

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À MONTRÉAL

OPTIMISATION DES RÉSEAUX SANS FIL SANS CELLULE ASSISTÉS PAR
DRONES : UNE APPROCHE D'APPRENTISSAGE PAR RENFORCEMENT
PROFOND

MÉMOIRE

PRÉSENTÉ

COMME EXIGENCE PARTIELLE
DE LA MAÎTRISE EN INFORMATIQUE

PAR

AYA AHMED

AOÛT 2023

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À MONTRÉAL
Service des bibliothèques

Avertissement

La diffusion de ce mémoire se fait dans le respect des droits de son auteur, qui a signé le formulaire *Autorisation de reproduire et de diffuser un travail de recherche de cycles supérieurs* (SDU-522 – Rév.04-2020). Cette autorisation stipule que «conformément à l'article 11 du Règlement no 8 des études de cycles supérieurs, [l'auteur] concède à l'Université du Québec à Montréal une licence non exclusive d'utilisation et de publication de la totalité ou d'une partie importante de [son] travail de recherche pour des fins pédagogiques et non commerciales. Plus précisément, [l'auteur] autorise l'Université du Québec à Montréal à reproduire, diffuser, prêter, distribuer ou vendre des copies de [son] travail de recherche à des fins non commerciales sur quelque support que ce soit, y compris l'Internet. Cette licence et cette autorisation n'entraînent pas une renonciation de [la] part [de l'auteur] à [ses] droits moraux ni à [ses] droits de propriété intellectuelle. Sauf entente contraire, [l'auteur] conserve la liberté de diffuser et de commercialiser ou non ce travail dont [il] possède un exemplaire.»

REMERCIEMENTS

Je tiens à exprimer ma profonde gratitude à mon directeur de maîtrise le professeur Wessam AJIB, pour son énorme soutien apporté tout au long de la réalisation de mon projet. Ses précieux conseils et orientations m'ont grandement aidé à comprendre les concepts complexes et à les appliquer dans la pratique.

Je tiens également à exprimer ma gratitude à ma co-encadrante Cirine CHAIEB, qui a été d'une grande aide dès le début de ma maîtrise, son soutien m'a été précieux pour la réussite de ce travail. Je voudrais en particulier exprimer ma reconnaissance sincère envers sa disponibilité, sa patience et sa bienveillance.

Je remercie mon amie Meriem Hammami pour son soutien, son aide, et ses bons conseils tout au long de ma maîtrise et particulièrement durant les moments les plus difficiles. J'aimerais également remercier toute l'équipe de notre laboratoire pour leur aide, leur support et leurs conseils durant ma maîtrise.

Je souhaiterais également remercier chaleureusement ma famille pour leur soutien indéfectible et leur encouragement tout au long de ce parcours. Leur soutien moral m'a été très précieux et m'a permis de rester motivé pour atteindre cet objectif.

TABLE DES MATIÈRES

LISTE DES TABLEAUX	vi
LISTE DES FIGURES	vii
LISTE DES ACRONYMES	x
RÉSUMÉ	xii
CHAPITRE I INTRODUCTION	1
1.1 Mise en contexte	1
1.1.1 Véhicules aériens sans pilote	2
1.1.2 Réseaux sans fil sans-cellules	3
1.2 Motivation	5
1.3 Problématique	6
1.4 Méthodologie et contributions	7
1.5 Organisation du mémoire	9
CHAPITRE II ÉTAT DE L'ART	10
2.1 Réseaux sans fil assistés par UAVs	11
2.1.1 Positionnement et conception de trajectoire des UAVs	12
2.1.2 Minimisation du nombre de UAVs	15
2.1.3 Allocation des ressources du réseau d'amenée	16
2.2 Apprentissage par renforcement dans les réseaux sans fil	17
2.3 Conclusion	21
CHAPITRE III MODÈLE DE SYSTÈME ET FORMULATION DU PRO- BLÈME	22
3.1 Modèle du système	22

3.1.1	Liens UAV-utilisateur	23
3.1.2	Liens GBS-UAV	25
3.1.3	Liens GBS-utilisateur	26
3.2	Formulation du problème	26
3.3	\mathcal{NP} -difficulté	30
3.4	Conclusion	32
CHAPITRE IV ALLOCATION DE RESSOURCES ET POSITIONNEMENT DES UAVS DANS UN RÉSEAU SANS FIL SANS CELLULE		33
4.1	Solutions proposée	34
4.1.1	Algorithme glouton de placement des UAVs (GUPA)	34
4.1.2	Algorithme glouton de sélection des utilisateurs	37
4.1.3	Algorithme d’optimisation par essaims de particules	39
4.2	Évaluation des performances et résultats	43
4.3	Conclusion	49
CHAPITRE V ALLOCATION CONJOINTE DE RESSOURCES DES RÉ- SEAUX D’ACCÈS ET D’AMENÉE ET POSITIONNEMENT DES UAVS DANS UN RÉSEAU SANS FIL SANS CELLULE		50
5.1	Algorithme heuristique de placement et d’association	51
5.1.1	Complexité de l’algorithme	52
5.2	Algorithme basée sur PSO	54
5.2.1	Représentation de la solution	54
5.2.2	complexité de calcul	57
5.3	Solution basée sur le DDPG	57
5.3.1	Vue d’ensemble de DDPG	58
5.4	Algorithme basée sur le DDPG	62
5.4.1	Complexité	65

5.5	Évaluation des performances et résultats	66
5.6	Conclusion	76
	CONCLUSION	77

LISTE DES TABLEAUX

Tableau	Page
3.1 Tableau de notations.	28
4.1 Paramètres de simulations par défaut.	44
5.1 Paramètres de l'algorithme DDPG	66
5.2 Complexité des algorithmes	68

LISTE DES FIGURES

Figure	Page
1.1 Croissance annuelle du trafic sur le réseau mobile mondial (EB par mois) (Ericsson, 2022)	2
1.2 Illustration des types de réseau	4
3.1 Modèle du système	24
4.1 Illustration de l'optimisation par essais de particules	39
4.2 Illustration de l'optimisation par essais de particules	40
4.3 Nombre de UAVs déployés pour $C_a=8$	45
4.4 Seuil de faisabilité pour différentes valeurs de r_{min}	47
4.5 Convergence of the PSO algorithm ($U = 13$).	48
4.6 Nombre de UAVs déployés pour $r_{min} = 1$ b/s/Hz bande passante du réseau d'accès $B_v = 400$ MHz.	49
5.1 Représentation de l'algorithme DDPG	58
5.2 Nombre de UAVs déployés pour $C_a=8$	68
5.3 Répartition des utilisateurs associés entre les UAVs et la GBS en utilisant UPAA pour $r_{min} = 1$ b/s/Hz.	69
5.4 Impact of the cell-free on the feasibility.	70
5.5 Convergence de l'algorithme PSO ($U = 13$).	71
5.6 Nombre de UAVs déployés pour une bande passante en accès $B_v = 400$ MHz en utilisant l'algorithme PSO.	72

5.7	Convergence de l'algorithme basés sur DDPG $U = 10$ and $r_{min} = 1$ b/s/Hz.	73
5.8	Nombre de UAVs déployés pour une bande passante en accès $B_v = 400$ MHz en utilisant le DDPG.	74
5.9	Nombre de UAVs déployés pour $r_{min} = 1$ b/s/Hz.	75
5.10	Nombre de UAVs déployés pour des différentes bandes passantes de la GBS pour $r_{min} = 1$ b/s/Hz en utilisant PSO.	76

LISTE DES ALGORITHMES

1	Algorithme glouton de placement des UAVs (GUPA)	35
2	Algorithme glouton de sélection d'utilisateurs (GUSA)	38
3	Algorithme heuristique de placement et d'association (UPAA)	53
4	Algorithme basée sur DDPG	64
5	Algorithme glouton d'association des utilisateurs (GUA)	65

LISTE DES ACRONYMES

5G	Cinquième Génération (<i>Fifth-generation</i>)
AWGN	Bruit additif blanc gaussien (<i>Additive white Gaussian noise</i>)
BS	Station de base (Base Station)
CRAN	Réseau d'accès radio infonuagique (<i>Cloud Radio Access Network</i>)
DDPG	Gradient de politique déterministe et profond (<i>Deep Deterministic Policy Gradient</i>)
DL	Lien descendant (<i>DownLink</i>)
DQL	Deep Q-Learning
EB	Exabyte
GBS	Station de base terrestre <i>Ground Base Station</i>
GUPA	Algorithme glouton de placement des UAVs (<i>Greedy UAV Placement Algorithm</i>)
GUSA	Algorithme glouton de sélection d'utilisateurs (<i>Greedy User Selection Algorithm</i>)
ITU	Union internationale des télécommunications (<i>International Communication Union</i>)
LOS	Visibilité directe (<i>Line-Of-Sight</i>)
Mbps	Mégabits par secondes (<i>Megabits per second</i>)
MINLP	Programme non linéaire à nombres entiers partiels(<i>Mixed Integer Non-Linear Programming</i>)
NLOS	Hors visibilité directe (<i>Non-Line-Of-Sight</i>)

NP	Non déterministe polynomial (<i>nondeterministic polynomial time</i>)
PSO	Optimisation par essaim de particules (<i>Particle Swarm Optimization</i>)
QL	Q-Learning
QoE	Qualité d'expérience (<i>Quality of Experience</i>)
QoS	Qualité de service (<i>Quality of Service</i>)
RL	Apprentissage par renforcement (<i>Reinforcement Learning</i>)
SINR	Rapport signal sur interférence rapport plus bruit (<i>Signal-to-Interference-plus-Noise Ratio</i>)
UAV	Véhicules aériens sans pilote (<i>Unmanned Aerial Vehicles</i>)
UPAA	Algorithme heuristique de placement et association (<i>UAV Positioning and Association Algorithm</i>)
UL	Lien montant (<i>UpLink</i>)
WLAN	Réseaux locaux sans fil (<i>Wireless Local Area Networks</i>)

RÉSUMÉ

L'utilisation de véhicules aériens sans pilote, communément connu sous le nom de drones, dans les réseaux sans fil a attiré l'attention de beaucoup de recherche scientifique, académique et industrielle, ces dernières années en raison de leur potentiel d'amélioration des systèmes de communications sans fil. Dans ce contexte, les réseaux sans fil sans-cellules (dits aussi réseaux centrés sur l'utilisateur), où un utilisateur peut être associé à plusieurs drones simultanément, sont apparus comme une solution prometteuse. Ce projet de maîtrise étudie l'utilisation des drones dans des réseaux sans fil sans-cellules où l'objectif est d'optimiser le nombre de drones déployés en respectant les exigences de débit des utilisateurs et les contraintes de couverture. Nous considérons un scénario dans lequel un utilisateur peut être directement associé à une station de base terrestre ou avoir besoin d'utiliser des drones comme relais pour se connecter à la station de base. Le problème abordé consiste à trouver les valeurs de l'association des utilisateurs, du placement des drones, de l'allocation de canaux et de l'allocation de puissance de transmission afin de minimiser le nombre de drones déployés. Le problème est démontré comme étant \mathcal{NP} -difficile. Par conséquent, une solution heuristique efficace à faible complexité, qui peut fournir rapidement une solution au problème, est proposée et évaluée. Nous proposons également une solution méta-heuristique basée sur l'approche d'optimisation de l'essaim de particules à des fins de comparaison. Ensuite, une solution basée sur l'apprentissage par renforcement dans le domaine continu est utilisée pour le déploiement et le positionnement des drones. Par le biais de simulations, nous démontrons l'efficacité des algorithmes proposés en termes de nombre de drones déployés dans les réseaux sans-cellules. Nos résultats mettent aussi en évidence le potentiel du paradigme sans-cellule à améliorer les réseaux sans fil assistés par drones.

Mots-clés : véhicule aérien sans pilote, réseaux sans-cellules, association d'utilisateurs, allocation de canal, allocation de puissance, optimisation par essaims de particules, apprentissage par renforcement.

