie, où la précision des mesures est essentielle, les drones doivent être positionnés de manière à optimiser ces aspects. Assurer une qualité de service optimale signifie que les drones peuvent fournir des résultats précis et fiables, répondant ainsi aux exigences spécifiques de chaque mission[45].

2.7.6 Délai

Le délai est un critère essentiel, en particulier pour les missions où le facteur temps est critique, les drones doivent être positionnés de manière à minimiser le temps nécessaire pour atteindre une cible ou effectuer une tâche. Une gestion efficace des délais implique de prévoir des positions stratégiques qui permettent aux drones de réagir rapidement aux demandes et de réduire les temps d'attente, améliorant ainsi la réactivité et l'efficacité globale des opérations.

2.7.7 Réactivité

La réactivité est un critère essentiel pour des missions critiques telles que la recherche et le sauvetage. Les drones doivent être positionnés de manière à pouvoir atteindre rapidement

une position ou une cible spécifique. Minimiser le temps de réponse implique de positionner les drones de façon stratégique afin qu'ils puissent réagir et s'adapter rapidement aux changements dans l'environnement ou aux nouvelles missions. Une réactivité optimale améliore la capacité des drones à effectuer leurs tâches de manière efficace et en temps opportun[46].

2.8 Conclusion

Ce chapitre a examiné en profondeur les innovations de la 5G et leur intégration avec les drones. Les technologies de la 5G, telles que les ondes millimétriques, les micro-cells, la formation de faisceaux, le full-duplex et le massive-MIMO, améliorent considérablement la bande passante, la couverture et l'efficacité spectrale. L'utilisation des drones dans les réseaux 5G présente des avantages notables pour la couverture et la réactivité, tout en posant des défis à surmonter. En résumé, la 5G représente une avancée majeure dans les réseaux mobiles, promettant des applications novatrices et une communication améliorée grâce à l'intégration optimisée des drones.

3.1 Introduction

Une méthode d'optimisation est une méthode qui cherche la meilleure allocation des ressources rares aux activités dans une situation décrite par un modèle mathématique. Alors c'est une discipline qui occupe une place très importante dans plusieurs domaines, comme la recherche opérationnelle, l'intelligence artificielle, la biologie, les mathématiques et l'informatique.

Les problèmes d'optimisation sont catégorisés en deux classes principales en fonction de leur complexité : la classe P (Polynomial time) et la classe NP (Non deterministic Polynomial time). La théorie de la complexité évalue la difficulté de chaque algorithme résolvant un problème en mesurant les ressources requises pour sa résolution, telles que le temps de calcul et l'espace mémoire nécessaire.

3.2 Problème d'optimisation

Un problème d'optimisation en mathématiques vise à trouver la meilleure solution possible pour un problème donné. Plus précisément, il s'agit de maximiser ou minimiser la valeur d'une fonction objectif $f : R^n \rightarrow R$ sur un domaine D inclus dans R^n . Ce type de problème est noté sous forme de maximisation de $f(x)$ sous contrainte $x \in D$ ou de minimisation de $f(x)$ sous contrainte $x \in D$. La solution optimale d'un problème d'optimisation est un point $x \in D$ qui satisfait les conditions de maximisation ou de minimisation de la fonction objectif[47].

3.3 Notions et concepts relatifs à l'optimisation

Un problème d'optimisation se caractérise par un espace d'états, une ou plusieurs fonctions objectifs, et un ensemble de contraintes défini par (S,C,X,f) [48, 49] :

- S l'ensemble des solutions possibles du problème traité
- C les contraintes que doit satisfaire une solution afin d'être admissible.
- X un sous-ensemble de S représentant les solutions réalisables (admissibles).

- f une fonction du coût qui associe à chaque solution s une valeur numérique $f(s)$ (nombre réel ou entier) représentant la qualité de s .

3.3.1 Voisinage

Le voisinage $V(s)$ d'une solution s est un sous-ensemble de configurations de S qui peuvent être atteintes à partir de s en appliquant une transformation donnée. Une solution s' est considérée comme une voisine de s si elle appartient à $V(s)$.

3.3.2 Optimum local

L'optimum local est défini comme la meilleure solution qui se trouve dans un voisinage $V(s)$ spécifique de la solution s . Ainsi, une solution s' (qui est une solution de l'ensemble S) est considérée comme un optimum local de la structure du voisinage $V(s)$ de la solution s si elle vérifie un des deux condition suivante :

$$f(s') \leq f(s) \forall s \in V(s) \quad \text{dans le cas de minimisation} \quad (3.1)$$

$$f(s') \geq f(s) \forall s \in V(s) \quad \text{dans le cas de maximisation} \quad (3.2)$$

3.3.3 Optimum global

Une solution est considérée comme l'optimum global d'un problème d'optimisation lorsqu'aucune autre solution de meilleure qualité n'existe. Ainsi, la solution $s^* \in S$ est définie comme l'optimum global si :

$$\forall s \in S, \begin{cases} f(s^*) \leq f(s) & \text{dans le cas de minimisation} \\ f(s^*) \geq f(s) & \text{dans le cas de maximisation} \end{cases} \quad (3.3)$$

La notion d'optimum local et optimum global est illustrée dans la figure 3.1 :

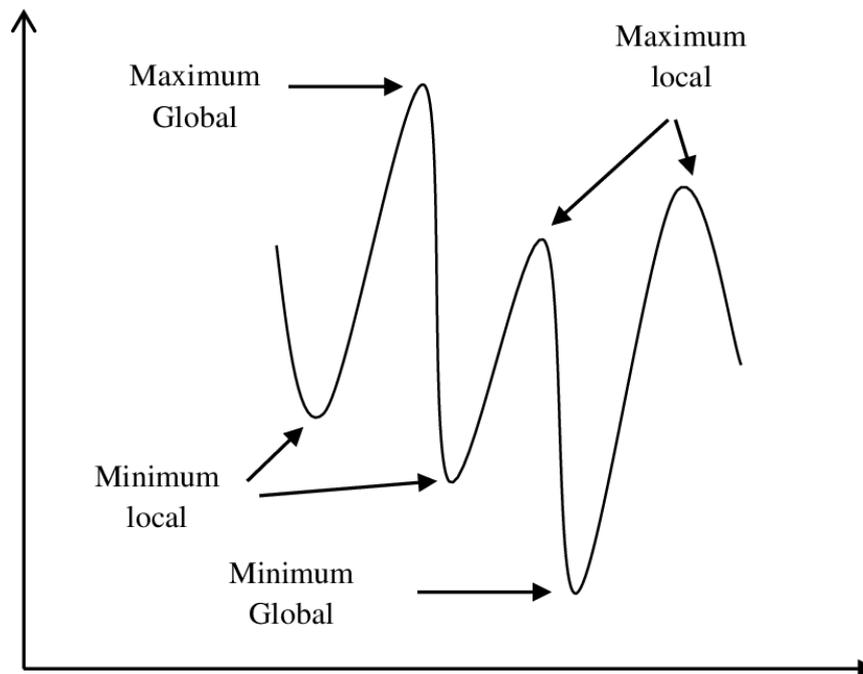


Figure 3.1: Optimum local et global.

[49]

3.3.4 Intensification et diversification

La recherche de l'optimum d'une fonction objectif est généralement effectuée à l'aide de deux opérateurs de recherche fondamentaux : l'intensification et la diversification[50] .

- Intensification : L'intensification se concentre sur l'amélioration de la solution actuelle en optimisant les solutions déjà connues pour améliorer leur qualité.
- Diversification : la diversification vise à explorer de nouvelles régions de l'espace de recherche pour éviter de rester coincé dans des optima locaux et trouver l'optimum global de manière efficace.

3.3.5 Espace d'état

l'espace d'état représente l'ensemble des solutions potentielles qu'un algorithme explore pour trouver l'optimum d'une fonction objectif. Dans ce contexte, l'intensification et la diversification sont des stratégies clés utilisées pour naviguer efficacement dans l'espace d'état et trouver la meilleure solution possible.

3.3.6 Contraintes

Une contrainte représente une limitation ou une condition imposée sur les variables d'un problème pour restreindre les solutions possibles.

3.3.7 Fonction objectif

La fonction objectif, est une fonction utilisée pour déterminer la meilleure solution à un problème d'optimisation. Elle peut être une fonction de coût à minimiser ou une fonction de profit à maximiser.

3.4 Classification des problèmes d'optimisation

Les problèmes d'optimisation font partie intégrante de notre vie quotidienn, c'est problèmes sont classés selon différents critères (Figure 3.2) . Par conséquent, nous distinguons les problèmes en fonction de : la complexité du problème, la nature du problème, le nombre d'optimums, le type de fonction objectif et le nombre de contraintes [51].

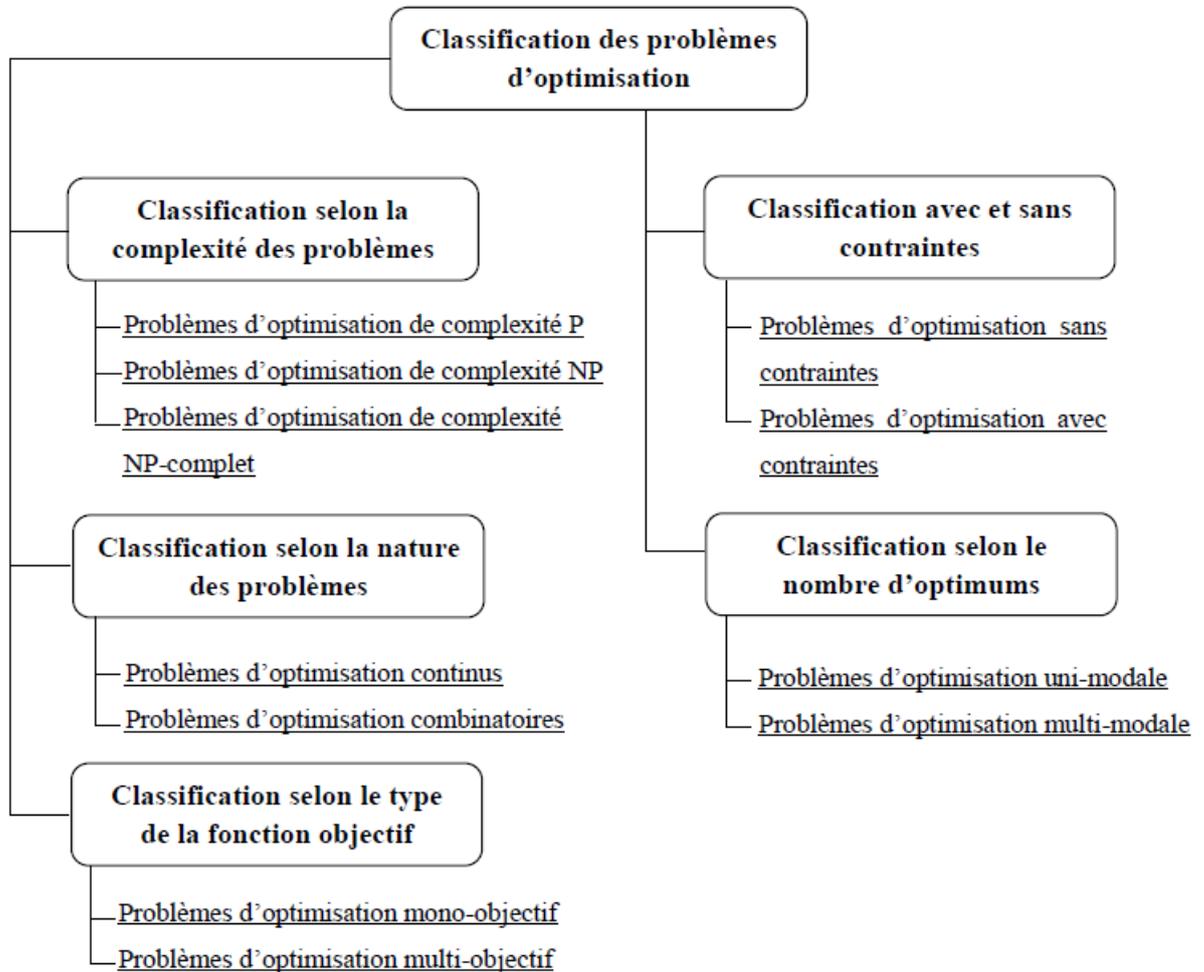


Figure 3.2: Classification des problèmes d'optimisation.
[49]

3.4.1 Classification selon la complexité des problèmes d'optimisation

Les problèmes d'optimisation sont classés selon leur complexité en deux classes principales: la classe P (Polynomial time) et la classe NP (Non deterministic Polynomial time). En outre, elle partage les problèmes de la classe NP en deux sous classes: NP complet et NP difficile[52, 53].