CHAPITRE I

INTRODUCTION

1.1 Mise en contexte

L'émergence rapide de diverses applications telles que les médias 3D, la réalité virtuelle, et l'internet des objets a entraîné une explosion du trafic mobile. En effet, d'après (Ericsson, 2022), le trafic du réseau mobile a presque doublé en seulement deux ans, passant de 55 EB par mois en 2021 à 108 EB en 2023. Des études faites par Ericsson prédissent que le volume mondial de trafic mobile croîtra d'environ 73% entre les années 2023 et 2028, comme le montre sur la figure 1.1. Selon les estimations, le trafic mobile mondial par mois devrait atteindre 324.81 EB en 2028. Ces données mettent en évidence que nous sommes effectivement en train de nous diriger vers une société où les équipements connectés seront la norme. Ceci souligne l'importance d'améliorer les systèmes de communication. Pour soutenir ces applications, une connexion ultra fiable et rapide est essentielle. À l'heure actuelle, les réseaux sans fil respectant le standard 5G ont été mis en place dans de nombreux pays à travers le monde. De plus, plusieurs technologies ont émergé pour répondre au besoin croissant des utilisateurs.

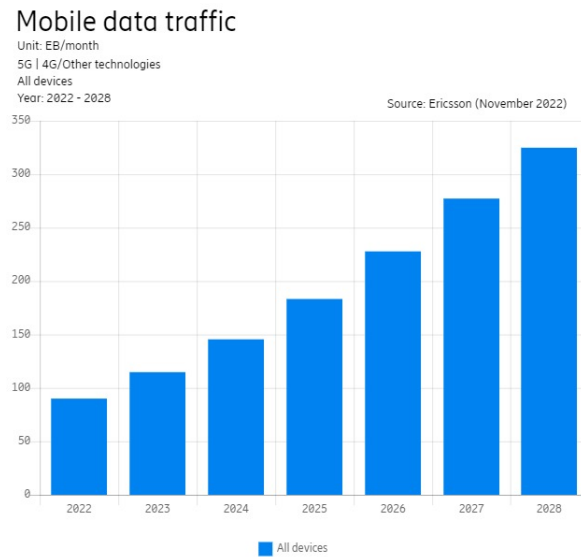


FIGURE 1.1 Croissance annuelle du trafic sur le réseau mobile mondial (EB par mois) (Ericsson, 2022)

1.1.1 Véhicules aériens sans pilote

Les véhicules aériens sans pilote (en anglais *Unmanned Aerial Vehicle*, UAV), communément connu sous le nom de drones, sont devenus de plus en plus populaires ces dernières années, et leur utilisation dans les réseaux sans fil est un domaine de recherche actif. Les UAVs ont le potentiel de fournir une connectivité sans fil dans des zones difficiles à atteindre ou dans des zones où les infrastructures traditionnelles ne sont pas disponibles (Fotouhi *et al.*, 2019). Ils peuvent également être utilisés pour améliorer les réseaux sans fil existants, en étant déployés en tant que relais pour connecter les utilisateurs à une station de base (en anglais *Base Station*, BS) et offrant une capacité et une couverture supplémentaire (Chen, 2020).

L'avantage principal de l'utilisation des UAVs dans les réseaux sans fil est leur ca-

pacité à être déployés et repositionnés rapidement. Cela les rend une solution idéale pour les situations d'urgence où une réponse rapide est nécessaire. Par exemple, après une catastrophe naturelle, les UAVs peuvent être déployés pour fournir une connectivité sans fil temporaire aux zones sinistrées.

Un autre avantage de l'utilisation des UAVs est leur capacité à fournir une connectivité sans fil dans des zones présentant un terrain difficile ou des obstacles. Par exemple, les UAVs peuvent être utilisés pour fournir une connectivité sans fil dans des zones où le déploiement de l'infrastructure traditionnelle pourrait être difficile, par exemple les forêts denses ou les montagnes. Les UAVs peuvent également être utilisés en tant que relais dans les réseaux sans fil existants. Par exemple, dans les zones urbaines encombrées, ils peuvent être utilisés pour améliorer la capacité des réseaux cellulaires en fournissant des cellules supplémentaires. Cela peut contribuer à améliorer la qualité de service pour les utilisateurs et réduire éventuellement la congestion sur le réseau.

Dans l'ensemble, l'utilisation des UAVs dans les réseaux sans fil a le potentiel de fournir des avantages significatifs. Toutefois, l'utilisation de ces UAVs présente des défis, parmi lesquels figurent des problématiques liées à leur placement et à leurs trajectoires. Ainsi, l'utilisation des UAVs dans les réseaux sans fil constitue un domaine de recherche particulièrement actif.

1.1.2 Réseaux sans fil sans-cellules

Le concept de réseaux sans-cellules (en anglais *Cell-free networks*) est un type de réseau sans fil qui a été proposé comme une alternative aux réseaux cellulaires tra-

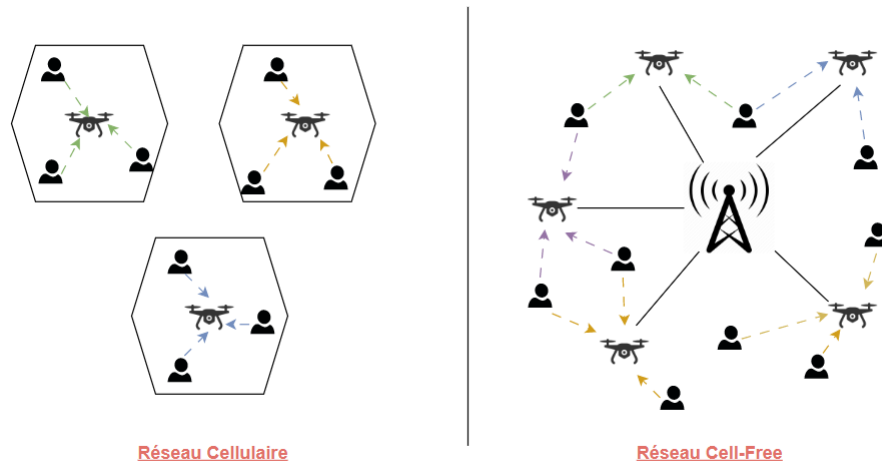


FIGURE 1.2 Illustration des types de réseau

ditionnels. Dans un réseau sans-cellule, la communication sans fil est distribuée sur l'ensemble du réseau sans aucune structure de cellule spécifique, comme le montre la figure 1.2. Cela permet une utilisation plus efficace des ressources et une meilleure couverture dans les zones où les réseaux cellulaires traditionnels peuvent avoir des difficultés. Les réseaux sans-cellules (dits aussi réseaux centrés sur l'utilisateur) ont le potentiel de fournir des améliorations significatives en termes de débit, de fiabilité et de capacité par rapport aux réseaux cellulaires traditionnels. Cependant, ils présentent également certains défis, tel qu'une complexité importante dans l'allocation des ressources et la gestion des interférences (Ammar *et al.*, 2022).

La recherche sur les réseaux sans-cellules est encore en cours et il reste de nombreuses questions ouvertes et des défis à relever. Cependant, des études récentes ont montré des résultats prometteurs, en particulier pour améliorer la couverture et la capacité dans les environnements urbains (Bor-Yaliniz *et al.*, 2016; Guo *et al.*, 2019).

Il est à noter que dans ce document, les "réseaux centrés sur l'utilisateur" désignent la même chose que les "réseaux sans-cellules", ainsi les deux termes sont utilisés de manière interchangeable.

1.2 Motivation

Les réseaux cellulaires font face à de multiples défis tels que la disponibilité, l'accessibilité et la demande croissante en bande passante. Ces difficultés sont causées par l'augmentation du nombre d'appareils connectés et la taille croissante des données échangées. Il est largement accepté que les véhicules aériens sans pilote en tant qu'infrastructures volantes joueront un rôle crucial dans l'amélioration de la capacité des réseaux et l'extension de la couverture dans la prochaine génération de réseaux de communications sans fil en raison de leur mobilité et de leur déploiement rapide (Andrews *et al.*, 2014).

En raison de ces avantages, des travaux de recherche se sont intéressés à étudier le déploiement des UAVs dans les réseaux sans fil. Malgré leurs avantages, dans certains cas où des exigences strictes de qualité de service (en anglais *Quality of Service*, QoS) sont requises, l'association d'un utilisateur à un seul UAV peut ne pas être efficace pour répondre à ses demandes. Pour remédier à ce défi spécifique, les réseaux cellulaires traditionnels ont été remplacés par des réseaux centrés sur l'utilisateur où un utilisateur peut être desservi simultanément par plusieurs points d'accès (que ce soit des UAVs ou des BSs) afin de satisfaire ses exigences de qualité de service (Chen *et al.*, 2016).

Un aspect important du déploiement de UAV en tant que relais dans les réseaux sans fil, qui est souvent négligé dans la littérature, est la nécessité de se connecter avec la station de base terrestre (en anglais *Ground Base Station*, GBS). En effet, l’UAV achemine les données de l’utilisateur vers la GBS et vice versa via les liens UAV-GBS, également appelés liens du réseau d’amenée. Par conséquent, la capacité de l’UAV à offrir des services via les liens UAV-utilisateur est limitée par la capacité du réseau d’amenée.

1.3 Problématique

Le déploiement des UAVs pour répondre aux besoins des utilisateurs sans fil est un défi important pour les réseaux de communication assistés par UAVs. En effet, ce problème implique non seulement les décisions d’association des utilisateurs et d’allocation des ressources, mais aussi le placement et le nombre d’UAVs déployés ainsi que la connectivité via le réseau d’amenée (Mozaffari *et al.*, 2019).

Dans le cadre de notre projet, on étudie l’utilisation des UAVs dans les réseaux centrés sur l’utilisateur. Dans ce contexte, la problématique vise à déterminer comment optimiser le nombre de UAVs déployés en respectant des exigences de débit et des contraintes de couverture. Nous considérons un scénario où un utilisateur peut être directement associé à une GBS, ou doit utiliser des UAVs en tant que relais pour se connecter à la station de base. Le but est de placer les UAVs, associer les utilisateurs, et leur allouer les ressources nécessaires pour garantir le débit minimal requis. Une architecture centrée sur l’utilisateur est proposée, où l’utilisateur est servi conjointement par plusieurs UAVs et la GBS. Cela permet de surmonter le défi de satisfaire tous les utilisateurs présents dans le réseau. Ainsi la problématique est la

suivante :

Comment minimiser le nombre d’UAVs déployés dans un réseau sans fil centré sur l’utilisateur, sous les contraintes de débit et de couverture ?

1.4 Méthodologie et contributions

Pour atteindre notre objectif, nous commençons par formuler mathématiquement le modèle du système et nous identifions tous les éléments relatifs au réseau et à son environnement. Ensuite, nous posons un problème d’optimisation visant à minimiser le nombre de UAVs déployés par le réseau, tout en respectant les contraintes de disponibilité des ressources et en garantissant la qualité de service exigée par les utilisateurs. Nous étudions deux variantes du problème original, la première est une variante simplifiée qui se caractérise par le fait que la GBS ne desserve pas les utilisateurs, elle fait partie du réseau d’amenée qui ne communique qu’avec les UAVs. La deuxième variante est plus générale et considère que la GBS peut desservir simultanément des utilisateurs et les UAVs. Enfin, nous proposons différentes approches pour résoudre chacune des variantes du problème original. Les approches ont pour but de conjointement placer les UAVs, associer les utilisateurs et allouer les ressources dans les deux réseaux d’accès et d’amenée. La première approche est un algorithme heuristique à faible complexité. La deuxième approche est un algorithme d’optimisation par essaims de particules (en anglais *Particle Swarm Optimization*, PSO). Pour chaque variante, nous proposons un PSO adapté à la nature du problème : pour la première variante, nous proposons un PSO qui fonctionne en domaine continu alors que pour la deuxième, nous proposons un PSO binaire. Finalement, une solution basée sur l’apprentissage automatique est proposée. Vu la nature continue du pro-

blème de placement des UAVs, un algorithme de gradient déterministe et profond (en anglais *Deep Deterministic Policy Gradient*, DDPG) est proposé.

Les principales contributions présentées dans ce mémoire peuvent être résumées comme suit :

- Nous formulons un problème d'allocation de ressources et de positionnement des UAVs dans une architecture centrée sur l'utilisateur, sous forme d'un problème d'optimisation non linéaire partiellement en nombres entiers (en anglais *Mixed Integer Non-Linear Programming*, MINLP) ;
- Nous étudions la complexité du problème formulé et montrons que c'est un problème \mathcal{NP} -difficile pour lequel il n'existe pas d'algorithmes pouvant donner la solution optimale en un temps polynomial ;
- Nous présentons les solutions proposées pour résoudre la première variante simplifiée du problème. Trois algorithmes sont proposés. Le premier est un algorithme glouton d'allocation de ressources et de positionnement des UAVs. Le deuxième est un algorithme de sélection d'utilisateurs. Finalement, un algorithme méta-heuristique d'optimisation par essaims de particules adapté à notre problème d'optimisation sous contraintes est proposé. Nous analysons les performances des algorithmes proposés, par simulation ;
- Nous présentons les solutions proposées pour résoudre la généralisation du problème, où la GBS peut desservir des utilisateurs via les liens GBS-utilisateurs. Trois approches sont proposées pour résoudre le problème d'allocation de ressources dans le réseau d'accès et le réseau d'amenée conjointement et le positionnement des UAVs : une approche heuristique, une approche méta-heuristique basée sur PSO et un algorithme DDPG adapté.

1.5 Organisation du mémoire

Le restant de ce mémoire est structuré comme suit. Le chapitre 2 est consacré à l'état de l'art des travaux liés à notre problématique. Le chapitre 3 traite le modèle de système, la formulation du problème et présente l'étude de sa NP-difficulté. Nous divisons notre problématique en deux variantes et on consacre à chacune un chapitre pour présenter les solutions et évaluer leurs performances. Le chapitre 4 présente les algorithmes proposés pour résoudre la première variante du problème et les résultats de simulation sont également présentés. Le chapitre 5 est consacré à la seconde variante du problème et ses solutions et résultats. Enfin, le travail est résumé dans une conclusion.

Les deux publications suivantes sont pertinentes à ce mémoire :

A. Ahmed, C. Chaieb, W. Ajib, H. Elbiaze et R. Glitho, "Resource Allocation and UAVs Placement in Cell-free Wireless Networks," dans les actes de IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM), Rio de Janeiro, Brazil, 2022.

A. Ahmed, C. Chaieb, W. Ajib, H. Elbiaze et R. Glitho, "Optimizing UAV-Assisted Cell-Free Wireless Networks : A Deep Reinforcement Learning Approach," soumis dans IEEE Transaction on Wireless Communications.

CHAPITRE II

ÉTAT DE L'ART

Grâce à leur flexibilité, la simplicité de leur déploiement et de leur mobilité, l'utilisation des UAVs dans diverses applications civiles peut être bénéfique. En effet, l'utilisation des UAVs a été envisagée pour l'agriculture, la livraison de marchandises, la sécurité et d'autres domaines (Shakhatreh *et al.*, 2019; Mozaffari *et al.*, 2017). Parmi les nombreuses applications des UAVs, leur déploiement dans les réseaux sans fil a reçu une attention considérable dans la littérature (Zeng *et al.*, 2016). Qu'ils soient utilisés comme relais ou comme stations de base aériennes, les UAVs se sont révélés bénéfiques pour les systèmes de communications sans fil.

La manière de déployer un UAV pour répondre aux besoins des utilisateurs de réseaux sans fil constitue un défi important. En effet, ce problème implique non seulement les décisions d'association d'utilisateurs et d'allocation de ressources, mais également le placement et le nombre d'UAVs déployés et la communication avec le réseau d'amenée (Mozaffari *et al.*, 2019).

Malgré leurs avantages, dans certains cas où les utilisateurs demandent un débit élevé, un seul UAV n'est pas capable de satisfaire les exigences de qualité de service. Pour

surmonter ce défi spécifique, les réseaux cellulaires traditionnels ont été remplacés par des réseaux centrés sur l'utilisateur.

Dans ce chapitre, nous présentons les différents travaux de recherche qui étudient des problématiques liées au sujet de ce mémoire, à savoir l'utilisation des UAVs dans les réseaux sans fil, les réseaux centrés sur l'utilisateur et finalement l'utilisation des techniques d'apprentissage dans les réseaux assistés par UAVs.

2.1 Réseaux sans fil assistés par UAVs

Dans cette section, nous présentons les différents aspects de l'utilisation des UAVs dans les réseaux sans fil et survolons différents travaux de recherche qui traitent de ce sujet.

La demande d'accès sans fil à haute vitesse a augmenté rapidement en raison de la prolifération d'appareils mobiles tels que les téléphones intelligents, les tablettes et les gadgets de l'internet des objets (en anglais *Internet of Things*, IoT). Cela a mis une pression sur les réseaux cellulaires existants, ce qui a conduit à l'émergence de nouvelles technologies sans fil telles que les communications équipements à équipements (en anglais *Device-to-Device*, D2D), les réseaux de petites cellules ultra-denses et les communications à ondes millimétriques (en anglais *Millimeter wave*, mmwave), qui sont considérées comme les systèmes cellulaires de prochaine génération. Cependant, ces solutions ont des limites, et les stations de base aériennes sont considérées comme une solution complémentaire qui peut surmonter certains de ces défis. Les UAVs peuvent fournir une connectivité sans fil aux zones avec une infrastructure cellulaire limitée, desservir des événements temporaires (Lyu *et al.*, 2018). Les UAVs peuvent également établir des liaisons de communication en visibilité directe (en an-

glais *Line-of-Sight*, LoS) avec les utilisateurs (Khawaja *et al.*, 2019), fournissant une transmission sans fil haute capacité et améliorant la fiabilité des liaisons sans fil. Les UAVs peuvent améliorer les performances des réseaux sans fil terrestres existants en termes de couverture (Bor-Yaliniz *et al.*, 2016), de capacité (Guo *et al.*, 2019), de délai (Wang *et al.*, 2020a) et de qualité de service (Li *et al.*, 2021b) en exploitant leurs caractéristiques uniques telles que l’agilité, la mobilité, la flexibilité et l’altitude adaptative. Dans l’ensemble, les UAVs sont considérés comme faisant partie intégrante des réseaux cellulaires au-delà de la 5G à mesure que la technologie mûrit et que de nouveaux scénarios opérationnels émergent.

Dans ce qui suit, nous présentons les différents travaux de recherche qui étudient le problème de positionnement et de conception de trajectoire des UAVs, le problème de minimisation du nombre de UAVs et enfin le problème d’allocation des ressources du réseau d’amenée.

2.1.1 Positionnement et conception de trajectoire des UAVs

De nombreuses études ont récemment été menées pour résoudre différents problèmes liés aux systèmes de communication par UAVs. L’un des principaux défis de recherche est d’optimiser la trajectoire et le positionnement de l’UAV. Les auteurs de (Wang *et al.*, 2020b) ont proposé deux algorithmes pour résoudre cette problématique, tout en considérant le problème d’allocation de puissance de transmission dans un réseau assisté par UAVs. Tout d’abord, ils considèrent que tous les utilisateurs ont un niveau de puissance de transmission égal et proposent un algorithme de placement basé sur le découplage pour obtenir la position optimale des UAVs. Ensuite, le problème est généralisé et une approche basée sur l’approximation convexe succes-

sive est utilisée. Les résultats de simulation ont confirmé que les économies d'énergie peuvent être obtenues grâce à l'avantage des liens de visibilité directe LoS des liens aériens vers le sol (en anglais *Air-to-Ground*, A2G). Les résultats ont également démontré qu'une réduction de la puissance de transmission moyenne peut être réalisée en évitant de présumer une distribution équitable de la puissance.

Pour maximiser le nombre d'utilisateurs associés, (Plachy *et al.*, 2019) propose deux solutions basées sur l'approche méta-heuristique afin d'optimiser les positions des UAVs. L'article propose un algorithme pour optimiser conjointement la position des stations de base aériennes et l'association des utilisateurs afin de maximiser le nombre d'utilisateurs satisfaits tout en respectant le débit minimal requis. L'algorithme développé est présenté en deux variantes : l'une basée sur l'algorithme génétique (en anglais *Genetic Algorithm*, GA) et l'autre sur l'optimisation par essaim de particules (en anglais *Particle Swarm Optimization*, PSO). Les simulations montrent que les deux approches améliorent la satisfaction des utilisateurs par rapport à la méthode couramment utilisée pour cette même problématique, k-means, d'environ 30%. De plus, un gain en débit total de tous les utilisateurs est observé pour les deux algorithmes proposés. Le GA augmente légèrement la satisfaction des utilisateurs et le débit total tout en réduisant le nombre de UAVs nécessaires par rapport au PSO. Cependant, cette amélioration se fait au détriment d'une complexité temporelle plus élevée.

De même, pour répondre au problème de placement des UAVs dans une zone post-catastrophe où l'objectif est d'augmenter le débit du réseau, le travail dans (Li *et al.*, 2019) a comparé divers algorithmes, notamment PSO, GA et un algorithme basé sur l'approche de colonies d'abeilles artificielles. Les simulations ont montré que l'algorithme proposé basé sur l'approche de colonies d'abeilles a amélioré le débit

global du réseau et a permis d'atteindre un taux de couverture élevé des utilisateurs pour un nombre donné de UAVs.

Le travail (Chen *et al.*, 2018) étudie le problème de maximisation du nombre d'utilisateurs satisfaits en considérant un scénario où les utilisateurs exigent des contraintes de QoS différentes. Le problème est modélisé en tant qu'un problème de placement de cercles concentriques (en anglais *Multiple concentric circles placement problem*). La relation entre le rayon et la couverture est analysée et discutée, et deux approches de GA sont proposées. L'une est basée sur l'algorithme GA standard et l'autre sur un GA à population multiple. Les résultats montrent que les résultats du GA à population multiple s'approchent de l'optimale.

Le travail (Chen *et al.*, 2017) vise à optimiser les exigences de qualité d'expérience (en anglais *Quality of Experience*, QoE) des utilisateurs dans un réseau d'accès radio infonuagique (en anglais *Cloud Radio Access Network*, CRAN). L'objectif est de satisfaire la QoE des utilisateurs avec le minimum de puissance de transmission. Pour ce faire, les auteurs proposent une méthode basée sur l'apprentissage automatique pour prédire les demandes de contenu des utilisateurs et optimiser les positions des UAVs en se basant sur ces prédictions. Dans (Lagum *et al.*, 2018), une méthode basée sur la géométrie stochastique a été proposée pour placer des UAVs dans un réseau sans fil à infrastructure déjà existante. L'idée est d'ajouter des UAVs au réseau afin d'aider les stations de base surchargées à décharger des données pour pouvoir répondre aux exigences de QoS des utilisateurs.

Les travaux mentionnés dans cette section ne prennent pas en compte les communications avec le réseau d'amenée et ne considèrent pas le nombre d'UAVs à déployer. Cela conduit à investiguer la littérature qui traite ces deux défis dans des réseaux

sans fil assistés par UAVs.

2.1.2 Minimisation du nombre de UAVs

Parmi les problèmes liés au le placement des UAVs, on trouve la minimisation du nombre d'UAVs à déployer. Les travaux suivantes proposent des solutions à ce problème particulier. Un algorithme efficace basé sur l'approche PSO a été proposé dans (Kalantari *et al.*, 2016) afin de maintenir une efficacité spectrale qui respecte un seuil spécifié. Les utilisateurs dans le réseau sont distribués dans la zone considérée avec des densités différentes. Les résultats de simulation prouvent que les UAVs adaptent efficacement leur positions pour couvrir le maximum d'utilisateurs. Dans (Zhu *et al.*, 2018), un problème similaire a été étudié où un schéma de déploiement 3D a été proposé pour satisfaire les différentes exigences de qualité de service de tous les utilisateurs. Une approche heuristique basée sur la méthode spirale a été proposée après avoir exploré la relation entre la couverture du UAV et son altitude. Pour fournir une couverture réseau et des services de connexion, la question du placement des UAVs dans un terrain inégal a été étudiée dans (He *et al.*, 2018). Les auteurs ont proposé un algorithme PSO efficace pour résoudre le problème décrit, qui appartient à la classe des problèmes \mathcal{NP} -difficile. Un modèle mathématique a été proposé dans (Rahimi *et al.*, 2022) pour optimiser le nombre d'UAVs nécessaires et leurs emplacements tout en répondant aux exigences de débit des utilisateurs. L'article considère un événement sportif dans une zone rurale où l'infrastructure réseau est limitée. Les positions potentielles des UAVs sont obtenues grâce au clustering des utilisateurs.