3.4.1.1 Problèmes d'optimisation de complexité P

Les problèmes de complexité P sont considérés comme relativement faciles à résoudre, car ils admettent des solutions efficaces sans nécessiter de ressources exponentielles. Ainsi, la

classe P regroupe des problèmes d'optimisation pour lesquels des algorithmes polynomiaux existent pour les résoudre de manière efficiente.

3.4.1.2 Problèmes d'optimisation de complexité NP

C'est l'ensemble des problèmes non déterministes polynomiaux qui peuvent être résolus et vérifier en temps polynomial si une solution proposée permet d'affirmer que la réponse est "oui" pour cette instance. Les méthodes de résolution utilisées pour ces problèmes sont des heuristiques, qui permettent de trouver une solution optimale sans pouvoir la démontrer.

3.4.1.3 Problèmes d'optimisation de complexité NP-complet

Les problèmes NP-complets sont effectivement un sous-ensemble des problèmes NP, mais ils sont particuliers car ils sont parmi les plus difficiles de cette classe. Un problème est NP-complet s'il vérifie deux conditions :

- Il est dans la classe NP, ce qui signifie qu'une solution vérifiable peut être trouvée en temps polynomial.
- Tout autre problème dans la classe NP peut être réduit à ce problème en temps polynomial.

3.4.1.4 Problèmes d'optimisation de complexité NP-difficile

Un problème est NP-difficile s'il est aussi difficile que les problèmes NP Complets, mais il n'est pas nécessairement dans la classe NP. Cela signifie qu'un problème NP-difficile peut ne pas avoir de solution vérifiable en temps polynomial.

3.4.2 Classification selon la nature des problèmes

3.4.2.1 Problèmes d'optimisation continus

Les problèmes d'optimisation continue sont des problèmes d'optimisation dans lesquels les éléments d'entrée du problème changent au fil du temps. Dans de tels problèmes, le cas linéaire (notamment lié à la programmation linéaire) est brièvement séparé du cas non linéaire, où le problème d'optimisation est difficile[54]. La fonction objectif varie avec le temps :

$$f(x) = ft(x), \text{ avec } t \text{ le temps où la fonction objective est évaluée.}$$

3.4.2.2 Problèmes d'optimisation combinatoires

Un problème d'optimisation combinatoire est défini par un ensemble d'instances. A chaque instance du problème est associé un ensemble discret de solution. Ce type de problème est souvent facile à définir mais généralement difficile à résoudre. En effet la plupart des problèmes combinatoires appartiennent à la classe des problèmes NP-complets[55].

3.4.3 Classification selon le type de la fonction objectif

3.4.3.1 Problèmes d'optimisation mono-objectif

Les problèmes d'optimisation mono-objectif sont définis par une unique fonction objectif à minimiser ou maximiser pour trouver la meilleure solution possible. Ces problèmes visent

à optimiser une seule performance du système étudié, telle que le temps de réponse, la robustesse, ou tout autre critère spécifique.

3.4.3.2 Problèmes d'optimisation multi-objectif

les problèmes multi-objectifs cherchent à optimiser simultanément plusieurs fonctions objectif, ce qui peut rendre la résolution plus complexe en raison des potentielles contradictions entre ces objectifs. La solution à ce problème visent à trouver un ensemble de solutions efficaces appelé "ensemble de Pareto".

3.4.4 Classification selon les contraintes

3.4.4.1 Problèmes d'optimisation sans contraintes

Un problème d'optimisation sans contrainte est un problème où la fonction objectif non linéaire est définie sur un ensemble de valeurs réelles sans contraintes.

3.4.4.2 Problèmes d'optimisation avec contraintes

Un problème d'optimisation avec contraintes implique une fonction objectif, souvent non linéaire, définie sur un ensemble limité de valeurs réelles. Ces problèmes incluent généralement des contraintes mathématiques ou symboliques qui limitent les solutions possibles[56].

3.4.5 Classification selon le nombre d'optimums

3.4.5.1 Problèmes d'optimisation uni-modale

Un problème d'optimisation uni-modale est un problème dans lequel l'espace de recherche ne contient qu'un optimum global (un minimum global dans le cas d'une minimisation ou un maximum global dans le cas d'une maximisation).

3.4.5.2 Problèmes d'optimisation multimodale

Un problème d'optimisation multimodale est un problème dans lequel l'espace de recherche contient plusieurs optimums (locaux et globaux). Ce problème évite les optimums locaux et permet la localisation de plusieurs optimums globaux en même temps.

3.5 Les méthodes d'optimisation

Les méthodes de l'optimisation peuvent être classées en deux grandes familles figure 3.3 :

- les méthodes exactes
- les méthodes approchées.

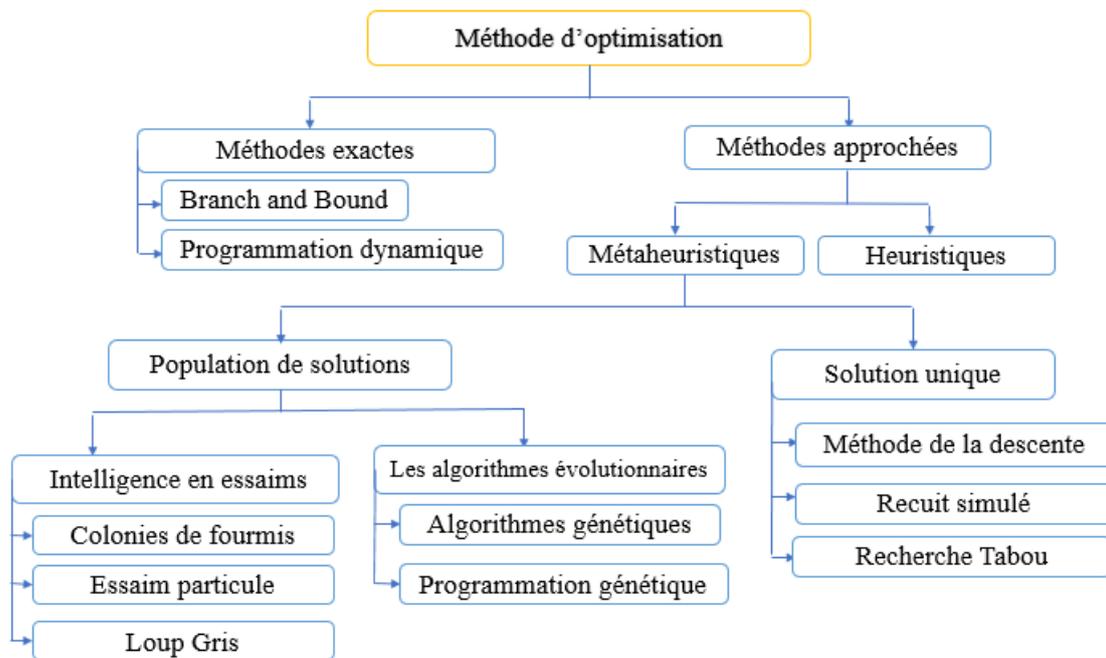


Figure 3.3: Classification des méthodes d'optimisation.

3.6 Les méthodes exactes

Cette classe de méthodes de résolution est dédiée aux problèmes de taille raisonnable. Il existe de nombreuses méthodes exactes telles que la famille de Branche X (algorithm Branch and Bound[57], Branch and Cut, Branch and Price, la programmation dynamique).

3.6.1 Un algorithme de branche X

Utilise une stratégie de division et de conquête pour partitionner l'espace de la solution en sous-problèmes, puis optimise individuellement chaque sous-problème, exemple Branch and Bound.

3.6.2 La méthode Branch and Bound (B&B)

La méthode de séparation et d'évaluation (Branch and Bound, B&B) est utilisée pour la résolution exacte des problèmes d'optimisation combinatoire, visant à minimiser le coût de la recherche. Elle utilise un mécanisme de recherche intelligent pour explorer efficacement l'espace de recherche et trouver rapidement la solution optimale. Cette méthode combine deux principes essentiels : la séparation et l'évaluation.

3.6.3 Programmation dynamique

Le résultat découle des travaux de Richard Bellman[58] dans les années cinquante, qui a développé une méthode efficace pour la résolution exacte de problèmes d'optimisation grâce à une approche basée sur la récursivité. Cette méthode décrit la valeur optimale du critère à une étape donnée en fonction de sa valeur à l'étape précédente.

3.7 Les méthodes approchées

Le plus grand avantage offert par les méthodes exactes est la garantie de l'optimalité de la solution fournie. On est ainsi convaincu que ce serait la meilleure décision à prendre pour optimiser les critères considérés. Cependant, le temps nécessaire pour exécuter de telles méthodes augmente exponentiellement avec la taille du problème à résoudre. Ceci n'est pas toujours satisfaisant, surtout dans les situations réelles qui nécessitent une prise de décision instantanée. Pour cela, le décideur est amené, parfois, à faire recours aux méthodes d'optimisation approchées qui permettent de prendre une décision, pas nécessairement optimale, en un temps d'exécution réduit.

Dans la classe des méthodes approchées, nous distinguons deux types de méthodes :

- les heuristiques
- les métaheuristiques

3.7.1 Heuristiques

Les méthodes heuristiques, introduites par G. Polya en 1945[59], visent à trouver des solutions de qualité à un coût de calcul raisonnable. Elles sont approximatives, offrant des solutions satisfaisantes avec peu d'effort, mais sans garantir l'optimalité. Ces approches sont conçues pour fournir des approximations de solutions exactes de qualité, en se basant initialement sur l'expertise et l'expérience des spécialistes pour explorer efficacement l'espace de recherche.

Les heuristiques peuvent être classées suivant la procédure choisie pour le calcul de la solution réalisable en deux catégories : les heuristiques gloutonnes ou constructives et les heuristiques de recherche locale[60].

3.7.1.1 Algorithme glouton

Les heuristiques gloutonnes partent d'une solution vide et génèrent de nouvelles solutions en ajoutant, itérativement, des composantes à la solution en cours de construction jusqu'à l'obtention d'une solution complète. Tandis que les heuristiques de recherche locale démarrent avec une ou plusieurs solutions initiales et cherchent à les améliorer dans un voisinage bien défini, telles que l'algorithme de la descente [61].

3.7.2 Métaheuristiques

Le terme métaheuristique fait référence à une méthode d'optimisation approchée non-spécifique à un problème donné, mais qui peut être adaptée à divers problèmes. Ces méthodes constituent une très bonne alternative aux méthodes exactes et aux méthodes heuristiques puisqu'elles permettent d'obtenir une solution réalisable, pas nécessairement optimale mais souvent de très bonne qualité, en un temps de résolution raisonnable sans nécessiter, en général, un espace de stockage important. Ainsi, elles sont plus adaptées à la résolution des problèmes d'optimisation de grandes tailles et aux situations réelles nécessitant une prise de décision rapide [62].

3.8 Classification des métaheuristiques

Pour classer les métaheuristiques, il est essentiel de distinguer entre les métaheuristiques à solution unique et celles à population de solutions :

3.8.1 Métaheuristiques à solution unique

Les métaheuristiques à solution unique commencent la recherche avec une seule solution initiale et s'appuient sur la notion de voisinage pour améliorer la qualité de la solution actuelle. Elles explorent progressivement le voisinage de la solution actuelle au cours des différentes itérations, en modifiant la solution initiale en fonction de son voisinage. Ce processus vise à améliorer la qualité de la solution au fil du temps. Les métaheuristiques à solution unique sont également appelées (S-métaheuristiques) et peuvent être considérées comme des trajectoires de recherche dans l'espace de recherche du problème à résoudre. Les méthodes les plus connues incluent la méthode de descente[63], le recuit simulé[64], la recherche tabou[65][66].

3.8.1.1 La méthode de descente :

La méthode de descente, également connue sous le nom de recherche locale, est une des méthodes métaheuristiques les plus anciennes et les plus simples. Elle débute avec une solution initiale et à chaque itération, remplace la solution actuelle par un voisin qui améliore la fonction objectif. La recherche se termine lorsque tous les voisins possibles sont moins performants que la solution actuelle, indiquant ainsi l'atteinte d'un optimum local.

L'algorithme 1 modifier S pour obtenir une nouvelle solution S' de meilleure qualité que S et qui appartient à son voisinage. Le choix de la fonction de voisinage est important. Il dépend de l'objectif à atteindre. En fait, si l'objectif est de minimiser le coût on doit suivre la direction de la vallée. Sinon (dans le cas de maximisation), on doit suivre la direction du sommet.