Dans (Zamani, 2020), l'objectif est de réduire la consommation d'énergie dans un réseau cellulaire ultra-dense tout en respectant les exigences de QoS et de puissance

de transmission disponible. En utilisant l'approche PSO, la quantité et l'emplacement des UAVs déployés ont été optimisés conjointement. L'objectif de (Mozaffari *et al.*, 2016) était de maximiser la durée de vie de la couverture des UAVs déployés tout en maximisant le rayon de couverture de chaque UAV. La théorie du packing de cercles a été utilisée pour atteindre cet objectif en déterminant le nombre minimum d'UAVs nécessaire et leurs emplacements pour assurer une probabilité de couverture cible.

Dans les réseaux de capteurs avec des limites de délai, la question de la limitation du nombre d'UAVs déployés a également été étudiée (Zhang *et al.*, 2021). Le temps de vol des UAVs et le temps de collecte de données doivent être inférieurs aux seuils spécifiés dans ce cas, car la fraîcheur des données est cruciale. Un algorithme basé sur la théorie des graphes a efficacement résolu le problème formulé.

2.1.3 Allocation des ressources du réseau d'amenée

Un aspect important du déploiement des UAVs comme relais dans les réseaux sans fil est la nécessité de se connecter avec la GBS. En effet, l'UAV transfère les données des utilisateurs de et vers la GBS via les liaisons UAV-GBS. Par conséquent, la capacité de l'UAV à offrir des services via les liaisons UAV-utilisateur est contrainte par la capacité de la liaison UAV-GBS.

Il existe différentes stratégies d'allocation de spectre de liaison de retour dans les réseaux assistés par UAVs afin de satisfaire les utilisateurs via les liaisons UAV-utilisateur ou GBS-utilisateur (Ji *et al.*, 2019). Le taux minimal des utilisateurs desservis par les UAVs a été maximisé dans (Yang *et al.*, 2019), où les utilisateurs terrestres ont été conjointement desservis par la GBS et les UAVs. Le problème est

mixte et non convexe, il a donc été divisé en deux sous-problèmes. Le premier étant de regrouper les utilisateurs en des clusters est résolu par un algorithme de Louvain ajusté. Le deuxième sous-problème optimise la position des UAVs en utilisant un algorithme itératif. Dans (Song *et al.*, 2019), deux stratégies de partage de spectre ont été comparées : le partage de spectre orthogonal et la réutilisation de spectre non orthogonal entre les GBS et les UAVs. Dans le cas de partage de spectre non orthogonal, le débit minimal des utilisateurs a été maximisé en optimisant conjointement le nombre et le rayon de couverture des UAVs. Pour éviter efficacement les interférences mutuelles entre les liens UAV-utilisateurs et les liens GBS-utilisateurs, la cas de partage orthogonal du spectre est aussi considéré. Dans les deux cas, le taux d'allocation de bande passante, le rayon de couverture des UAVs est optimisé en utilisant un algorithme itératif et le nombre de UAVs optimal est obtenu grâce à un algorithme de recherche unidimensionnelle. Le travail (Li *et al.*, 2021a) vise à optimiser conjointement la couverture, l'allocation de spectre et la trajectoire de l'UAV où le partage de spectre orthogonal entre les UAVs et les GBS était utilisé. Le but est de maximiser le débit des utilisateurs se trouvant au bord des cellules. Un algorithme sous-optimal basé sur la technologie d'optimisation convexe successive a été proposé.

2.2 Apprentissage par renforcement dans les réseaux sans fil

Ces derniers temps, l'apprentissage par renforcement a été largement exploité pour résoudre certains défis et problèmes dans les réseaux sans fil (Luong *et al.*, 2019). Plus spécifiquement, les techniques d'apprentissage par renforcement profond (en anglais *Deep Reinforcement Learning*, DRL) ont montré des résultats prometteurs pour aborder le problème d'allocation de ressource et de placement de UAVs dans

les réseaux sans fil (Bithas *et al.*, 2019).

Les auteurs de (Cui *et al.*, 2020) cherchent à maximiser la récompense à long terme d'un réseau assisté par UAVs. La récompense est définie comme une fonction d'efficacité énergétique contrainte par la qualité de service. Le problème est ensuite modélisé comme un jeu stochastique et résolu à l'aide d'un algorithme DRL multi-agent dans lequel chaque UAV est un agent indépendant qui ignore la présence des autres UAVs. Ainsi, l'échange d'information dans le système est réduit et la charge de traitement des données est aussi réduite dans chaque UAV. Chaque agent exécute un Q-learning (QL) et choisit une action qui consiste à sélectionner conjointement un utilisateur à servir et lui allouer le niveau de puissance et le canal. L'algorithme proposé a réussi à trouver un compromis entre le coût d'échange des informations dans le système et les gains en performance. Pour résoudre le problème d'un espace d'actions mixte, discret et continu, les auteurs de (Yin et Yu, 2022) ont développé un réseau neuronal profond paramétré pour la décision conjointe d'allocation de canaux aux utilisateurs, ainsi que d'allocation de puissance de transmission et de trajectoire des UAVs. Le problème a été modélisé comme un processus de décision de Markov décentralisé et partiellement observable (en anglais *Decentralized Partially Observable Markov Decision Process*). Ainsi, chaque UAV prend sa décision d'allocation de ressources et de trajectoire indépendamment de la décision des autres UAVs mais pour garantir que les décisions prises améliorent les performances du système global, un estimateur de valeur d'action globale est utilisé. La récompense de l'algorithme est définie comme la somme des débits utilisateurs, mais un indicateur est ajouté pour garantir l'équité de débit entre les utilisateurs. Les résultats de la simulation montrent que les utilisateurs atteignent des débits individuels presque égaux, ce qui

implique que l'indicateur d'équité proposé dans la définition de la récompense est efficace.

Dans (Abeywickrama *et al.*, 2020), une approche d'apprentissage profond (en anglais *Deep Q-Learning*, DQL) a été utilisée pour fournir une couverture équitable aux utilisateurs avec une limite d'énergie disponible. L'énergie de communication est considérée négligeable par rapport à l'énergie nécessaire au vol de l'UAV. L'algorithme DQL génère les trajectoires des UAVs, et pour éviter les problèmes de convergence causés par l'espace d'action continu, une trajectoire est définie comme un graphe dont les sommets sont les points de survol des UAVs. Ainsi, à chaque instant, l'action choisie est le point dans l'espace prédéfini qui dépend de l'action à l'instant précédent. Les résultats de simulation montrent que la méthode proposée améliore considérablement le nombre d'utilisateurs servis tout en diminuant les risques de collision entre les UAVs.

La maximisation de l'efficacité énergétique a été étudiée dans (Shi *et al.*, 2021; Lee *et al.*, 2022; Hajijamali Arani *et al.*, 2022). Vu la différence en exigence pour les liens de contrôle et les liens de transmissions de données, les auteurs de (Shi *et al.*, 2021) proposent de séparer les deux liens. En effet, les liens de transmission de données des UAVs nécessitent des débits de données élevés qui peuvent être de l'ordre de centaines de mégabits par seconde (en anglais *Megabits per second*, MBPS) alors que les liens de contrôle utilisent des débits faibles. En plus, les liens de liaisons montantes (en anglais *Uplinks*, UL) et liaison descendantes (en anglais *Downlinks*, DL) sont séparés, les DL transmettant sur des bandes à haute fréquence, en revanche les UL transmettent sur des bandes à basse fréquence. Deux schémas de contrôle de la puissance basés sur QL et DQL ont été proposés pour améliorer l'efficacité énergétique du réseau. Les résultats prouvent que la séparation des liens de transmissions avec les méthodes de

RL a amélioré les performances du système par rapport à la non-séparation des liens avec les mêmes méthodes.

Dans (Lee *et al.*, 2022), un autre objectif est ajouté à la maximisation de l'efficacité énergétique, qui est la minimisation de l'interruption de signal pour les utilisateurs. Ceci est atteint par l'optimisation de positions des UAVs et l'allocation de puissance. Le problème formulé est relativement complexe donc il a été modélisé comme un processus de Markov et afin d'éviter une grande complexité de calcul causé par les approches centralisées dans ce genre de problème, un algorithme décentralisé basé sur le QL a été proposé. À travers les simulations, il a été prouvé que l'algorithme DRL proposé pourrait atteindre la solution optimale. Dans (Hajijamali Arani *et al.*, 2022), le compromis entre le débit et la consommation d'énergie a été modélisé comme un problème de bandit multi-bras (en anglais *multiarmed bandit*, MAB). Pour résoudre le MAB, un algorithme basé sur la borne de confiance supérieure a été proposé, qui permet aux UAVs d'optimiser leurs trajectoires de manière distribuée, ce qui réduit l'envoi de signaux dans le réseau. Les résultats de simulation montrent que l'approche proposée permet d'obtenir de meilleures performances en termes d'efficacité énergétique et d'efficacité spectrale par rapport aux algorithmes de référence. Finalement, les auteurs de (Zhao *et al.*, 2019) proposent un algorithme basé sur le Q-learning pour l'allocation des ressources et le contrôle de puissance tout en estimant l'information d'état de canal dans le but de minimiser l'interférence causée par les points d'accès à haute densité dans les réseaux locaux sans fil (en anglais *Wireless Local Area Networks*, WLAN).

2.3 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons effectué une revue de la littérature liée à notre problème de recherche, notamment, l'allocation des ressources dans les réseaux assistés par UAVs et l'utilisation des algorithmes d'apprentissage profond pour leur résolution. Au mieux de notre connaissance, l'allocation de ressource conjointe des réseaux d'accès et d'amenée dans les réseaux sans fil centrés sur l'utilisateur n'a pas été abordée. Ainsi, dans le chapitre qui suit, nous présenterons le modèle de système et formulerons le problème.

CHAPITRE III

MODÈLE DE SYSTÈME ET FORMULATION DU PROBLÈME

Dans ce mémoire nous investiguons l'utilisation des UAVs dans les réseaux sans fil centrés sur l'utilisateur où l'objectif est d'optimiser le nombre de UAVs déployés en fonction des exigences de qualité de service et des contraintes de couverture. Nous considérons un scénario dans lequel un utilisateur peut être directement associé à la GBS ou doit utiliser des UAVs comme relais pour se connecter à la station de base. Le problème abordé vise à trouver l'association d'utilisateurs, le placement des UAVs, l'affectation des canaux et l'allocation de puissances qui permettent de minimiser le nombre de UAVs déployés tout en satisfaisant tous les utilisateurs présents. Ce chapitre présente le modèle de système utilisé, le problème est ensuite formulé sous la forme d'un problème non linéaire aux nombres entiers mixtes.

3.1 Modèle du système

Nous considérons la liaison descendante d'un réseau sans fil centré sur l'utilisateur assisté par UAVs composé de V UAVs déployés en tant que relais pour connecter des utilisateurs au sol à une GBS. Le réseau d'amenée est constitué d'une seule GBS qui peut communiquer avec les UAVs déployés via des liaisons GBS-UAV et peut

également desservir directement certains utilisateurs via des liaisons GBS-utilisateur.

Soit $\mathcal{V} = \{0, 1, \dots, V\}$ l'ensemble des UAVs et de la GBS, où $v = 0$ représente la GBS et \mathcal{V}^* désigne $\mathcal{V} \setminus \{0\}$. $\mathcal{U} = \{1, \dots, U\}$ désigne l'ensemble des utilisateurs. Les coordonnées 3D de la GBS, du v -ème UAV et du u -ème utilisateur sont notées respectivement (x_0, y_0, H_0) , (x_v, y_v, H) et $(x_u, y_u, 0)$, où H est la hauteur des UAVs et H_0 est la hauteur de la GBS. Un UAV peut desservir plusieurs utilisateurs en utilisant C_a canaux d'accès orthogonaux, et plusieurs UAVs peuvent exploiter l'avantage des réseaux sans-cellules pour desservir un utilisateur sur le même canal d'accès. Alternativement, un utilisateur peut également être associé directement à la GBS. Nous supposons que les canaux d'accès C_a sont orthogonaux aux C_b canaux d'amenée et que les canaux d'amenée sont également orthogonaux les uns aux autres. Le système est représenté par la figure 3.1.

3.1.1 Liens UAV-utilisateur

Les liens UAV-utilisateur en liaison descendante sont modélisés comme des liens air-sol. La probabilité de liaison en visibilité directe (en anglais *Line-of-Sight*, LoS), entre le v -ème UAV et le u -ème utilisateur est exprimée comme dans (Al-Hourani *et al.*, 2014) :

$$\mathbb{P}_{LoS}^{v,u} = \frac{1}{1 + a \exp(-b(\theta_{v,u} - a))}, \quad v \in \mathcal{V}^*, \quad (3.1)$$

où a et b sont des constantes qui dépendent de l'environnement. $\theta_{v,u}$ est l'angle d'élévation qui est donné par :

$$\theta_{v,u} = \frac{180}{\pi} \arcsin \left(\frac{H}{d_{v,u}^H} \right), \quad v \in \mathcal{V}^*, \quad (3.2)$$

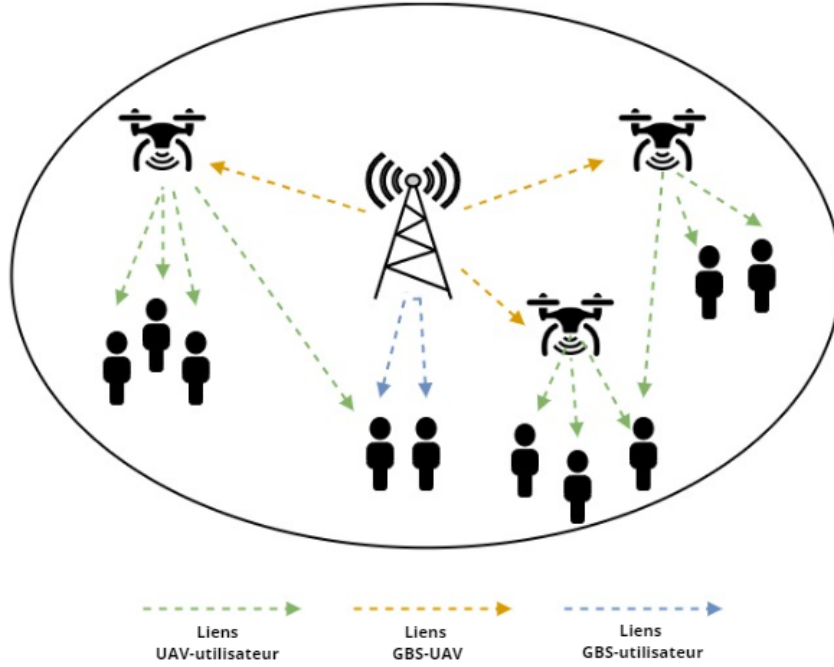


FIGURE 3.1 Modèle du système

où $d_{v,u}^H = \sqrt{(x_v - x_u)^2 + (y_v - y_u)^2}$ est la distance horizontale entre le UAV v et l'utilisateur u .

Nous modélisons le gain de canal entre le v -ème UAV et le u -ème utilisateur comme :

$$g_{v,u} = \left(\frac{\nu}{4\pi f} \right)^2 \frac{1}{d_{v,u}^\alpha (\mathbb{P}_{LoS}^{v,u} \mu_{LoS} + \mathbb{P}_{NLoS}^{v,u} \mu_{NLoS})}, \quad v \in \mathcal{V}^*, \quad (3.3)$$

où $d_{v,u}$ est la distance euclidienne entre l'UAV v et l'utilisateur u , $\mathbb{P}_{NLoS}^{v,u} = 1 - \mathbb{P}_{LoS}^{v,u}$ est la probabilité de liaison hors visibilité directe (en anglais *Non-Line-of-Sight*, NLoS), μ_{LoS} et μ_{NLoS} sont les affaiblissements de propagation (en anglais *PathLoss*, PL) supplémentaires moyennes pour les liaisons LoS et NLoS, α est l'exposant d'affaiblissement de propagation, f est la fréquence de la porteuse, et enfin ν est la vitesse de la lumière. L'utilisateur u desservi par l'UAV v via le canal d'accès c_a reçoit le

débit exprimé comme suit :

$$r_{v,u,c_a}^{access} = B_u \log_2 \left(1 + \frac{p_{v,u,c_a} g_{v,u}}{\sigma^2 B_u + I_{v,u,c_a}} \right), \quad v \in \mathcal{V}^*, \quad (3.4)$$

où $B_u = B_v/C_a$ est la bande passante allouée à l'utilisateur u , B_v est la bande passante disponible au niveau de l'UAV v , p_{v,u,c_a} est la puissance allouée par l'UAV v à l'utilisateur u , σ^2 est la densité spectrale de puissance du bruit additif blanc gaussien (en anglais *Additive white Gaussian noise*, AWGN) et I_{v,u,c_a} est l'interférence reçue par l'utilisateur u . I_{v,u,c_a} est calculé comme suit :

$$I_{v,u,c_a} = \sum_{v' \in \mathcal{V}^* \setminus \{v\}} \sum_{u' \in \mathcal{U} \setminus \{u\}} p_{v',u',c_a} g_{v',u} \gamma_{v',u',c_a}, \quad (3.5)$$

où γ_{v,u,c_a} est une variable binaire qui prend la valeur 1 si l'utilisateur u est associé à l'UAV v en utilisant le canal c_a et prend la valeur 0 sinon.

3.1.2 Liens GBS-UAV

Nous supposons que tous les liens entre les UAVs et la GBS sont en visibilité directe. L'environnement de propagation dans le ciel peut en fait être comparé à l'espace libre. Soit $d_{0,v}$ la distance entre l'UAV v et la GBS où $v \neq 0$. Le gain de canal entre la GBS et l'UAV v est donné par (Huang *et al.*, 2020) :

$$g_{0,v} = \beta_0/d_{0,v}^2, \quad (3.6)$$

où β_0 est le gain du canal à la distance de référence d_0 . Le débit reçu au niveau de l'UAV v peut être exprimé comme suit :

$$r_{0,v}^{backhaul} = B_0' \log_2 \left(1 + \frac{p_{0,v} g_{0,v}}{\sigma^2 B_0'} \right), \quad v \in \mathcal{V}^* \quad (3.7)$$

où $B'_0 = B_0/C_b$ est la largeur de bande allouée du canal de la GBS attribuée au v -ème UAV, et $p_{0,v}$ est la puissance de transmission allouée.

3.1.3 Liens GBS-utilisateur

Les liaisons sol à sol entre la station de base terrestre et les utilisateurs sont modélisées comme des liaisons à évanouissement de Rayleigh. Le gain du canal est donné par :

$$g_{0,u} = \frac{\beta |h|^2}{(H_0^2 + d_{0,u}^2)^{\alpha/2}}, \quad (3.8)$$

où $\beta = \left(\frac{4\pi f_c}{\nu}\right)^{-2}$ représente le gain de puissance du canal à la distance de référence de 1 m, H_0 est la hauteur de la station de base et $d_{0,u} = \sqrt{(x_0 - x_u)^2 + (y_0 - y_u)^2}$ est la distance horizontale entre l'utilisateur u et la GBS. α représente l'exposant de l'affaiblissement de propagation et h est une variable aléatoire gaussienne de moyenne nulle et de variance unitaire.

Le débit atteignable par les utilisateurs desservis par la GBS est donné par :

$$r_{0,u}^{access} = B'_0 \log_2 \left(1 + \frac{p_{0,u} g_{0,u}}{\sigma^2 B_u} \right), \quad (3.9)$$

où $p_{0,u}$ est la puissance de transmission allouée.

3.2 Formulation du problème

L'objectif du problème formulé est de minimiser le nombre d'UAVs déployés tout en respectant le débit minimum requis par les utilisateurs desservis. Les variables d'optimisation sont les matrices $\mathbf{P} = [p_{v,u,c_a}]$ et $\mathbf{\Gamma} = [\gamma_{v,u,c_a}]$ de taille $V \times U \times C_a$,

ainsi que le vecteur $\mathbf{P}' = [p_{0,v}]$ de taille $(U + V)$ et le vecteur $\mathbf{\Delta} = [(x_v, y_v)]$ de taille V . Le tableau 3.1 contient une description de toutes les notations utilisées.

Pour définir le problème d'optimisation mathématiquement, les trois variables binaires suivantes sont introduites :

$$\eta_v = \begin{cases} 1, & \text{si UAV } v \text{ est déployé} \\ 0, & \text{sinon} \end{cases}, \quad (3.10)$$

$$\mu_{u,c_a} = \begin{cases} 1, & \text{si utilisateur } u \text{ est desservi sur le canal } c_a \\ 0, & \text{sinon} \end{cases}, \quad (3.11)$$

et

$$\delta_{i,c_b} = \begin{cases} 1, & \text{si } i \text{ est desservi sur le canal } c_b \\ 0, & \text{sinon} \end{cases}. \quad (3.12)$$

où i peut être soit un UAV ou un utilisateur.

On note que tous les utilisateurs se trouvent à l'intérieur de la zone considérée, qui est une zone circulaire représentée par son rayon R .

Les contraintes du problème sont détaillées ci-dessous. La contrainte (3.13) garantissent une exigence de débit minimum du réseau d'accès, notée r_{min} , que l'utilisateur soit servi par un (ou des) UAV ou par la GBS :

$$\sum_{c_b \in \mathcal{C}_b} r_{0,u}^{access} \delta_{u,c_b} + \sum_{v \in \mathcal{V}^*} \sum_{c_a \in \mathcal{C}_a} r_{v,u,c_a}^{access} \gamma_{v,u,c_a} \geq r_{min}, \quad \forall u \in \mathcal{U}. \quad (3.13)$$

TABLEAU 3.1 Tableau de notations.