Algorithm 1 La recherche locale simple (la descente)

```
1: Début
2: Construire une solution initiale  $s$  ;
3: Calculer la fitness  $f(s)$  de  $s$  ;
4: Tant que la condition d'arrêt n'est pas vérifiée faire
5:   Modifier  $s$  pour obtenir une nouvelle solution voisine  $s'$  ;
6:   Calculer  $f(s')$  ;
7:   Si  $f(s')$  est meilleure que  $f(s)$  alors
8:     Remplacer  $s$  par  $s'$  ;
9:   Fin Si
10: Fin Tant que
11: Retourner  $s$  ;
12: Fin
```

3.8.1.2 La méthode de recuit simulé :

Le recuit simulé est une méthode de recherche locale (introduite par Kirkpatrick, Gelatt et Vecchiet en (1983))[67] . Qui s'inspire du processus de recuit en métallurgie. Cette méthode alterne des cycles de refroidissement lents et de réchauffage (recuit) pour minimiser l'énergie du matériau. Dans le contexte de l'optimisation, le recuit simulé permet de trouver les extrema d'une fonction en simulant le processus de refroidissement et de réchauffage de manière contrôlée. Cette méthode est particulièrement utile pour résoudre des problèmes d'optimisation complexes et sans définition mathématique sous-jacente, car elle n'a pas

besoin de prendre des dérivées. Le recuit simulé est une méthode numérique heuristique qui évolue aléatoirement les points dans l'espace de recherche en fonction de la température et de l'énergie des points. Cette méthode permet de sortir des optima locaux et de trouver des solutions globalement optimales.

L'algorithme 2 présente le fonctionnement de la méthode Recuit Simulé. Le paramètre T représente la température qui diminue tout en long de la résolution. Une probabilité est liée à la température et aux valeurs de la fonction de fitness de la solution actuelle et celle de la solution voisine. Cette probabilité définit l'acceptation de la nouvelle solution.

Algorithm 2 Algorithme Recuit Simulé

```
1: Result :  $S$  : Solution
2: Données :
3:  $S0$ ,  $S$  et  $S0$  : Solution initiale, optimale et voisine;
4:  $V$  voisin : Liste de solutions;
5:  $T0$ ,  $T$ ,  $fit$  : réels;
6: début
7: Initialiser  $S0$  et  $T0$ ;
8:  $S \leftarrow S0$ ;
9:  $T \leftarrow T0$ ;
10:  $fit \leftarrow f(S)$ ;
11: répéter
12: Choisir aléatoirement  $S0$  en Voisin ( $S$ );
13:  $\delta = f(S0) - fit$ ;
14: Si  $\delta \leq 0$  alors
15:    $S \leftarrow S0$ ;
16:    $fit \leftarrow f(S)$ ;
17: sinon
18:   Prendre  $p$  nombre aléatoire de  $[0, 1]$ ;
19:   Si  $p < e^{-\delta/T}$  alors
20:      $S \leftarrow S0$ ;
21:      $fit \leftarrow f(S)$ ;
22:   fin Si
23: fin Si
24: fin
25: Mise à jour de la température  $T$ ;
26: jusqu'à critère d'arrêt;
27: fin
```

3.8.1.3 La méthode de recherche avec Tabous :

La recherche tabou (TS) est une métaheuristique basée sur une solution unique, introduite en 1986 par Glover. C'est une méthode avancée de recherche locale qui s'appuie sur des règles et des mécanismes pour orienter la recherche de manière intelligente. L'optimisation de la solution avec la recherche tabou repose sur deux principes clés : l'exploitation du voisinage et l'utilisation d'une mémoire pour guider de façon intelligente le processus de recherche.

La recherche tabou est souvent utilisée pour résoudre des problèmes d'optimisation combinatoire complexes, tels que le problème du sac à dos, le problème de coloration de graphe et le problème de placement de circuits intégrés. Elle est considérée comme une méthode de recherche locale efficace en raison de sa capacité à éviter les optima locaux et les cycles.

L'algorithme 3 résume la procédure de la Recherche Taboue

Algorithm 3 Algorithme Recherche taboue

```
1: Result :  $S$  : Solution
2: Données :
3:  $S_0, S$  et  $S'$  : Solution initiale, optimale et voisine;
4:  $Voisin, ListeTaboue$  : Liste de solutions;
5:  $T_0, T, fit$  : réels;
6: début
7: Initialiser  $S_0, Voisin$  et  $ListeTaboue$ ;
8:  $S \leftarrow S_0$ ;
9:  $fit \leftarrow f(S)$ ;
10: répéter
11: Choisir la meilleure  $S' \in Voisin(S)$  tel que  $S' \notin ListeTaboue$ ;
12:   Si  $S'$  est meilleure que  $S$  alors
13:      $S \leftarrow S'$ ;
14:   fin Si
15: Enfiler( $ListeTaboue, S'$ );
16:   Si  $ListeTaboue$  est pleine alors
17:     Défiler( $ListeTaboue$ );
18:   fin Si
19: jusqu'à critère d'arrêt;
20: fin
```

3.8.2 Les métaheuristiques à population de solutions

Les métaheuristiques à population de solutions sont des algorithmes d'optimisation qui travaillent sur une population de solutions plutôt qu'une solution unique. Elles sont souvent inspirées de la nature et visent à atteindre un optimum global en évitant les optima locaux. On distingue dans cette catégorie, les algorithmes évolutionnaires, énoncée par Charles Darwin (Darwin, 1859) et les algorithmes d'intelligence en essaim[68] :

3.8.2.1 Les algorithmes évolutionnaires

Les algorithmes évolutionnistes ou algorithmes évolutionnaires (EC : Evolutionary Computation), sont une classe d'algorithmes d'optimisation inspirés de la théorie de

l'évolution, qui sont largement utilisés dans de nombreux domaines pour résoudre des problèmes difficiles. Ils sont composés de trois éléments fondamentaux : la représentation du problème, l'évaluation de la fitness, et les opérateurs évolutionnaires. Il existe plusieurs types d'algorithmes évolutionnaires, chacun ayant ses propres caractéristiques et applications. Les algorithmes évolutionnaires sont considérés comme des méthodes d'optimisation stochastique, adaptative, et robuste, et peuvent être combinés avec d'autres méthodes d'optimisation pour améliorer leur performance[69].

Comme il est indiqué dans la figure 3.4 :

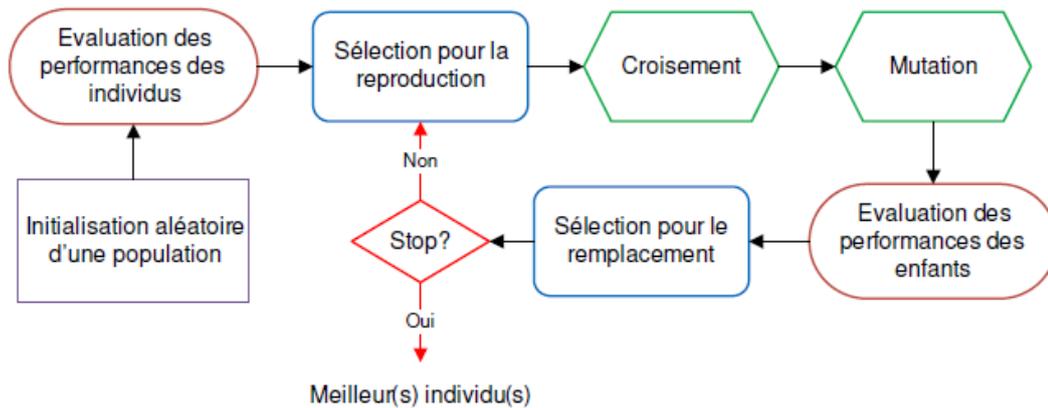


Figure 3.4: Principe d'un algorithme évolutionnaire (EA)
[69]

a) Les algorithmes génétiques

Les algorithmes génétiques (GA : Genetic Algorithms) sont, des méthodes d'optimisation proposées par John Holland et ses élèves à l'Université du Michigan sur les systèmes adaptatifs [Holland, 1975][70]. Qui a été inspirées du processus d'évolution des êtres vivants. Ils sont basés sur un processus de sélection naturelle et fonctionnent en faisant évoluer une population de solutions candidates, appelées individus, il applique l'ensemble d'Operations jusqu'à atteindre les meilleures solutions[71].

Algorithm 4 Algorithme génétique

- 1: Phase d'initialisation de la population, $B = 0$
 - 2: Initialisation des N individus selon une distribution uniforme
 - 3: Phase d'évolution de la population
 - 4: **Tant que** critère de fin non satisfait **faire**
 - 5: Génération suivante $B + 1$
 - 6: Sélection aléatoire de p individus parents
 - 7: Croisement des p individus sélectionnés
 - 8: Mutation des y enfants obtenus
 - 9: Évaluation des y enfants obtenus
 - 10: S sélections pour le remplacement
 - 11: **Fin Tant que**
-

b) La programmation évolutionnaire

La programmation évolutionnaire (EP) [Fogel 66][72] : Un an après l'apparition des stratégies d'évolution, cette famille voit le jour dans le cadre de nouveaux concepts d'apprentissage en intelligence artificielle, pour la création d'automates à états finis. Chaque individu de la population est vu comme appartenant à une espèce distincte. Lors de la phase de reproduction, chaque individu génère donc un descendant[73].

3.8.2.2 Les algorithmes d'intelligence en essaims

L'intelligence en essaim (SI : Swarm Intelligence) est née de la modélisation mathématique et informatique des phénomènes biologiques rencontrés en éthologie [Bonabeau et al., 1999]. Elle sont des techniques d'optimisation inspirées du comportement collectif des essaims d'animaux. Ces algorithmes sont basés sur la collaboration et la communication entre les individus pour résoudre des problèmes complexes. Le terme « essaim » est couramment utilisé pour désigner un ensemble fini de particules ou d'agents en interaction. Par exemple, les fourmis laissent des traces de phéromones pour indiquer des chemins, les abeilles s'agglutinent entre elles pendant l'hiver pour se protéger du froid et se répartissent les tâches pour organiser la vie de la ruche, les oiseaux adoptent une formation en V pour minimiser les pertes aérodynamiques lors des longues migrations et les poissons adoptent une formation en banc serré pour se protéger des prédateurs.

a) Algorithmes de colonies de fourmis

L'optimisation par colonies de fourmis (ACO : Ant Colony Optimization). Le but initial de cette méthode était de résoudre le problème du voyageur de commerce. La principale illustration de ce constat est donnée par la Figure 3.5 . On voit sur cette figure que, si un obstacle est introduit sur le chemin des fourmis, les fourmis vont, après une phase de recherche, avoir tendance à toutes emprunter le plus court chemin entre le nid et l'obstacle. Plus le taux de phéromone à un endroit donné est important, plus une fourmi va avoir tendance à être attirée par cette zone. Les fourmis qui sont arrivées le plus rapidement au nid en passant par la source de nourriture sont celles qui ont emprunté la branche la plus courte du trajet. Il en découle donc que la quantité de phéromones sur ce trajet est plus importante que sur le trajet plus long. De ce fait, le plus court chemin a une probabilité plus grande d'être emprunté par les fourmis que les autres chemins et sera donc, à terme, emprunté par toutes les fourmis[74, 75].

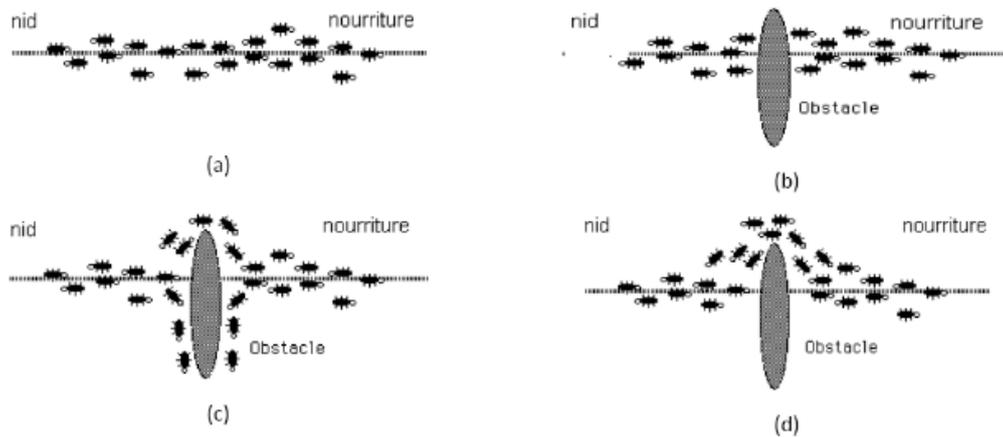


Figure 3.5: Détermination du plus court chemin par une colonie de fourmis. (a) Situation initiale, (b) Introduction d'un obstacle, (c) Recherche du chemin optimal, (d) Prédominance du chemin optimal.

[74]

b) L'optimisation par essaim particule

L'optimisation par essaim particule (PSO: Particle Swarm Optimization) a été proposée par Kennedy et Eberhart en 1995]. Il est basée sur le comportement social des essaims, comme celui des oiseaux ou des poissons. Le PSO génère un essaim de particules, chacune représentant une solution potentielle du problème d'optimisation. Les particules se déplacent dans l'espace de recherche et sont attirées par leur meilleure solution et celle de leurs voisins. Chaque particule est équipée d'une mémoire contenant ses données de vol (position, vitesse et meilleure solution au problème) et est capable de communiquer avec son entourage. Cependant, l'algorithme PSO a un inconvénient majeur : la convergence rapide peut engendrer une optimisation locale. Pour améliorer ses performances, plusieurs améliorations ont été apportées à l'algorithme de base. L'objectif de l'optimisation par essaim particulaire est de trouver la solution optimale la plus proche de la solution exacte, car il n'est pas garanti de trouver une solution exacte. Le mouvement d'une particule est influencé par trois composantes (figure 3.6) :

- Une composante physique : la particule tend à suivre sa direction courante de déplacement.
- Une composante cognitive : la particule tend à se diriger vers le meilleur site par lequel elle est déjà passée .
- Une composante sociale : la particule tend à se fier à l'expérience de ses congénères et, ainsi, à se diriger vers le meilleur site déjà atteint par ses voisins.

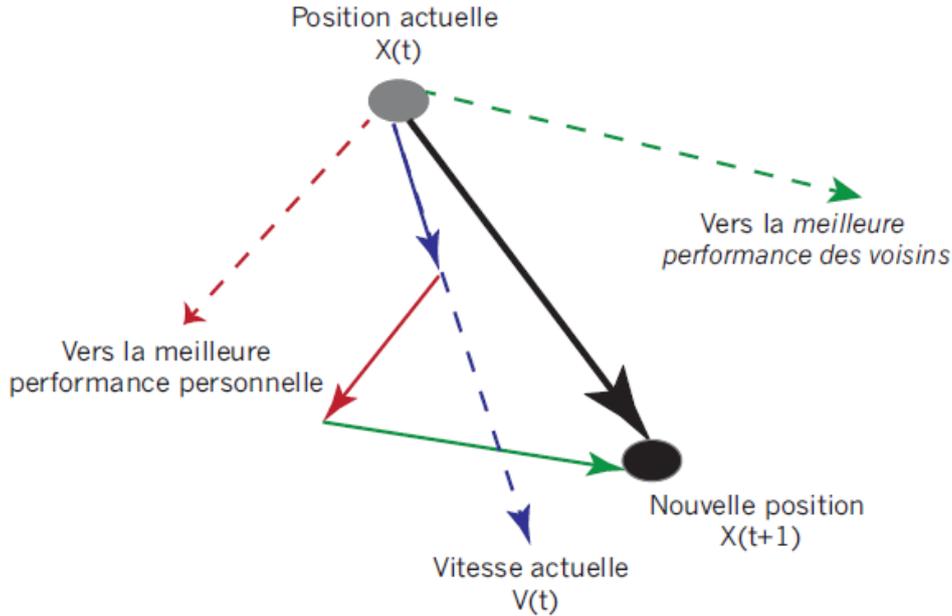


Figure 3.6: PSO - Déplacement d'une particule.
[49]

Dans un espace de recherche de dimension D , la particule i de l'essaim est modélisée par son vecteur position $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$ et par son vecteur vitesse $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$. Cette particule garde en mémoire la meilleure position par laquelle elle est déjà passée, que l'on note $p_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})$. La meilleure position atteinte par toutes les particules de l'essaim est notée $g = (g_1, g_2, \dots, g_D)$. Au temps t , le vecteur vitesse est calculé à partir de (2.4).

$$v_{ij}(t) = w \cdot v_{ij}(t-1) + c_1 \cdot r_1 \cdot (p_{ij}(t-1) - x_{ij}(t-1)) + c_2 \cdot r_2 \cdot (g_j(t-1) - x_{ij}(t-1)), \quad j \in \{1, \dots, D\} \quad (3.4)$$

où w est en général une constante appelée, coefficient d'inertie, c_1 et c_2 sont deux constantes, appelées coefficients d'accélération, r_1 et r_2 sont deux nombres aléatoires tirés uniformément dans $[0,1]$ à chaque itération et pour chaque dimension.

$w \times v_{ij}(t-1)$ correspond à la composante physique du déplacement. Le paramètre w contrôle l'influence de la direction de déplacement sur le déplacement futur. Il est à noter que, dans certaines applications, le paramètre w peut être variable.

$c_1 \times r_1 \times (p_{ij}(t-1) - x_{ij}(t-1))$ correspond à la composante cognitive du déplacement. c_1 contrôle le comportement cognitif de la particule.

$c_2 \times r_2 \times (g_j(t-1) - x_{ij}(t-1))$ correspond à la composante sociale du déplacement. c_2 contrôle l'aptitude sociale de la particule.

La combinaison des paramètres w , c_1 et c_2 permet de régler la balance entre les phases diversification et intensification du processus de recherche [Shi et al., 1998 ; Kennedy et al., 2001]. Il est à noter que le terme "vitesse" est ici abusif car les vecteurs V_i ne sont pas homogènes à une vitesse. Il serait plus approprié de parler de "direction de déplacement". Cependant, pour respecter l'analogie avec le monde animalier, les

auteurs ont préféré utiliser le terme "vitesse". La position au temps t de la particule i est alors définie par (2.5).

$$x_{ij}(t) = x_{ij}(t-1) + v_{ij}(t), j \in \{1, \dots, D\} \quad (3.5)$$

L'OEP est un algorithme à population. Il commence par une initialisation aléatoire de l'essaim dans l'espace de recherche. A chaque itération de l'algorithme, chaque particule est déplacée suivant (2.4) et (2.5). Une fois le déplacement des particules effectué, les nouvelles positions sont évaluées. Les p_i ainsi que g sont alors mis à jour. Cette procédure est résumée par l'Algorithme 5. N est le nombre de particules de l'essaim.

Algorithm 5 Algorithme d'optimisation par essaim particulaire

- 1: Initialisation aléatoire des positions et des vitesses de chaque particule
 - 2: Pour chaque particule $i, p_i = X_i$
 - 3: que le critère d'arrêt n'est pas atteint **faire**
 - 4: **Pour** $i = 1$ à N **faire**
 - 5: Déplacement de la particule à l'aide de (2.4) et (2.5)
 - 6: Évaluation des positions
 - 7: **Si** $f(X_i) < f(p_i)$ **alors**
 - 8: $p_i = X_i$
 - 9: **Fin Si**
 - 10: **Si** $f(p_i) < f(g)$ **alors**
 - 11: $g = p_i$
 - 12: **Fin Si**
 - 13: **Fin Pour**
-

c) L'algorithme des essais de Loup Gris

L'algorithme des essais de Loup Gris (Grey Wolf Optimization, GWO) est un algorithme d'optimisation basé sur l'intelligence de l'essaim. Il a été proposé par Mirjalili et al. en 2014 et est inspiré du comportement social des loups gris dans la nature, en particulier leur hiérarchie sociale et leur stratégie de chasse. L'algorithme imite le leadership social et la chasse de groupes de loups gris en divisant la population en quatre groupes (Figure 3.7) : alpha (α), bêta (β), delta (δ) et oméga (ω). Les trois premiers loups les plus forts sont considérés comme α , β et δ , qui guident les autres loups (ω) vers des zones prometteuses de l'espace de recherche. Le leader alpha décide de l'action des meutes. L'ensemble du pack reconnaît l'alpha en maintenant ses queues. Seul l'alpha le chef dans le pack. L'alpha domine en tant que bon administrateur. Ce n'est peut-être pas le membre le plus fort de la package, mais il a l'expérience. Le deuxième niveau consiste en bêta. Sont des loups subordonnés, qui aident l'alpha dans la prise de décision ou d'autres activités de groupe. Le bêta-loup peut être un male ou une femelle et est le meilleur successeur au cas où l'un des loups alpha cesserait. Il joue le rôle d'un conseiller de l'alpha et du discipliner pour la meute. Les omégas sont au troisième niveau. Ils doivent se soumettre à tous les autres loups dominants. Ce sont les derniers loups autorisés à manger. Bien que les omégas soient moins bien classés, la meute entière est confrontée à des combats internes et à des problèmes sans eux. Ils aident à satisfaire l'ensemble et à maintenir la structure de dominance. Si le loup

n'est pas de type alpha, bêta ou oméga, il est appelé sous (subordonné) ou delta dans certaines références. Les loups du delta doivent se soumettre aux alphas et aux betas, mais ils dominent les omégas[76].

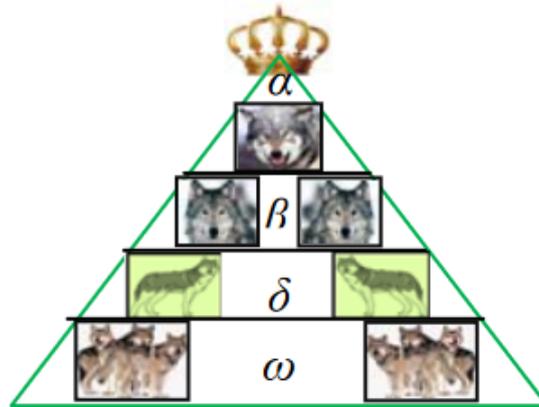


Figure 3.7: Hiérarchie sociale d'une meute de loups gris.
[76]

Le comportement social des loups gris est :

- Suivi, chasser et approcher la proie.
- Poursuivre, encercler et harceler la proie jusqu'à ce qu'elle cesse de bouger.
- Attaque vers la proie

L'algorithme 6 représente les étapes des essaims de Loup Gris

Algorithm 6 Algorithme d'optimisation du loup gris

- 1: Début
 - 2: Initialiser la population de loups gris $P_i = 1, 2, ..n$
 - 3: Initialiser les paramètres A, a et C
 - 4: Calculer le fitness de chaque agent de recherche
 - 5: P_a = le meilleur agent de recherche
 - 6: P_B = le deuxième meilleur agent de recherche
 - 7: P_o = le troisième meilleur agent de recherche
 - 8: **Tant que** $t < \text{Max-Génération}$ **faire**
 - 9: **Pour** l'espace de recherche **faire**
 - 10: Mettre à jour la position de l'agent de stimulation actuel
 - 11: **Fin Pour**
 - 12: Mettre à jour les paramètres a, A et C
 - 13: Calculer le fitness d'un agent de recherche
 - 14: Mettre à jour des P_a, P_B et P_o
 - 15: $t = t + 1$
 - 16: **Fin Tant que**
 - 17: Retour à P_a
-

3.9 conclusion

Dans l'ensemble, ce chapitre illustre l'importance cruciale des méthodes d'optimisation pour résoudre des problèmes complexes dans divers domaines. Il met en évidence les problèmes inhérents à l'utilisation de telles méthodes et souligne que le choix approprié dépend du type de problème et des contraintes spécifiques au problème. On peut dire que ce chapitre donne une fois de plus un aperçu du concept d'optimisation, en commençant par les bases et en terminant par l'application des concepts et les perspectives de la méthode choisie.

CHAPTER 4

OPTIMISATION DU POSITIONNEMENT DES DRONES À L'AIDE DE L'ALGORITHME DU PRÉDATEUR MARIN

4.1 Introduction

Ce chapitre a pour objet de présenter l'application de MPA (Algorithme des prédateurs marins), pour résoudre le problème de positionnement des drones dans un environnement statique afin d'optimiser la couverture.

Les performances de MPA ont été testées en termes de couverture et hauteur moyenne de tous les drones, en considérant plusieurs scénarios sous l'environnement de simulation MATLAB.

4.2 Formulation du problème

Le système considéré implique une zone de déploiement tridimensionnelle où deux types de nœuds, à savoir des utilisateurs et des drones, sont présents comme illustré dans la Figure 4.1. Pour fournir une compréhension claire du système, nous définissons les notations suivantes :

- Ensemble des drones : Dr , constitué de m drones désignés par $Dr = Dr_1, Dr_2, \dots, Dr_m$. Chaque drone (Dr_i) est caractérisé par sa position bidimensionnelle (x_i, y_i) dans le plan horizontal et son altitude de vol (z_i). L'altitude de vol z_i de chaque UAV est contrainte à une plage définie, comprise entre h_{\min} et h_{\max} . Le rayon de couverture du drone (Dr_i), noté R_i , est calculé en fonction de z_i et de l'angle de visibilité comme décrit dans l'équation 4.1.

$$R_i = z_i \cdot \tan\left(\frac{\theta}{2}\right) \quad (4.1)$$

- Ensemble des utilisateurs Us , composé de n utilisateurs désignés par :

$Us = Us_1, Us_2, \dots, Us_n$. Nous supposons que les utilisateurs sont distribués aléatoirement dans une zone rectangulaire bidimensionnelle de dimensions W (largeur) et L (longueur). Chaque utilisateur, désigné par Us_i , peut être couvert par un drone Dr_j s'il se trouve dans le rayon de couverture de ce drone. Il est important de noter que chaque utilisateur ne peut être associé qu'à un seul drone. Bien qu'un utilisateur

puisse se trouver dans le rayon de couverture de plusieurs drones, il est associé au drone le plus proche pour garantir une couverture et une communication efficaces.