Notations	Paramètre
\mathcal{U}, \mathcal{V}	Ensemble d'utilisateurs, ensemble de UAVs
U, V	Nombre d'utilisateurs, nombre de UAV
$\mathcal{C}_a, \mathcal{C}_a$	Ensemble de canaux d'accès disponibles d'un UAV, ensemble de canaux disponibles de la GBS
R	Rayon de la zone considérée
(x_0, y_0, H_0)	Coordonnées 3D de la GBS
(x_v, y_v, H)	Coordonnées 3D du v -ème UAV
$(x_u, y_u, 0)$	Coordonnées 3D du u -ème utilisateur
$\theta_{v,u}$	Angle d'élévation entre un UAV et un utilisateur.
$d_{v,u}^H$	Distance entre un UAV et un utilisateur.
$g_{v,u}$	Gain de canal entre un UAV et un utilisateur.
$\mathbb{P}_{LoS}^{v,u}, \mathbb{P}_{NLoS}^{v,u}$	Probabilité que le lien est LOS, NLOS
α	Exposants PL
r_{v,u,c_a}^{access}	Débit reçu par l'utilisateur u desservi par l'UAV v via le canal d'accès c_a .
B_u	Bande passante allouée à l'utilisateur u .
p_{v,u,c_a}	Puissance allouée par l'UAV v à l'utilisateur u via le canal c_a .
σ^2	Densité spectrale de puissance du bruit AWGN
I_{v,u,c_a}	Interférence reçue par l'utilisateur u associé à l'UAV v via le canal c_a
$d_{0,v}$	Distance entre l'UAV v et la GBS
B_0	Bande passante totale de la GBS.
$g_{0,v}$	Gain de canal entre la GBS et l'UAV v .
β_0	Gain du canal à la distance de référence d_0
$r_{0,v}^{backhaul}$	Débit reçu au niveau de l'UAV v connecté à la GBS
B_0'	Bande passante d'un canal de la GBS
$p_{0,v}$	Puissance de transmission allouée par la GBS au UAV v
$B_{0,v}$	Bande allouée par la GBS au UAV v
$r_{0,u}^{access}$	Débit reçu par l'utilisateur u servit par la GBS

La contrainte (3.14) garantit que le débit de la liaison GBS-UAV est au moins égal à la somme des débits d'accès des utilisateurs :

$$\sum_{c_b \in \mathcal{C}_b} r_{0,v}^{backhaul} \delta_{v,c_b} \geq \sum_{u \in \mathcal{U}} \sum_{c_a \in \mathcal{C}_a} r_{v,u,c_a}^{access} \gamma_{v,u,c_a}, \quad \forall v \in \mathcal{V}^*. \quad (3.14)$$

La contrainte (3.15) garantit que les variables η_v , γ_{v,u,c_a} et μ_{u,c_a} sont bien des variables binaires.

$$\eta_v, \gamma_{v,u}^{c_a}, \mu_{u,c_a}, \delta_{u,c_b} \in \{0, 1\}, \quad \forall u \in \mathcal{U}, \forall v \in \mathcal{V}, \forall c_a \in \mathcal{C}_a. \quad (3.15)$$

La contrainte (3.16) garantit que chaque canal est attribué à au plus un utilisateur.

$$\sum_{u \in \mathcal{U}} \gamma_{v,u,c_a} \leq 1, \quad \forall v \in \mathcal{V}^*, \forall c_a \in \mathcal{C}_a. \quad (3.16)$$

La contrainte (3.17) garantit qu'un utilisateur est associé à au plus un canal du réseau d'amenée.

$$\sum_{c_b \in \mathcal{C}_b} \delta_{u,c_b} \leq 1, \quad \forall u \in \mathcal{U}, \quad (3.17)$$

Les contraintes (3.18) et (3.19) garantissent que chaque utilisateur est servi par le même canal d'accès par tous les UAVs associés.

$$\sum_{c_a \in \mathcal{C}_a} \mu_{u,c_a} \leq 1, \quad \forall u \in \mathcal{U}, \quad (3.18)$$

$$\mu_{u,c_a} - \gamma_{v,u,c_a} \geq 0, \quad \forall u \in \mathcal{U}, \forall v \in \mathcal{V}^*, \forall c_a \in \mathcal{C}_a. \quad (3.19)$$

On dénote par p_v et p_0 les puissances maximales disponibles respectivement au niveau du UAV v et de la GBS. Les contraintes de puissance sont les suivantes :

$$\sum_{u \in \mathcal{U}} \sum_{c_a \in \mathcal{C}_a} p_{v,u,c_a} \gamma_{v,u,c_a} \leq p_v, \quad \forall v \in \mathcal{V}^*, \quad (3.20)$$

$$p_{v,u,c_a} \geq 0, \quad \forall v \in \mathcal{V}^*, \forall u \in \mathcal{U}, \forall c_a \in \mathcal{C}_a, \quad (3.21)$$

$$\sum_{i \in \mathcal{V}^* \cup \mathcal{U}} p_{0,i} \leq p_0, \quad (3.22)$$

$$p_{0,v} \geq 0, \quad \forall v \in \mathcal{V}^*. \quad (3.23)$$

Par conséquent, le problème est formulé mathématiquement comme suit :

$$\begin{aligned} & \underset{\mathbf{P}, \mathbf{P}', \mathbf{\Gamma}, \mathbf{\Delta}}{\text{minimiser}} && \sum_{v=1}^V \eta_v, && (\text{P24a}) \\ \text{s.c} &&& (3.13), (3.14), (3.15), (3.16), (3.17), (3.18), \\ &&& (3.19), (3.20), (3.21), (3.22), (3.23). \end{aligned}$$

3.3 \mathcal{NP} -difficulté

En informatique théorique, les classes de complexité regroupent des problèmes algorithmiques qui ont des caractéristiques similaires en termes de ressources nécessaires pour leur résolution. La classe P, par exemple, contient tous les problèmes de décision qui peuvent être résolus efficacement en temps polynomial par un ordinateur. En revanche, la classe \mathcal{NP} englobe les problèmes pour lesquels il n'existe pas d'algorithme efficace connu pour trouver la solution, mais pour lesquels la solution peut être vérifiée en temps polynomial (Arora et Barak, 2009).

Les problèmes \mathcal{NP} -difficiles sont des problèmes considérés comme étant au moins aussi difficiles à résoudre que les problèmes les plus complexes de la classe \mathcal{NP} . Ils sont donc particulièrement difficiles à résoudre. En général, la difficulté de résolution de ces problèmes augmente rapidement avec la taille de l'entrée, ce qui signifie qu'ils sont souvent considérés comme intraitables pour les ordinateurs classiques.

La question de savoir si P est égal à NP est l'un des problèmes les plus importants et les plus célèbres de l'informatique théorique, et sa résolution aurait des conséquences majeures en matière de cryptographie, de sécurité informatique et de traitement des données (Arora et Barak, 2009).

Pour démontrer la \mathcal{NP} -difficulté de notre problème, on utilise la méthode de réduction. Cette méthode consiste à prendre un problème connu pour être \mathcal{NP} -difficile et à montrer comment on peut le réduire à notre problème. Plus précisément, on montre comment on peut transformer une instance de notre problème en une instance du problème \mathcal{NP} -difficile.

Cette section prouve la \mathcal{NP} -difficulté du problème (P24a), en démontrant une réduction du problème d'emplacement d'installation (en anglais *Facility Location Problem*, FLP), un problème connu \mathcal{NP} -difficile, à une instance spécifique du problème formulé (Li et Huang, 2008). La preuve est donnée dans le lemme suivant :

Lemme 1 *Le problème formulé dans (P24a) est \mathcal{NP} -difficile.*

Preuve : Nous prouvons que le problème formulé est \mathcal{NP} -difficile par restriction, c'est-à-dire, en montrant qu'il s'agit d'un cas particulier de FLP. FLP implique une collection de villes $\mathcal{J} = \{j, \dots, J\}$ et un ensemble de sites potentiels d'installation $\mathcal{F} = \{i, \dots, F\}$. Le coût d'ouverture d'une installation à l'emplacement $i \in \mathcal{F}$, dans le cas où elle dessert un ensemble de villes, est représenté par f_i , tandis que c_{ji} désigne le coût de connexion de la ville $j \in \mathcal{J}$ à l'installation i . En général, le FLP est formulé comme un programme en nombre entiers utilisant des variables binaires.

L'objectif principal de FLP est de déterminer l'emplacement optimal d'un certain nombre d'installations afin de couvrir un ensemble de villes tout en minimisant le coût de placement pour chaque installation.

Étant donné une instance de FLP, une instance du problème formulé peut être construite comme suit : nous fixons $\mathcal{F} = \mathcal{V}^*$, et $\mathcal{J} = \mathcal{U}$. De plus, nous fixons $c_{ji} = 0$ et $f_i = 1$ si l'UAV i est déployé, et $x_{ji} = \gamma v, u, c_a$ et $y_i = \eta_v$ pour tout $i \in \mathcal{V}$ et $j \in \mathcal{U}$. Nous supposons que le nombre de canaux des UAVs est illimité. Dans ces conditions, le but est de minimiser le nombre d'UAVs déployés tout en garantissant que tous les utilisateurs satisfassent leurs exigences de QoS. Cela est équivalent à l'objectif de FLP, où les UAVs représentent les installations, les utilisateurs représentent les villes, le coût de déploiement d'un UAV i est $f_i = 1$, et le coût d'association d'un utilisateur j à un UAV i est $c_{ji} = 0$. Étant donné que FLP est connu pour être \mathcal{NP} -difficile, notre problème est également \mathcal{NP} -difficile.

Trouver la solution optimale pour le problème (P24a) n'est pas simple et nécessite d'évaluer toutes les combinaisons possibles d'associations d'utilisateurs, d'assignation de canaux, d'allocations de puissance et de positions de UAV. Cela rend le problème coûteux en terme de calcul. Par conséquent, des solutions efficaces sous-optimales sont proposées dans les chapitres suivants.

3.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons défini le modèle de système et formulé le problème de placement des UAVs et allocation de ressource. Nous avons ensuite prouvé sa \mathcal{NP} -difficulté. Dans le chapitre suivant, nous présenterons les solutions proposées pour le résoudre.

CHAPITRE IV

ALLOCATION DE RESSOURCES ET POSITIONNEMENT DES UAVS DANS UN RÉSEAU SANS FIL SANS CELLULE

Dans ce chapitre, on considère que les utilisateurs ne peuvent pas s'associer directement à la GBS. Cette dernière sert uniquement en tant que réseau d'amenée qui communique avec les UAVs seulement. Donc, on va considérer les liens UAV-utilisateur et GBS-UAV de la section III uniquement. Le problème considéré est un problème de programmation non linéaire aux nombres entiers mixtes qui ne peut pas être résolu par des méthodes d'optimisation traditionnelles dans un temps raisonnable. Par conséquent, dans ce chapitre, nous proposons une solution heuristique pour minimiser le nombre d'UAVs déployés lorsque le problème est réalisable. Ensuite, lorsque le problème est infaisable, nous proposons un algorithme de sélection heuristique des utilisateurs pour réduire le nombre d'utilisateurs à satisfaire.

La première approche est un algorithme glouton qui place les UAVs dans les meilleures positions, il optimise conjointement les associations des utilisateurs, l'allocation de puissances et de canaux afin d'améliorer la fonction objectif, qui consiste à minimiser le nombre de UAVs dans le système tout en satisfaisant les contraintes de débit et de couverture. Puisque le problème n'est pas toujours faisable, on propose aussi

un algorithme de sélection des utilisateurs qui a pour but de satisfaire le maximum des utilisateurs en enlevant les pires utilisateurs dans le réseau. Autrement dit, le premier algorithme trouve les meilleures positions des UAVs et alloue les ressources, tandis que le deuxième garantit la faisabilité du problème en éliminant les pires utilisateurs. À des fins de comparaison, une deuxième solution méta-heuristique basée sur la technique d'optimisation par essaim de particules est proposée.

Pour chaque algorithme proposé, on présente sa complexité computationnelle.

4.1 Solutions proposée

Afin de garantir que chaque utilisateur soit lié à au moins un UAV, nous introduisons la contrainte (4.1) suivante, qui sera prise en compte tout au long de ce chapitre :

$$\sum_{v \in \mathcal{V}^*} \sum_{c_a \in \mathcal{C}_a} \gamma_{v,u,c_a} \geq 1, \quad \forall u \in \mathcal{U}, \quad (4.1)$$

4.1.1 Algorithme glouton de placement des UAVs (GUPA)

Nous proposons un algorithme heuristique pour résoudre de manière efficace le problème, présenté par l'algorithme 1. L'idée de l'algorithme proposé est de trouver les meilleures positions pour déployer les UAVs qui minimisent la puissance de transmission nécessaire à utiliser dans les liens d'accès pour satisfaire les exigences de débit de données des utilisateurs et ainsi réduire le nombre d'UAVs déployés.