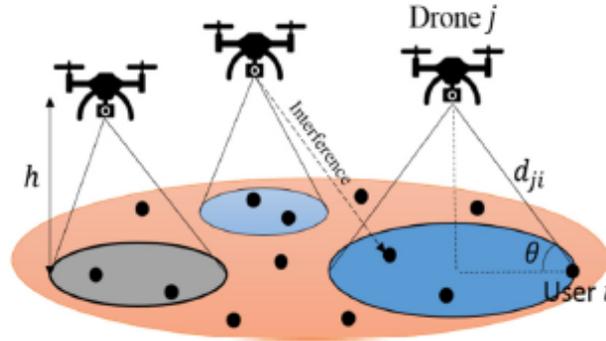


Figure 4.1: Modèle de système

Volant à basse hauteur, les drones bénéficient d'une consommation de carburant réduite, principalement en raison de l'effet direct de l'énergie potentielle gravitationnelle. Conformément à l'équation ($E_p = mgz_i$), où (E_p) représente l'énergie potentielle, (m) la masse du drone, (g) l'accélération due à la gravité, et (z_i) la hauteur de vol, cette énergie potentielle augmente avec l'altitude. Ainsi, à des altitudes plus élevées, le drone nécessite plus d'énergie pour maintenir sa position en opposition à la gravité, ce qui se traduit par une consommation de carburant plus élevée. En revanche, à basse altitude, l'énergie potentielle est moindre, réduisant proportionnellement la charge de travail des moteurs et la quantité de carburant nécessaire. Cette optimisation est essentielle non seulement pour prolonger l'autonomie des drones mais aussi pour réduire les coûts opérationnels associés à la consommation de carburant, ce qui est particulièrement critique dans les missions à longue durée et les applications nécessitant une efficacité énergétique maximale.

L'objectif principal de ce travail est de déterminer le meilleur placement d'un nombre donné d'UAV afin de maximiser la métrique de couverture et minimiser la consommation d'énergie, interprétée par la hauteur moyenne hm de tous les drones, en fonction des emplacements des utilisateurs.

La métrique de couverture pour la solution U est décrite ci-dessous :

$$Cov(U) = \frac{\sum_{i=1}^n (max_{j \in 1, \dots, m} \sigma_{ij})}{n} * 100 \quad (4.2)$$

où la variable de couverture σ_{ij} est définie comme suit :

$$\sigma_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{si } U s_i \text{ est couvert par } Dr_j \\ 0 & \text{Sinon} \end{cases} \quad (4.3)$$

La hauteur moyenne (hm) est calculée comme suit :

$$hm = \frac{\sum_{j=1}^m (z_i)}{m} \quad (4.4)$$

La solution U est représentée par un tableau $U = x_1, y_1, z_1, x_2, y_2, z_2, \dots, x_m, y_m, z_m$, où (x_m, y_m) sont les coordonnées (x, y) du drone Dr_i , avec $0 \leq x_m \leq W$, $0 \leq y_m \leq L$, et

$hmin \leq z_m \leq hmax ; \forall m \in 1, 2, \dots m$. Le drone peut se positionner à une altitude comprise entre 200 m et 250 m. Le placement de quatre drones dans une zone de déploiement de $2000m \times 2000m$ est représenté dans le Tableau 4.1, montrant leurs positions respectives.

Table 4.1: Représentation de la solution de déploiement de quatre drones

Dr_1	Dr_2	Dr_3	Dr_4
(1500, 200, 200)	(150, 1500, 220)	(400, 700, 230)	(1400, 900, 250)

Le problème posé est formulé comme un problème de maximisation, conformément à la définition de la métrique de couverture. Cependant, de nombreuses techniques d'optimisation sont spécifiquement conçues pour résoudre des problèmes de minimisation. Par conséquent, afin d'adapter notre fonction objective, elle doit être transformée en une fonction de minimisation. Par conséquent, nous avons introduit une nouvelle fonction, désignée par f , définie comme suit :

$$f(U) = -Cov(U) \quad (4.5)$$

4.3 Application de MPA pour résoudre le problème du positionnement d'un drone

L'algorithme des prédateurs marins (MPA) est un algorithme d'optimisation métaheuristique, proposé par Faramarzi et Seyedali Mirjalili en 2020[77]. Cet algorithme inspiré de la nature est basé sur la théorie de la survie du plus fort, où les prédateurs choisissent une stratégie optimale afin d'avoir plus de chances de rencontrer une proie. Le processus de recherche de nourriture de la plupart des espèces est modélisé comme une marche aléatoire, où la prochaine position de l'animal est déterminée par un ensemble de probabilités.

La marche aléatoire est définie comme une séquence d'étapes sur un espace mathématique, où les étapes sont déterminées par une distribution mathématique. Les deux marches aléatoires utilisées par cet algorithme sont le mouvement brownien et le vol de Levy.

Le mouvement brownien est un type de marche aléatoire dont les pas sont déterminés à partir de la distribution normale avec une moyenne de 0 et une variance de 1[78] .

$$f_s(x, \mu, \sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{(x - \mu)^2}{2\sigma^2}\right) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{x^2}{2}\right) \quad (4.6)$$

Le vol de Lévy est un type de marche aléatoire dont la taille des pas est déterminée à partir d'une fonction de probabilité définie par la distribution de Lévy :

$$L(x_j) \approx |x_j|^{1-\alpha} \quad (4.7)$$

x_j C'est la longueur du vol, α ayant une valeur comprise entre 1 et 2 est l'exposant de la loi de puissance [79]. Ce qu'il est important de noter, c'est la plus grande plage de valeurs dans la distribution du mouvement brownien. de valeurs dans la distribution du mouvement brownien. Cela signifie que le mouvement des agents de recherche sera plus important lorsque le mouvement brownien est utilisé. ce qui est pratique pour la phase d'exploration de MPA, tandis que le mouvement plus faible des agents de recherche utilisant le vol de Lévy convient à la phase d'exploitation de MPA.

Dans le premier essai, les solutions sont uniformément réparties sur l'espace de recherche. Comme expliqué plus loin, cette population sera utilisée pour construire à la fois la proie et la partie élite de la population.

$$X_0 = X_{\min} + rand(X_{\max} - X_{\min}) \quad (4.8)$$

Où les termes avec les indices X_{\min} et X_{\max} désignent les limites inférieure et supérieure de l'attribut variables, et $rand$ est un vecteur aléatoire uniforme compris entre 0 et 1.

La population dans cet algorithme est divisée en deux parties, Elite et Prey, représentées par deux matrices contenant les valeurs de toutes les dimensions du problème.

Tout d'abord, la partie Proie de la population est initialisée, représentée par la matrice ci-dessous.

$$Prey = \begin{bmatrix} X_{1,1} & X_{1,2} & \cdots & X_{1,d} \\ X_{2,1} & X_{2,2} & \cdots & X_{2,d} \\ X_{3,1} & X_{3,2} & \cdots & X_{3,d} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ X_{n,1} & X_{n,2} & \cdots & X_{n,d} \end{bmatrix}_{n \times d} \quad (4.9)$$

Où n est le nombre de population et d est le nombre de dimensions du problème. Comme les prédateurs chassent la proie dans la vie réelle, les positions des membres de cette population sont utilisées pour mettre à jour les positions de la population de prédateurs.

La population de prédateurs est construite comme suit :

le meilleur membre de la population de proies est le prédateur supérieur, et cette solution est répliquée n fois afin de construire la matrice d'élite. La matrice des prédateurs est illustré ci-dessous :

$$Elite = \begin{bmatrix} X_{1,1}^I & X_{1,2}^I & \cdots & X_{1,d}^I \\ X_{2,1}^I & X_{2,2}^I & \cdots & X_{2,d}^I \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ X_{n,1}^I & X_{n,2}^I & \cdots & X_{n,d}^I \end{bmatrix}_{n \times d} \quad (4.10)$$

Cette matrice est de forme $n * d$, n étant la taille de la population et d étant le nombre de dimensions. \vec{v} est le vecteur prédateur supérieur, celui qui est utilisé pour initialiser la matrice Elite.

Le processus d'optimisation de l'MPA est divisé en trois phases principales d'optimisation en tenant compte des différents rapports de vitesse et en même temps en imitant toute la vie d'un prédateur et d'une proie :

- rapport de vitesse élevé lorsque la proie se déplace plus vite que la prédatrice .
- rapport de vitesse unitaire ou lorsque la proie et le prédateur évoluent presque au même rythme.
- faible rapport de vitesse lorsque la prédatrice se déplace plus vite que la proie.

Ces trois phases sont déterminées par la première, deuxième et troisième partie égale du nombre d'itérations. Essentiellement, la première phase représente la phase d'exploration, puisque la proie se déplace le plus rapidement possible de le prédateur, se déplaçant dans

l'espace de recherche avec grande vitesse. La deuxième phase représente une transition à la phase d'exploitation, puisque la population de proies se déplace à un rythme plus lent, tandis que la population de prédateurs accélère. La troisième phase représente l'exploitation, puisque seule la population de prédateurs se déplace à un rythme lent, convergeant vers la meilleure solution.

Il est important d'ajouter quelques remarques en termes de étiquettes utilisées. $\overline{stepsize}_i$ représente le pas que le i -ième membre d'une population fait dans l'itération donnée.

\vec{R}_B représente un vecteur de nombres aléatoires générés à l'aide de la marche aléatoire du mouvement brownien, R_L représente un vecteur de nombres aléatoires générés à l'aide de la marche aléatoire du vol de Levy, tandis que \vec{R} représente un vecteur de nombres aléatoires générés à l'aide de l'attribut distribution uniforme dans la plage $[0, 1]$. Paramètre P est égal à 0.5, tandis que le paramètre CF est le facteur contrôlant la taille des pas du prédateur au cours d'une itération donnée (l'équation donnée plus loin dans texte). \overline{Elite}_i et \overline{Pray}_i sont le i ème membre de l'Elite et les populations de proies, respectivement .

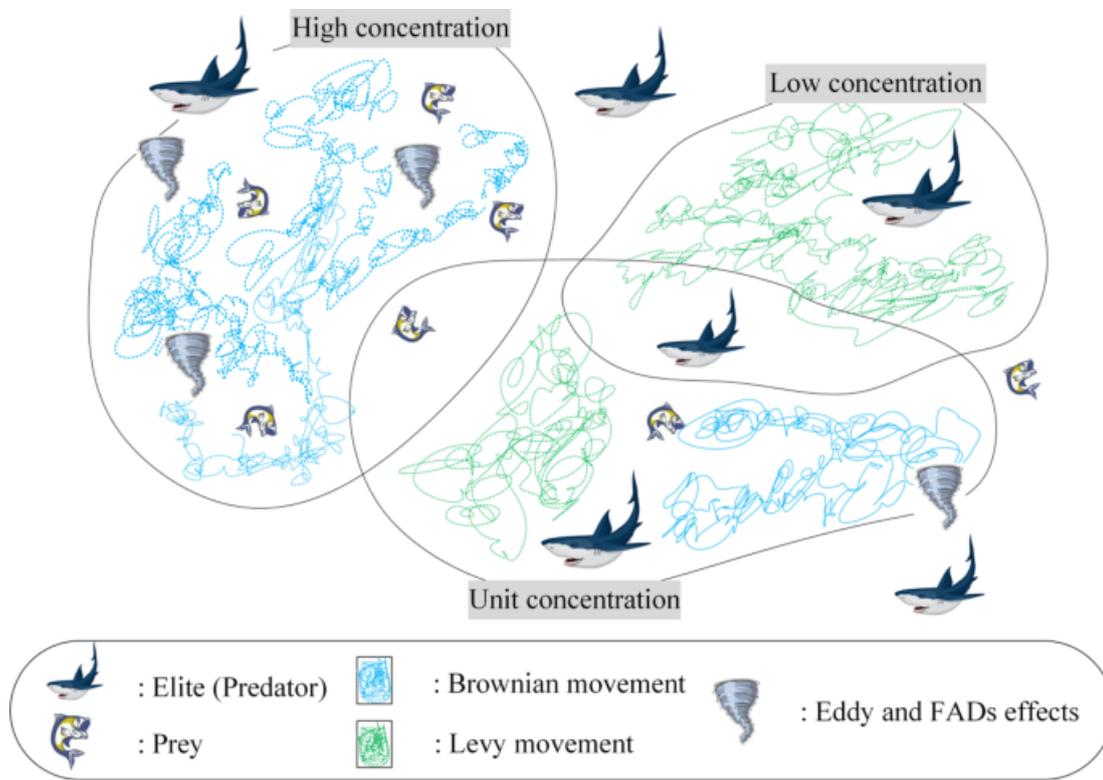


Figure 4.2: Les trois phases d'optimisation de l'algorithme des prédateurs marins [80]