Algorithme 1 Algorithme glouton de placement des UAVs (GUPA)

Input : Coordonnées des utilisateurs, \mathcal{U}

Output : $DV =$ le nombre d'UAVs à déployer

- 1: Trier les utilisateurs selon la distance qui les sépare
 - 2: $NSU \leftarrow 0, \mathcal{DV} \leftarrow \emptyset$
 - 3: **tant que** $NSU < U$ **et** $DV \leq V$ **faire**
 - 4: **pour** $u \in \mathcal{U}_{tri}$ **faire**
 - 5: **si** u n'est pas satisfait **alors**
 - 6: **pour** $v \in \mathcal{DV}$ **faire**
 - 7: **si** première association de u **alors**
 - 8: **si** v a des canaux et de puissance disponibles **alors**
 - 9: Choisir le canal c_a qui utilise la puissance minimale
 - 10: $\gamma_{v,u,c_a} \leftarrow 1, \mu_{u,c_a} \leftarrow 1$
 - 11: **sinon si** v dispose de suffisamment de puissance **alors**
 - 12: **si** u déjà associé à v **alors**
 - 13: Mettre à jour p_{v,u,c_a}
 - 14: **sinon si** Le canal c_a disponible **alors**
 - 15: $\gamma_{v,u,c} \leftarrow 1$
 - 16: Calculer r_{v,u,c_a}^{access}
 - 17: **tant que** u n'est pas satisfait **et** $DV \leq V$ **et** (3.14) **faire**
 - 18: $\mathcal{DV} \leftarrow \mathcal{DV} \cup \{v\}$
 - 19: Trier les positions des UAVs selon la distance $d_{v,u}$
 - 20: **pour** les N_{pos} positions les plus proches de u **faire**
 - 21: **si** première association de u **alors**
 - 22: Choisir la position/le canal qui minimisent la puissance allouée
 - 23: $\gamma_{v,u,c_a} \leftarrow 1, \mu_{u,c_a} \leftarrow 1$
 - 24: **sinon**
 - 25: Choisir la position minimise la puissance allouée sur c_a
 - 26: $\gamma_{v,u,c_a} \leftarrow 1$
 - 27: Mettre à jour r_{v,u,c_a}^{access}
 - 28: $NSU \leftarrow NSU + 1$
-

Soit NSU le nombre d'utilisateurs satisfaits, DV le nombre d'UAVs déployés et \mathcal{DV} l'ensemble des UAVs déployés. L'entrée de l'algorithme GUPA comprend l'ensemble des utilisateurs dans le réseau et leurs coordonnées. Il s'arrête lorsque tous les utilisateurs sont satisfaits. Tout d'abord, GUPA place plusieurs UAVs autour de chaque utilisateur jusqu'à ce que toutes les contraintes du problème soient satisfaites. Nous notons par N_{pos} le nombre de positions disponibles autour d'un utilisateur ou l'UAV peut se placer. La valeur de N_{pos} est choisi bien plus petite que le nombre total de positions.

L'algorithme fonctionne de manière itérative en choisissant un utilisateur à satisfaire à la fois. Pour améliorer l'efficacité, les utilisateurs sont choisis en fonction de leur distance euclidienne les uns des autres. En d'autres termes, le premier utilisateur est choisi au hasard, mais le deuxième utilisateur à servir est le plus proche du premier, et ainsi de suite. En effet, l'utilisateur le plus proche a une probabilité plus élevée d'être satisfait avec les UAVs déjà déployés car il est plus proche.

Dans les lignes 5–16, chaque utilisateur teste les associations avec les UAVs déjà déployés et s'associe avec les UAVs qui peuvent satisfaire sa contrainte de débit. La première fois que l'on associe un utilisateur, il n'y a pas de contraintes sur le canal à associer. Dans ce cas, l'algorithme sélectionne le canal qui garantit la puissance minimale (lignes 6–10). Sinon, l'utilisateur ajoutera à sa puissance allouée à partir du canal des UAVs auxquels il est déjà associé ou s'associera avec un autre UAV sur le même canal (lignes 11–15).

Si les UAVs déployés ne permettent pas à l'utilisateur de satisfaire son débit minimum requis, un nouvel UAV sera déployé en choisissant une position parmi N_{pos} autour de cet utilisateur (lignes 17–28) jusqu'à ce que la contrainte (3.13) soit respectée.

L'algorithme renvoie le nombre total d'UAV déployés, DV .

4.1.1.1 Complexité de calcul

L'algorithme commence par un tri des utilisateurs en fonction de leur distance, la complexité d'un algorithme de tri est $\mathcal{O}(U \log U)$. On calcule la complexité de l'algorithme proposé dans le pire cas, c'est à dire quand $DV = V$. Ainsi, la première boucle **Tant que** fait un nombre d'itérations égal à $\max(U, DV)$. Ensuite, l'algorithme procède de façon itérative en effectuant une boucle **Pour** de U itérations. Le traitement effectué dans ces deux boucles est divisé en deux étapes. La première étape de taille V associe l'utilisateur aux canaux des UAVs déjà déployés, ce qui fait une complexité de $\mathcal{O}(VC_a)$. La deuxième partie déploie de nouveaux UAVs et les places ensuite associe les utilisateurs ce qui fait une complexité de $\mathcal{O}(VC_a N_{pos})$. Par conséquent, la complexité globale au pire cas de l'algorithme GUPA est :

$$\mathcal{O}(\max(U, V)UVC_a N_{pos})$$

4.1.2 Algorithme glouton de sélection des utilisateurs

En fonction des valeurs de r_{min} et U , le problème peut être infaisable. Pour y remédier, nous proposons de relaxer certaines contraintes de (P24), plus précisément les contraintes (4.1). En d'autres termes, l'objectif devient de satisfaire le nombre maximal d'utilisateurs. Un algorithme itératif de sélection d'utilisateurs est proposé comme solution heuristique. Le pseudo-code de l'algorithme proposé est donné dans l'algorithme 2, et il est nommé algorithme glouton de sélection d'utilisateurs (en anglais *Greedy User Selection Algorithm*, GUSA).

L'algorithme commence par retirer le pire utilisateur. Le pire utilisateur peut être défini comme l'utilisateur causant le plus d'interférences aux autres ou l'utilisateur associé au nombre le plus élevé de UAVs. Les simulations effectuées montrent que définir le pire utilisateur comme celui qui cause le plus d'interférences fournit de meilleures performances. En effet, en le supprimant, l'interférence diminue et ainsi plus d'utilisateurs peuvent être satisfaits. À chaque itération, l'ensemble des utilisateurs \mathcal{U} est mis à jour en supprimant le pire utilisateur et le problème est résolu en utilisant GUPA avec l'ensemble mis à jour d'utilisateurs. Si tous les utilisateurs de \mathcal{U} mis à jour sont satisfaits, alors l'algorithme s'arrête. Sinon, GUSA supprime le prochain pire utilisateur jusqu'à ce que le problème devienne faisable.

Algorithme 2 Algorithme glouton de sélection d'utilisateurs (GUSA)

Input : Coordonnées des utilisateurs, \mathcal{U} , C_a

Output : DV = le nombre de UAVs à déployer, $|\mathcal{U}|$ = le nombre d'utilisateurs satisfaits

- 1: $feasible \leftarrow False$
 - 2: **tant que** $\mathcal{U} \neq \emptyset$ **et** $feasible = False$ **faire**
 - 3: $\mathcal{U} \leftarrow \mathcal{U} \setminus \{\text{Pire utilisateur}\}$
 - 4: Exécuter algorithme GUPA
 - 5: **si** $|\mathcal{U}| = NSU$ **alors**
 - 6: $feasible \leftarrow True$
-

4.1.2.1 Complexité

Dans le pire cas, la boucle **Tant que** de GUSA va itérer U fois. Donc l'algorithme GUPA va s'exécuter U fois. Ainsi, la complexité de GUSA est :

$$\mathcal{O}(\max(U, V)U^2VC_aN_{pos})$$

4.1.3 Algorithme d'optimisation par essais de particules

4.1.3.1 Vue d'ensemble de l'algorithme d'optimisation par essais de particules

Dans l'optimisation par essaim de particules, les particules se déplacent dans l'espace de recherche du problème d'optimisation, où la position de chaque particule représente une solution candidate. En ajustant sa vitesse, chaque particule recherche une meilleure position dans l'espace de recherche. La figure 4.1 illustre le déroulement de l'optimisation par essais de particules.

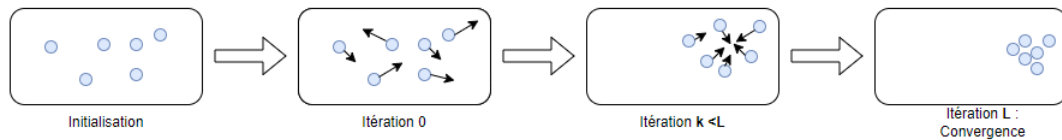


FIGURE 4.1 Illustration de l'optimisation par essais de particules

La méthode d'optimisation PSO est une méta-heuristique inspirée par le comportement de vol d'un groupe d'oiseaux ou d'insectes. Dans cette méthode, chaque solution candidate est représentée par une particule dans un espace de recherche. Les particules se déplacent dans cet espace en ajustant leur position et leur vitesse en

fonction de leur propre expérience et de l'expérience de leurs voisins. Les particules sont évaluées en fonction d'une fonction objectif (en anglais *fitness*) qui mesure leur qualité, et les meilleures solutions trouvées par les particules sont conservées. L'algorithme continue à itérer jusqu'à ce qu'un critère d'arrêt soit atteint, généralement un certain nombre d'itérations ou un seuil de tolérance. Le PSO est utilisé pour résoudre des problèmes d'optimisation complexes dans un espace de recherche continu. L'organigramme 4.2 résume le déroulement de l'algorithme PSO.

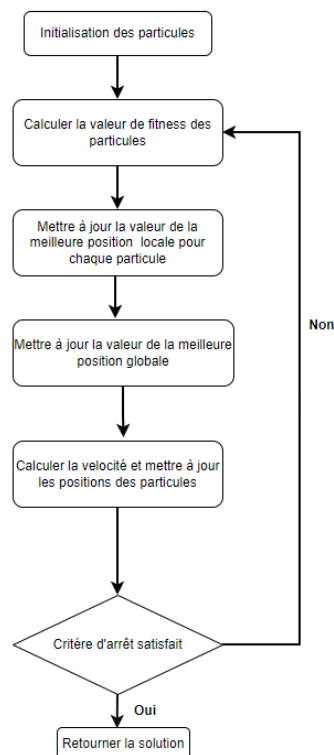


FIGURE 4.2 Illustration de l'optimisation par essaims de particules

4.1.3.2 Représentation de la solution

Dans cette section, les éléments de base de l'algorithme PSO sont adaptés au problème (P24a)

Représentation d'une particule : Une particule i est représentée par une matrice X_i avec $|V \times C_a|$ lignes et deux colonnes. Ces colonnes représentent l'indice des utilisateurs et la position assignée pour chaque UAV. Ainsi, X_i représente l'association entre les utilisateurs et les UAVs, ainsi que la position des UAVs.

Initialisation deux approches ont été adoptées dans ce travail :

- *RandomInit* : L'algorithme génère N de particules de positions aléatoires dans un espace de recherche limité : la première colonne qui représente l'association utilisateur-UAV est générée aléatoirement, et la position de l'UAV est choisie parmi l'ensemble des N_{pos} positions possibles autour de l'utilisateur associé.
- *GreedyInit* : L'algorithme génère les positions des particules en utilisant des solutions de l'algorithme glouton pour une partie des particules.

Vitesse des particules et mise à jour des positions : La particule qui fournit la meilleure valeur de fitness dans toutes les itérations est dénotée X^{global} , et la meilleure valeur de fitness que chaque particule a accomplie jusqu'à présent est X_i^{best} . Nous calculons de manière itérative la vitesse V_i^{l+1} et la position X_i^{l+1} de la particule i à l'itération $l+1$, selon les équations (4.2) et (4.3), jusqu'à ce qu'un critère d'arrêt soit atteint. Les équations de mise à jour de la vitesse sont données par :

$$V_i^{l+1} = w^l V_i^l + c_1 \phi_1 (X^{global} - X_i^l) + c_2 \phi_2 (X_i^{best} - X_i^l), \quad (4.2)$$

$$w^l = \frac{1 + \beta}{\beta + l}, \quad (4.3)$$

$$X_i^{l+1} = X_i^l + V_i^{l+1}, \quad (4.4)$$

où c_1 et c_2 sont les coefficients d'accélération. Le coefficient c_1 est une constante nommée personnelle ou cognitive et le coefficient c_2 est une constante nommée globale ou sociale. ϕ_1 et ϕ_2 sont deux nombres aléatoires positifs dans $[0, 1]$, w^l est le facteur d'inertie à l'itération l et β est une valeur aléatoire dans $[0, 1]$. La valeur du poids diminue au fur et à mesure que le nombre d'itérations augmente. Cela permet à la particule d'explorer davantage pendant les premières itérations, puis d'exploiter les solutions trouvées lorsqu'on approche de la fin.