À grande vitesse ou lorsque le prédateur se déplace plus vite que sa proie. Ce scénario se produit dans les itérations initiales de l'optimisation, où l'exploration est importante. Dans le cas où $\nu \geq 10$, où ν est le rapport de vitesse de la proie au prédateur, la meilleure stratégie pour le prédateur ne bouge pas du tout, tandis que la proie se déplace du prédateur de manière aléatoire, où le caractère aléatoire est défini par la distribution normale représentant la motion brownienne. L'équation de Le mouvement des proies est illustré ci-dessous :

$$\overrightarrow{stepsize}_i = \vec{R}_B \otimes (\overline{Elite}_i - \vec{R}_B \otimes \overline{Pray}_i) \quad (4.11)$$

$$\overline{Pray}_i = \overline{Pray}_i + P * \vec{R} \otimes \overrightarrow{stepsize}_i \quad (4.12)$$

En rapport de vitesse unitaire ou lorsque la proie et le prédateur se déplacent au même rythme. Cela imite qu'ils sont tous les deux à la recherche de leur proie. Cette phase représente une lente transition vers l'exploitation. Dans cette phase, l'exploration et l'exploitation sont importantes. Par conséquent, la moitié de la population est désignée pour l'exploration et l'autre moitié pour les exploitations. Dans cette phase, la proie est responsable de l'exploitation et le prédateur de l'exploration. Sur la base de cette règle, dans le rapport de vitesse unitaire ($\nu \approx 1$), si la proie se déplace dans Levy, le meilleur stratégie pour le prédateur est brownienne. Ainsi, cette étude considère les proies se déplacent en Levy tandis que les prédateurs se déplacent en brownien. Les équations de mouvement pour Elite et Les proies dans cette phase de l'algorithme sont :

$$\overrightarrow{stepsize}_i = \overrightarrow{R}_L \otimes (\overrightarrow{Elite}_i - \overrightarrow{R}_L \otimes \overrightarrow{Prey}_i) \quad (4.13)$$

$$\overrightarrow{Prey}_i = \overrightarrow{Prey}_i + P * \overrightarrow{R} \otimes \overrightarrow{stepsize}_i \quad (4.14)$$

$$\overrightarrow{stepsize}_i = \overrightarrow{R}_B \otimes (\overrightarrow{R}_B \otimes \overrightarrow{Elite}_i - \overrightarrow{Prey}_i) \quad (4.15)$$

$$\overrightarrow{Elite}_i = \overrightarrow{Elite}_i + P * \overrightarrow{CF} \otimes \overrightarrow{stepsize}_i \quad (4.16)$$

$$CF = \left(1 - \frac{iter}{maxiter}\right)^{2*iter/maxiter} \quad (4.17)$$

Où $iter$ est l'itération actuelle, et $maxiter$ est Nombre maximal d'itérations.

En cas de faible rapport de vitesse ou lorsque le prédateur se déplace plus rapide que la proie. Ce scénario se produit dans la dernière phase du processus d'optimisation, qui est principalement associée à une capacité d'exploitation élevée.

En basse rapport de vitesse ($\nu = 0,1$) la meilleure stratégie pour les prédateurs est Levy. L'équation de mouvement pour Elite dans cette phase de l'algorithme est :

$$\overrightarrow{stepsize}_i = \overrightarrow{R}_L \otimes (\overrightarrow{R}_L \otimes \overrightarrow{Elite}_i - \overrightarrow{Prey}_i) \quad (4.18)$$

$$\overrightarrow{Elite}_i = \overrightarrow{Elite}_i + P * \overrightarrow{CF} \otimes \overrightarrow{stepsize}_i \quad (4.19)$$

Un autre point qui provoque un changement de comportement chez les prédateurs marins est les problèmes environnementaux tels que la formation de tourbillons ou les effets des dispositifs de concentration de poissons (DCP). Les DCP sont considérés comme des optima locaux et leur effet de piégeage dans ces points de l'espace de recherche. La prise en compte de ces sauts plus longs lors de la simulation évite la stagnation des optima locaux. L'effet FAD est mathématiquement présenté comme suit :

$$\overrightarrow{Prey}_1 = \begin{cases} \overrightarrow{Prey}_1 + CF \left[\overrightarrow{X}_{min} + \overrightarrow{R} \otimes (\overrightarrow{X}_{max} - \overrightarrow{X}_{min}) \right] \otimes \vec{U}, & \text{if } \tau \leq FADs \\ \overrightarrow{Prey}_1 + [FADs(1-r) + r] (\overrightarrow{Prey}_{r1} - \overrightarrow{Prey}_{r2}), & \text{if } \tau > FADs \end{cases} \quad (4.20)$$

Où $FADs = 0,2$ est la probabilité de l'effet des FADs sur le processus d'optimisation. \vec{U} est le vecteur binaire avec des tableaux comprenant zéro et un. C'est construit en générant un vecteur aléatoire dans $[0,1]$ et en changeant son tableau à zéro si le tableau est inférieur à $0,2$ et à un s'il est supérieur à $0,2$. r est l'uniforme nombre aléatoire dans $[0,1]$. \overrightarrow{X}_{min} and \overrightarrow{X}_{max} vecteurs contenant les bornes inférieure et supérieure de la taille. Les indices $r1$ et $r2$ indiquent aléatoire indices de la matrice de proie.

D'après les points mis en évidence, les prédateurs marins ont une bonne mémoire pour rappeler l'endroit où ils ont réussi à se nourrir. Cette capacité simulé par économie de mémoire en MPA. Après la mise à jour de la proie et l'implémentation de l'effet des DCP, cette matrice est évaluée pour la condition physique pour mettre à jour l'élite. La valeur adaptative de chaque solution de l'itération actuelle est comparée à son équivalent dans l'itération précédente, et à l'itération actuelle remplace la solution si elle est plus ajustée.

Le pseudo-code de l'algorithme est donné ci-dessous :

Algorithm 7 Algorithme des prédateurs marins

- 1: Initialisation des populations d'agents de recherche (proies)
 - 2: **Tant que** les critères d'arrêt ne sont pas remplis
 - 3: Calculer l'aptitude et construire la matrice Elite
 - 4: **Si** $Iter < MaxIter/3$
 - 5: Mise à jour des proies sur la base de l'Eq. 4.13 et 4.14
 - 6: **Sinon si** $MaxIter/3 < Iter < 2 * MaxIter/3$
 - 7: Pour la première moitié des populations ($i=1,\dots,n/2$)
 - 8: Mise à jour des proies sur la base de l'Eq. 4.15 et 4.16
 - 9: Pour l'autre moitié des populations ($i=n/2,\dots,n$)
 - 10: Mise à jour de la proie sur la base de l'Eq. 4.(17,18,19)
 - 11: **Sinon si** $Iter > 2 * MaxIter/3$
 - 12: Mise à jour des proies sur la base de l'Eq. 4.20 et 4.21
 - 13: **Fin Si**
 - 14: Sauvergarde de la mémoire et mise à jour d'Elite
 - 15: Application de l'effet des FADs et mise à jour sur la base de l'Eq. 4.22
 - 16: **Fin Tant que**
-

4.4 Résultats de simulation

Dans cette section, nous évaluerons les performances de MPA en utilisant MATLAB[®]. MATLAB[®] est utilisé pour analyser et concevoir les systèmes ainsi que les produits qui transforment notre monde. Le langage MATLAB, basé sur les matrices, est le moyen le plus naturel d'exprimer les concepts mathématiques. Les graphiques intégrés facilitent la visualisation et contribuent à une meilleure compréhension des données. L'environnement de bureau invite à l'expérimentation, à l'exploration et à la découverte. Toutes ces fonctionnalités de MATLAB ont été rigoureusement testées et conçues pour fonctionner de manière harmonieuse ensemble.

Dans ce mémoire, nous utiliserons MATLAB R2013b, qui est installé sur un PC HP équipé d'un processeur Intel[®] Core[™] i5-10400.

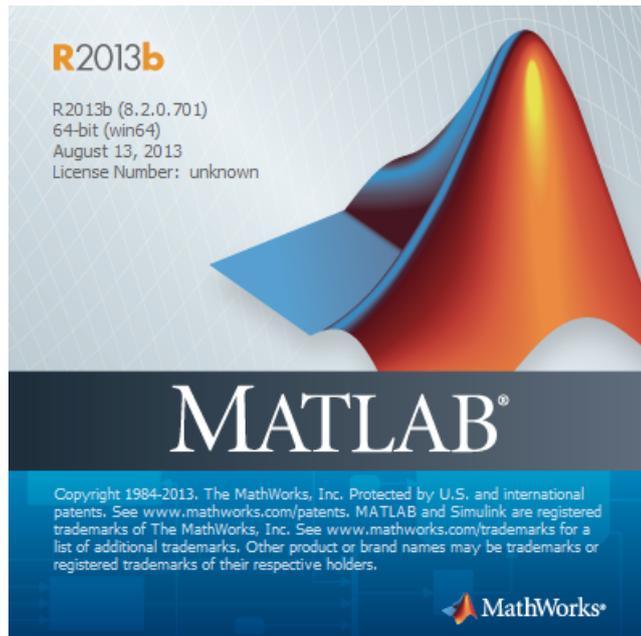


Figure 4.3: l'outil de simulation MATLAB

Les performances de MPA sont testées en comparaison avec GWO, WOA, BWOA et COVIDOA. L'évaluation est effectuée en termes de couverture en utilisant plusieurs scénarios avec différents nombres d'utilisateurs (de 400 à 2000), puis en variant le nombre de drones (de 8 à 40). L'altitude est confinée entre 200 m et 250 m. Le nombre maximum d'itérations est fixé à 1000. Une population de 30 solutions a été considérée dans toutes les simulations. Chaque résultat illustré dans cette section est une moyenne de 20 tests.

4.4.1 Effet de la variation du nombre des utilisateurs :

Dans cette section, nous allons évaluer les performances de MPA en termes de couverture et de hauteur moyenne en variant le nombre d'utilisateurs de 400 à 2000. Le nombre de drones est fixé à 20. Les résultats sont illustrés dans les Tableaux 4.2 et 4.3. La représentation graphique des résultats est présentée dans la Figure 4.4.

Les résultats illustrés dans le Tableau 4.2 et la Figure 4.4(a) montrent que l'augmentation du nombre d'utilisateurs conduit à une diminution de la couverture pour tous les algorithmes testés. L'algorithme MPA offre une couverture supérieure et relativement stable, variant légèrement de 90.71% à 88.66% à mesure que le nombre d'utilisateurs augmente de 400 à 2000. En comparaison, GWO maintient une couverture stable autour de 86%, malgré une légère diminution à 84.03% pour 2000 utilisateurs. WOA fluctue modestement entre 77.11% et 79.90%, tandis que BWOA affiche une couverture plus variable, descendant de 74.37% à 71.08%. Le COVIDOA montre une baisse continue de la couverture, atteignant un minimum de 66.67% pour 2000 utilisateurs. MPA se distingue comme l'algorithme le plus performant, surpassant les autres dans tous les scénarios testés.

Les résultats illustrés dans le Tableau 4.3 et la Figure 4.4(b) montrent que l'augmentation du nombre d'utilisateurs impacte différemment la hauteur moyenne des drones pour les algorithmes testés. L'algorithme MPA présente une légère augmentation de la hauteur moyenne des drones, passant de 243.26 m à 248.59 m à mesure que le nombre d'utilisateurs augmente de 400 à 2000. GWO suit une tendance similaire mais avec des valeurs légèrement inférieures, augmentant de 241.02 m à 245.88 m. WOA et BWOA maintiennent une hauteur

CHAPTER 4. OPTIMISATION DU POSITIONNEMENT DES DRONES À L'AIDE DE L'ALGORITHME DU PRÉDATEUR MARIN

moyenne des drones autour de 249.90 m, avec des variations minimales, atteignant une valeur proche de 250 m pour presque toutes les valeurs de n . COVIDOA affiche des résultats plus variables, atteignant un maximum de 250 m pour plusieurs valeurs de n , mais montrant aussi une réduction inattendue à 245.82 m pour 1600 utilisateurs. Globalement, MPA et GWO démontrent une augmentation modérée et stable de la hauteur moyenne en réponse à l'augmentation du nombre d'utilisateurs, tandis que WOA et BWOA maintiennent des hauteurs constantes proches de 250 m, et COVIDOA présente des fluctuations plus prononcées.

n	400	800	1200	1600	2000
MPA	90.71 %	89.38 %	89.46 %	88.66 %	88.66 %
GWO	86.39 %	85.82 %	86.82 %	87.77 %	84.03 %
WOA	78.44 %	77.11 %	79.27 %	78.11 %	79.90 %
BWOA	74.37 %	71.52 %	73.89 %	71.08%	71.98%
COVIDOA	71.75 %	68.2 %	69.66 %	66.43 %	66.67 %

Table 4.2: La couverture en fonction du nombre des utilisateurs.

n	400	800	1200	1600	2000
MPA	243.26 m	245.97 m	247.52 m	248.18 m	248.59 m
GWO	241.02 m	243.54 m	245.38 m	244.82 m	245.88 m
WOA	249.78 m	249.90 m	249.94 m	249.96 m	249.95 m
BWOA	249.73 m	249.71 m	249.92 m	250 m	249.66 m
COVIDOA	250 m	248.99 m	250 m	245.82 m	249.61 m

Table 4.3: La hauteur moyenne en fonction du nombre des utilisateurs.

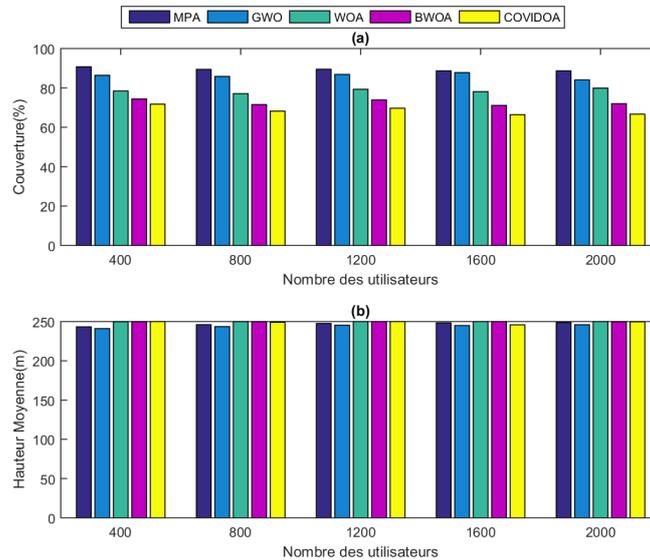


Figure 4.4: Couverture (a) et hauteur moyenne (b) en fonction du nombre des utilisateurs

4.4.2 Effet de la variation du nombre des drones :

Comme illustré dans la Figure 4.5(a) et le Tableau 4.4, les performances de MPA sont évaluées en termes de couverture pour différents nombres de drones, le nombre d'utilisateurs étant fixé à 400. Les résultats présentés démontrent qu'avec l'augmentation du nombre de drones, la couverture s'améliore. En fait, les utilisateurs non couverts ont davantage de chances d'être couverts par les drones ajoutés. Encore une fois, MPA surpasse régulièrement les autres algorithmes dans tous les scénarios testés.

Le Tableau 4.5 et la Figure 4.5(b) montrent la hauteur moyenne des drones (hm) en fonction du nombre de drones pour les différents algorithmes. L'algorithme MPA se distingue en ajustant efficacement la hauteur de vol, qui diminue constamment de 248.69 m à 231.48 m à mesure que le nombre de drones augmente de 8 à 40. En comparaison, GWO présente une tendance similaire mais fluctue avec une hausse inattendue à 243.98 m pour 40 drones, indiquant des ajustements moins cohérents. Les algorithmes WOA et BWOA maintiennent des hauteurs presque constantes, autour de 250 m, reflétant une approche stable mais peut-être moins optimale en termes d'efficacité énergétique. L'algorithme COVIDOA montre une variabilité notable, avec des hauteurs moyennes allant de 247.74 m à 250 m, suggérant une gestion de la hauteur de vol moins systématisée. Globalement, MPA émerge comme l'algorithme le plus performant, optimisant à la fois la couverture et la consommation d'énergie, ce qui est essentiel pour des opérations efficaces et durables des drones.

m	8	16	24	32	40
MPA	54.5 %	83.87 %	95.17 %	99.27 %	100 %
GWO	52.87 %	69.14 %	86.87 %	97.17 %	99.75 %
WOA	44.46 %	67.04 %	84.4 %	92.17 %	93 %
BWOA	40.72 %	65.95 %	77.55 %	88.45 %	89.15 %
COVIDOA	42.31 %	64.59 %	75.39 %	82.99 %	86 %

Table 4.4: Couverture en fonction du nombre des drones.

m	8	16	24	32	40
MPA	248.69 m	245.99 m	240.57 m	235.64 m	233.50 m
GWO	246.62 m	247.71m	240.27 m	232.72 m	229.5 m
WOA	249.90 m	249.96 m	249.80 m	249.92 m	249.66 m
BWOA	249.98 m	249.58 m	249.52 m	249.33 m	248.55 m
COVIDOA	247.74 m	249.95 m	249.64 m	248.79 m	250 m

Table 4.5: La hauteur moyenne en fonction du nombre de drones

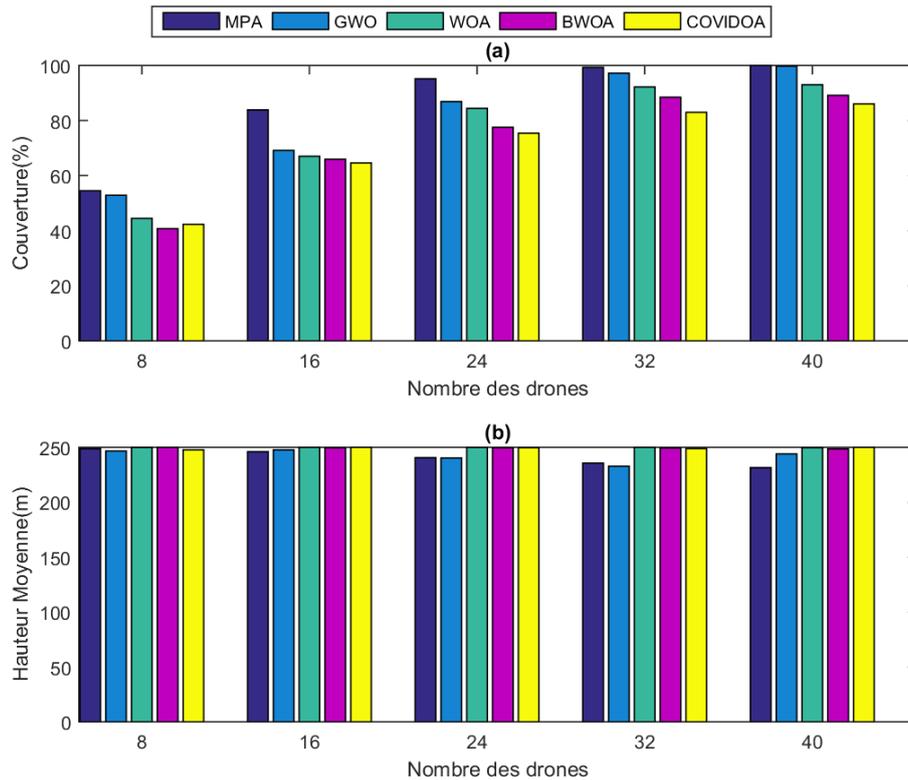


Figure 4.5: Couverture (a) et Hauteur moyenne (b) en fonction du nombre des drones.

4.4.3 Convergence

Dans cette section on va étudier la convergence de MPA par rapport aux autres algorithmes, en utilisant quatre scénarios, comme illustré dans les Figures 4.6(a), 4.6(b), 4.6(c), et 4.6(d).

En terme de couverture, comme illustré dans les Figures 4.6(a), 4.6(b), 4.6(c), et 4.6(d), il peut être observé que MPA donne de meilleurs résultats pour quatre instances.

En ce qui concerne la vitesse de convergence, les résultats décrits dans les Figures 4.6(a), 4.6(b), 4.6(c), et 4.6(d) montrent que MPA fait partie des algorithmes nécessitant plus d'itérations pour atteindre l'optimum global. Cependant, la couverture atteinte par MPA est la meilleure dans la plupart des cas. Voici les principales raisons pour lesquelles MPA donne de bons résultats :

- **Exploration et Exploitation Équilibrées** : MPA utilise une stratégie adaptative qui équilibre l'exploration (recherche de nouvelles solutions) et l'exploitation (amélioration des solutions actuelles). Cette balance permet à MPA de naviguer efficacement dans l'espace de recherche complexe pour découvrir de nouvelles solutions potentielles tout en améliorant progressivement les solutions existantes vers l'optimum global.
- **Gestion de la Diversité** : Pour éviter la convergence prématurée vers des solutions sous-optimales, MPA intègre des mécanismes pour maintenir la diversité au sein de sa population de solutions. Cela inclut souvent l'utilisation de stratégies comme la réinitialisation pour encourager l'exploration continue de l'espace de recherche et la découverte de solutions alternatives prometteuses.

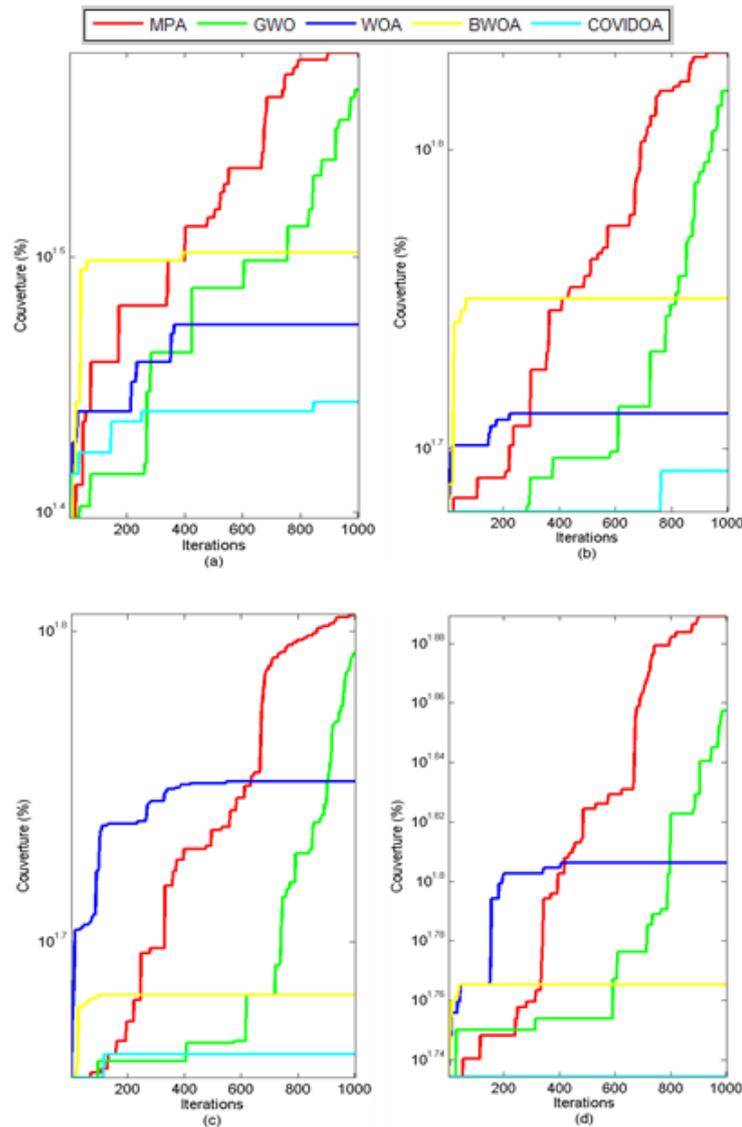


Figure 4.6: Convergence des algorithmes pour plusieurs instances (a) 8 drones et 400 utilisateurs (b) 20 drones et 400 utilisateurs (c) 20 drones et 1600 utilisateurs (d) 24 drones et 400 utilisateurs.

4.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté l'application de MPA pour résoudre le problème du positionnement de drone pour optimiser la couverture.

Les performances de l'algorithme MPA ont été testées sous Matlab, en variant le nombre des utilisateurs, Drones. Les résultats de simulation montrent que MPA donne des meilleures solutions dans la plupart des scénarios en termes de couverture.

Les méthodes métaheuristiques permettent d'atteindre une solution approchée dans un temps d'exécution raisonnable, même pour des problèmes d'optimisation complexes et difficiles à résoudre de manière optimale.

Dans ce chapitre, nous avons exploré l'application de l'algorithme des prédateurs marins (MPA) pour résoudre le problème complexe de positionnement des drones afin d'optimiser la couverture dans un environnement statique. Les performances de l'algorithme MPA ont été évaluées à travers des simulations sous MATLAB, en variant le nombre d'utilisateurs et le nombre de drones.

Les résultats de la simulation montrent que l'algorithme MPA fournit les meilleures solutions en termes de couverture pour la plupart des scénarios étudiés. Plus précisément, l'algorithme MPA surpasse d'autres méthodes d'optimisation telles que l'optimiseur de loups gris (GWO), l'algorithme d'optimisation de baleines (WOA), l'algorithme d'optimisation de veuves noires (BWOA) et l'algorithme COVIDOA. Les figures et les tableaux illustrant ces résultats démontrent clairement l'efficacité supérieure de MPA pour maximiser la couverture.

Les méthodes méta-heuristiques, telles que MPA, sont particulièrement utiles pour atteindre des solutions approximatives de haute qualité dans des délais d'exécution raisonnables, même pour des problèmes d'optimisation très complexes et difficiles à résoudre de manière optimale. Cependant, il est également important de noter que bien que MPA offre des solutions de haute qualité, il ne garantit pas toujours la détermination de la solution optimale absolue. Dans certains cas, des ajustements ou des combinaisons avec d'autres techniques d'optimisation peuvent être nécessaires pour obtenir les meilleurs résultats possibles.

En somme, l'algorithme des prédateurs marins (MPA) constitue une approche prometteuse et efficace pour l'optimisation du positionnement des drones, maximisant ainsi la couverture et améliorant la performance des réseaux de communication basés sur les drones.

- [1] conception et realisation d'un drone and quadri-rotor personnalise. Mémoire de fin d'études.
- [2] <https://images.app.goo.gl/frpqjmbyiqwxy4tx7>.
- [3] https://actu.fr/insolite/le-saviez-vous-la-photographie-aerienne-a-son-musee-et-un-festival-dans-le-tarn_1819303.html.
- [4] George Dekoulis. *Introductory Chapter: Drones*. 06 2018.
- [5] Cyprian Kozera. Military use of unmanned aerial vehicles – a historical study. *Safety Defense*, 4:17–21, 04 2018.
- [6] <https://dronez.fr/histoire-du-drone/>.
- [7] <https://reference-drone.fr/histoire-du-drone/>.
- [8] Boulanouar khadidja et chenna radhia."dynamique et controle d'un drone (aile volante)".mémoire de master. université de saad dahlab blida. 2015/2016.
- [9] <https://irp.fas.org/agency/dod/dsb/uav.pdf>.
- [10] <https://images.app.goo.gl/tc38xgw78u4p7abz6>.
- [11] <https://images.app.goo.gl/xyakmzvzvztjcmlo8>.
- [12] <https://images.app.goo.gl/yaynkrjuifggqn3e7>.
- [13] <https://images.app.goo.gl/pupjp6pcte36gvay6>.
- [14] <https://images.app.goo.gl/t1hnwwqsvvhitnog6>.
- [15] <https://www.jouav.com/blog/drone-types.html>jouav-scrollspy-anchor-6.
- [16] <https://www.tytorobotics.com/blogs/articles/types-of-drones>.
- [17] P.kardasz et j. doskocz, « drones and possibilities of their using », journal of civil environmental engineering, vol. 6, janv. 2016, doi: 10.4172/2165-784x.1000233.
- [18] https://www.senat.fr/rap/r05-215/r05-215_mono.html.

- [19] <https://fr.scribd.com/document/461294092/drone-pdf>.
- [20] <https://braui-muehlehorn.ch/qisayrzgel/du-1524487.html/?a=les-drones-arm>
- [21] <https://www.files.ethz.ch/isn/136029/201106.pdf>.
- [22] <https://fr.quora.com/quels-sont-les-avantages-et-les-inconv>
- [23] Olivier ezratty. «opinions libres» <https://www.oezratty.net>,20 février 2018.
- [24] <https://www.gemalto.com/france/telecom/inspiration/5g>. avril 2019.
- [25] <https://www.thalesgroup.com/fr/europe/france/dis/mobile/inspiration/5g>.
- [26] <https://images.app.goo.gl/nqxyrxh66tpkq1w3a>.
- [27] François magne. « télécommunications haut débit en ondes millimétriques », 10 mai 1998.
- [28] <https://images.app.goo.gl/4z1jsfkccsmwyg1a7>.
- [29] T. nakamura, s. nagata, a. benjebbour, y. kishiyama, t. hai, s. xiaodong, y. ning et l. nan, «trends in small cell enhancements in lte advanced», iee communications magazine, vol. 51, no. 2, pp. 98-105, 2013.
- [30] Shahramshahbazpanahi, yindi jing, in academic press library in signal processing, volume 7, 2018.
- [31] <https://images.app.goo.gl/pl7us6xfe3dpx5ej9>.
- [32] S.sébastien, « les enjeux de la 5g » arcep ,2017.
- [33] <https://www.actutem.com/la-5g-au-service-des-voitures-connectees/>.
- [34] <https://www.autonews.fr/actualite/qu-est-ce-que-la-5g-va-apporter-a-l-automobile-decryptage-100105>.
- [35] <https://chance5g.ch/fr/articles/la-5g-ou-comment-une-technologie-mobile-peut-gerer-le-secteur-de-lenergie/>.
- [36] <https://www.lesaffaires.com/dossiers-partenaires/les-vehicules-connectes-grace-a-la-5g/les-vehicules-connectes-sont-a-nos-portes-grace-a-la-5g-qui-repousse-les-limites-de-linnovation/629179>.
- [37] <https://dronstechnology.com/5g-connectivity-and-drones-enabling-high-speed-data-transmission/>.
- [38] Vishal Sharma, Dushantha Nalin K. Jayakody, and Kathiravan Srinivasan. On the positioning likelihood of uavs in 5g networks. *Physical Communication*, 31:1–9, 2018.
- [39] <https://fr.whereversim.de/5g-m2m-sim-drones>.
- [40] Assohoun Jean Honorat KOFFI. Optimisation d’un réseau ad hoc de véhicules aériens sans pilote (uav) dans un environnement urbain: Positionnement des uav à l’aide de l’apprentissage automatique. MONTRÉAL, LE 22 FÉVRIER 2021.

- [41] Ran Zhang, Đác Minh, Nguyen, Miao Wang, Lin Cai, Xuemin, and Xuemin Shen. Responsive regulation of dynamic uav communication networks based on deep reinforcement learning, 08 2021.
- [42] <https://finmodelslab.com/fr/blogs/operating-costs/drone-manufacturing-operating-costs>.
- [43] <https://cuashub.com/fr/contenu/donnees-didentification-a-distance-et-donnees-de-communication-des-drones-quelle-est-la-difference/>.
- [44] Abderrahmane El Aalaoui. *Minimisation Avancée de la Consommation d'Énergie dans les Réseaux de Capteurs Sans Fil*. Theses, ABDELMALEK ESSAADI UNIVERSITY, July 2021.
- [45] Roberto Zema Nicola, Mirwaisse Djanbaz, Dominique Quadri, Steven Martin, Enrico Natalizio, and Omar Shrit. Contrôle de formation d'un réseau de drones à base d'apprentissage par renforcement. In *Rencontres Francophones sur la Conception de Protocoles, l'Évaluation de Performance et l'Expérimentation des Réseaux de Communication*, Narbonne, France, June 2019.
- [46] Pierre-Selim Huard, Nicolas Barnier, Pascal Brisset, and Gérard Verfaillie. Planification de mission pour une patrouille de micro-drones. In *JFPDA 2009, 4èmes Journées Francophones de Planification, Décision et Apprentissage pour la conduite de systèmes*, page pp xxxx, Paris, France, June 2009.
- [47] https://elearning-facsci.univ-annaba.dz/pluginfile.php/3096/mod_resource/content/4/chapitre
- [48] Isabelle Devarenne. Études en recherche locale adaptative pour l'optimisation combinatoire. 2007.
- [49] MERAIHI Yassine. Qualité de service dans les réseaux sans fil maillés/vanet. 2016.
- [50] P. Soriano and M. Gendreau. Fondements et applications des méthodes de recherche avec tabous. *RAIRO - Operations Research - Recherche Opérationnelle*, 31(2):133–159, 1997.
- [51] Ilhem Boussaid. *Perfectionnement de métaheuristiques pour l'optimisation continue*. PhD thesis, Paris Est, 2013.
- [52] Rémi Watrigant. Approximation et complexité paramétrée de problèmes d'optimisation dans les graphes : partitions et sous-graphes. 2010.
- [53] Hanane Souyah. Problèmes d'optimisation combinatoire et métaheuristiques à base solution unique. 2014/2015.
- [54] Olivier Lafitte. Problèmes d'optimisation continue.
- [55] Lyes Belhou. *Résolution de problèmes d'optimisation combinatoire mono et multi-objectifs par énumération ordonnée*. Theses, Université Paris Dauphine - Paris IX, December 2014.
- [56] Laurent Guillopé. Optimisation sous contrainte. 2015-2016.
- [57] E. L. Lawler and D. E. Wood. Branch-and-bound methods: A survey. *Operations Research*, 14(4):699–719, 1966.

- [58] R Bellman. On the theory of dynamic programming. *Proc. Natl. Acad. Sci. U. S. A.*, 38(8):716–719, August 1952.
- [59] G. Polya. How to solve it. 1945.
- [60] Mihai Gavrilas. Heuristic and metaheuristic optimization techniques with application to power systems. In *Proceedings of the 12th WSEAS international conference on Mathematical methods and computational techniques in electrical engineering*, pages 95–103, 2010.
- [61] Ghomari Asmaa. *Métaheuristiques adaptatives d’optimisation continue basées sur des méthodes d’apprentissage*. Theses, Université Paris-Est, December 2018.
- [62] R. m., praveen kumar et b. m., rajasekhara. " energy efficient cluster head selection for internet of things ". new review of information networking, vol. 22, n° 1, pp. 54–70, 2017.
- [63] https://elearning.univ-msila.dz/moodle/pluginfile.php/628992/mod_resource/content/3/chapitre
- [64] Halima Lakhbab Sidi Mohamed Douiri, Souad Elbernoussi. *Cours des Méthodes de Résolution Exactes Heuristiques et Métaheuristiques*. PhD thesis, Université Mohammed V, Faculté des Sciences de Rabat.
- [65] Fedali Imad Bensaci, Ahmed Yacine. *Un outil informatique d’ordonnement et de planification des interventions des équipes de la société de SONELGAZ*. PhD thesis, Institut des Sciences et Technologie Département de Mathématiques et Informatique msila, 2016/2017.
- [66] https://elearning-facsci.univ-annaba.dz/pluginfile.php/9782/mod_resource/content/1/chapitre
- [67] S. Kirkpatrick, C. D. Gelatt, and M. P. Vecchi. Optimization by simulated annealing. *Science*, 220(4598):671–680, 1983.
- [68] <https://www.techniques-ingenieur.fr/base-documentaire/automatique-robotique-th16/methodes-et-outils-42393210/algorithmes-genetiques-algorithmes-evolutionnaires-s7218/>.
- [69] Ilhem Boussaid. *Perfectionnement de métaheuristiques pour l’optimisation continue*. Theses, Université Paris-Est ; Université des Sciences et de la Technologie Houari-Boumediène (Alger), June 2013.
- [70] Mary S Lawrence. *Reading, thinking, writing*. University of Michigan Press, Ann Arbor, MI, September 1975.
- [71] Mr Mourad DAOUDI. *Approches de résolution par les métaheuristiques de problèmes d’optimisation combinatoire NP-Difficiles*. PhD thesis, Université des Sciences et de la Technologie Houari Boumedienne, 2012.
- [72] L.J. Fogel, A.J. Owens, and M.J. Walsh. *Artificial Intelligence Through Simulated Evolution*. Wiley, 1966.
- [73] Maroun Bercachi. *Algorithme Évolutionnaire à États pour l’Optimisation Difficile*. Theses, Université Nice Sophia Antipolis, December 2010.

- [74] Yann Cooren. *Perfectionnement d'un algorithme adaptatif d'optimisation par essaim particulière : application en génie médical et en électronique*. Theses, Université Paris-Est, November 2008.
- [75] <https://latavernedutesteur.fr/2022/02/28/intelligence-en-essaim-et-industrie-logicielle/>.
- [76] bouzeboudja hamid maamri mokhtar, tandjaoui mohammed nasser. *la méthode des essaims de particules et celle du loup gris pour l'optimisation d'un système hybride d'énergie renouvelable en algérie*. PhD thesis, Rev. Roum. Sci. Techn.– Électrotechnique et Énergétique, 2020.
- [77] <https://seyedalimirjalili.com/mpa>.
- [78] Albert Einstein. *Investigations on the Theory of the Brownian Movement*. Courier Corporation, 1956.
- [79] Mantegna r, fast, accurate algorithm for numerical simulation of levy stable stochastic processes, *physical review e*, 49(5) 4677-4683, 1994.
- [80] Afshin Faramarzi, Mohammad Heidarinejad, Seyedali Mirjalili, and Amir H Gandomi. Marine predators algorithm: A nature-inspired metaheuristic. *Expert systems with applications*, 152:113377, 2020.