Correction : Pour s'assurer qu'une particule respecte toutes les contraintes du problème, on effectue des corrections à chaque fois qu'une particule viole une contrainte. Dans un cas de violation de contrainte, l'algorithme ajuste la position de la particule en question de sorte qu'elle respecte toutes les contraintes. Par exemple, si un utilisateur est associé à différents canaux sur différents UAVs, il ne respecte pas les contraintes (3.18) et (3.19), s'il y a une possibilité pour lui d'être associé aux bons canaux sur les mêmes UAVs, alors la correction est effectuée. Sinon, l'utilisateur est dissocié des UAVs. De plus, l'algorithme attribue à chaque utilisateur la puissance qui garantit le débit minimum requis.

Fonction de fitness : Après les corrections mentionnées, toutes les contraintes sont respectées, sauf la contrainte (3.13). Ainsi, l'algorithme utilise la méthode de

pénalité pour gérer (3.13). La pénalité est définie comme suit :

$$penalty = \sum_{u \in \mathcal{U}} \max \left(\sum_{v \in \mathcal{V}} \sum_{c \in \mathcal{C}_a} r_{v,u,c}^{access} - r_{min}, 0 \right). \quad (4.5)$$

La fonction de fitness est définie comme suit :

$$fitness = \sum_{v \in \mathcal{V}} \eta_v + (\delta \times penalty). \quad (4.6)$$

où le paramètre de pénalité δ est défini à $\delta = 10^{-6}$.

Critère de terminaison : L'algorithme s'arrête lorsque le nombre maximum d'itérations est atteint ou lorsque la solution cesse de s'améliorer.

Données en sortie : L'algorithme retourne la position de la particule X_{global} qui est la particule qui maximise la fonction de fitness.

4.1.3.3 Algorithme et complexité de calcul

Dans la phase d'initialisation l'algorithme génère N particules en $\mathcal{O}(VC_a N)$. À chaque itération, les positions des particules sont mises à jour en $\mathcal{O}(VC_a)$ et les corrections faites en $\mathcal{O}(UVC_a)$. Ainsi, la complexité de calcul totale pour l'algorithme PSO est $\mathcal{O}(UVC_a NL)$.

4.2 Évaluation des performances et résultats

Cette section présente les résultats de simulation en utilisant la méthode Monte-Carlo. Les paramètres de simulation donnés dans le tableau 4.1 sont utilisés, sauf

TABLEAU 4.1 Paramètres de simulations par défaut.

Notations	Paramètre	Valeur
H	Altitude de vol du UAV	100 m
C_a	Nombre de canaux des UAVs	8
B_v	Bande passante du UAV v	400 MHz
p_v	Puissance maximal du UAV v	3 W
α	exposant de PL	2
b, a	Paramètres PL pour un environnement urbain	0.28, 9.6
f	Fréquence de la porteuse	2 GHz
μ_{LoS}	PL moyen additionnel pour LoS	1 dB
μ_{NLoS}	PL moyen additionnel pour NLoS	20 dB
β_0	Gain de canal à la distance de référence	-60 dB
B_0	Bande passante de la GBS	10 GHz
p_0	Puissance maximale de GBS	10 W
N_0	Densité spectrale de AWGN	-174 dBm/Hz
d_0	Distance de référence	1 m
c_1, c_2	coefficients PSO	2, 2

indication contraire. La zone cible à couvrir est modélisée comme une zone circulaire dont le centre est la station de base terrestre GBS, et le rayon R est fixé à 200 m. Les utilisateurs sont uniformément distribués à l'intérieur du cercle. Le nombre maximal d'itérations PSO est fixé à 200.

Nous commençons par étudier les performances de GUPA en faisant varier le nombre d'utilisateurs dans la zone cible. La figure 4.3 montre le nombre moyen d'UAV à déployer pour différentes valeurs de r_{min} . Elle montre que lorsque r_{min} est plus élevé, le réseau nécessite un nombre plus élevé d'UAV pour satisfaire tous les utilisateurs. Par exemple, pour le même nombre d'utilisateurs ($U = 15$), pour $r_{min} = 0,6$ b/s/Hz, seulement 2 UAVs sont nécessaires, mais pour $r_{min} = 1$ b/s/Hz, le nombre moyen d'UAVs déployés est de 27,32. On note que les courbes cessent leur progression à

différentes valeurs de U lorsque le problème devient non faisable. Nous pouvons également observer les avantages des réseaux centrés sur l'utilisateur. En considérant $U = 10$ utilisateurs et $r_{min} = 1,2$ b/s/Hz, un utilisateur est associé en moyenne à plus d'un UAV. Par conséquent, dans un réseau traditionnel, 10 utilisateurs ne pourront pas atteindre un débit requis supérieur à 1,2 b/s/Hz, et les réseaux centrés sur l'utilisateur permettent de contourner cette limitation. Nous remarquons également l'augmentation exponentielle des UAVs déployés, en particulier pour un grand nombre d'utilisateurs, en raison des contraintes d'interférence et de débit.

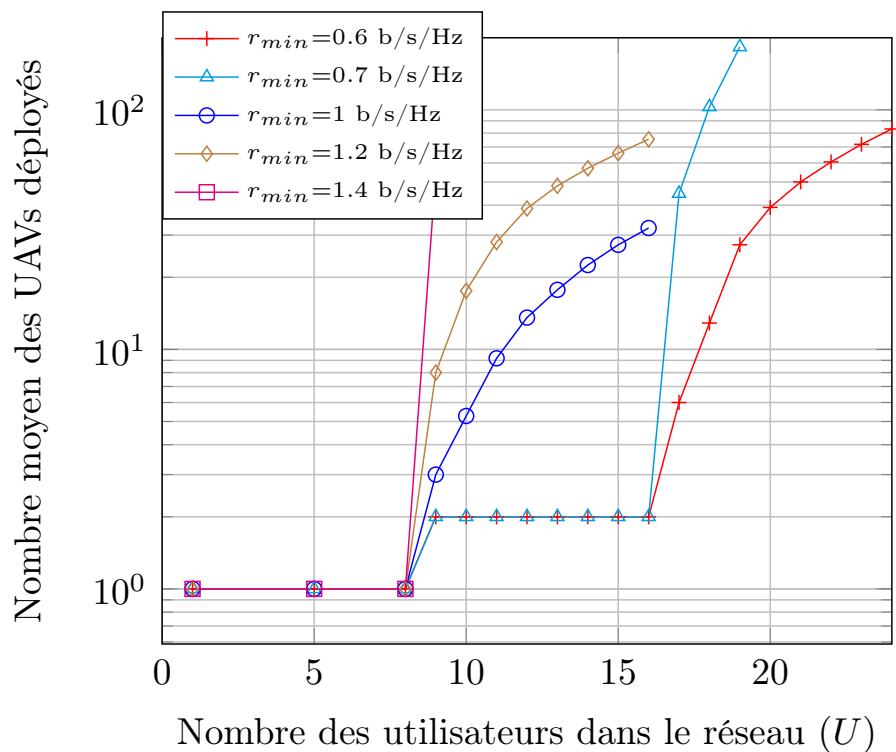


FIGURE 4.3 Nombre de UAVs déployés pour $C_a=8$.

La Figure 4.4 montre les limites de faisabilité de GUPA pour différentes valeurs de r_{min} . Comme prévu, la courbe diminue lorsque r_{min} augmente. Pour $r_{min} = 0,2$ b/s/Hz, le nombre maximal d'utilisateurs qui peuvent être satisfaits est de 58 et ce nombre diminue jusqu'à atteindre un plateau pour $0,8 \leq r_{min} \leq 1,2$, où seuls 16 utilisateurs sont satisfaits. Pour des valeurs plus élevées de r_{min} , le nombre maximal d'utilisateurs qui peuvent être satisfaits diminue à nouveau jusqu'à atteindre 8, où la valeur d'interférence devient trop élevée pour plus d'un UAV. Les 8 utilisateurs sont chacun associés à un canal du seul UAV déployé. La figure montre également l'impact d'une limitation des ressources du réseau d'amenée sur les limites de faisabilité. L'impact des ressources du réseau d'amenée est visible pour $r_{min} > 1$ b/s/Hz. Le nombre d'utilisateurs satisfaits est plus petit lorsque $B_{BS} = 1$ GHz en raison de la bande passante limitée de la GBS. En effet, pour desservir plus d'utilisateurs, il faut déployer plus d'UAVs, mais la bande passante disponible ne peut supporter qu'un nombre limité d'UAVs.

La figure 4.5 montre que l'algorithme PSO converge après un certain nombre d'itérations en utilisant deux méthodes d'initialisation. La première considère une initialisation aléatoire *RandomInit*, et la seconde utilise la solution de l'algorithme glouton pour une partie des particules initiales. Comme prévu, *GreedyInit* converge beaucoup plus rapidement. Cette convergence rapide montre que l'algorithme converge plus rapidement lorsqu'un sous-ensemble des positions de particules initiales est proche des bonnes positions.

La figure 4.6 compare les résultats de deux méthodes pour choisir le pire utilisateur pour GUSA avec l'algorithme PSO. $GUSA_{max}$ définit le pire utilisateur comme

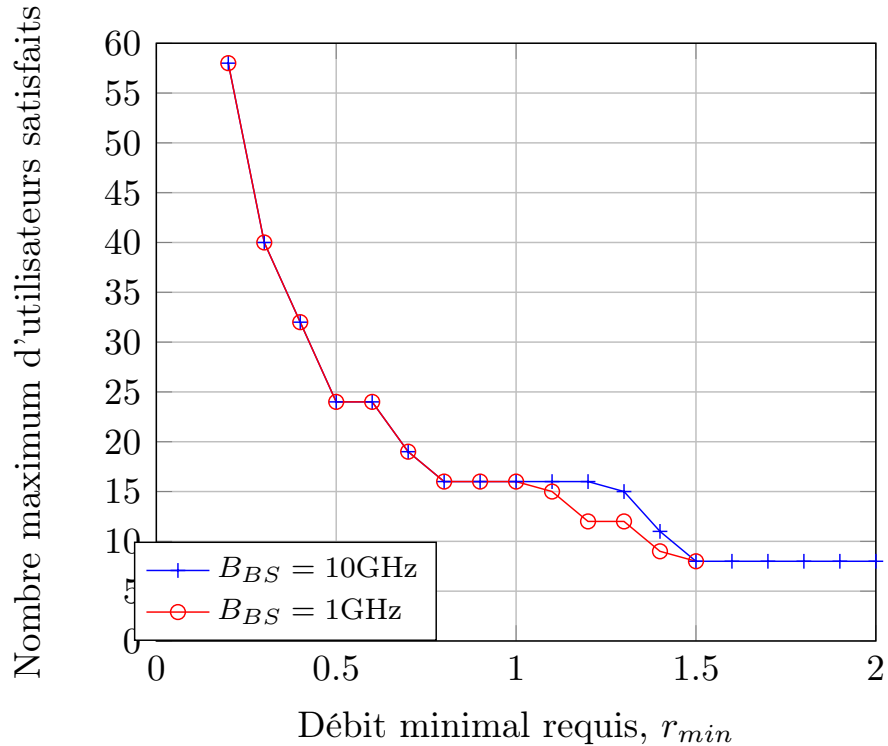


FIGURE 4.4 Seuil de faisabilité pour différentes valeurs de r_{min} .

l'utilisateur associé au nombre maximum d'UAVs, et la deuxième variante *GUSA* le définit comme l'utilisateur causant le plus d'interférences. La figure montre que le choix du pire utilisateur fait par *GUSA* réduit le nombre moyen d'UAV déployés, par rapport à $GUSA_{max}$. Une comparaison entre les performances des algorithmes *GUSA* et *PSO* est également présentée dans la figure 4.6. Les résultats des deux algorithmes sont proches, mais comme prévu, le *PSO* améliore les performances pour des valeurs élevées de U . Par exemple, pour $U = 12$, le *PSO* déploie effectivement 16% d'UAVs en moins que la solution heuristique. Ce résultat montre l'efficacité de la solution heuristique.

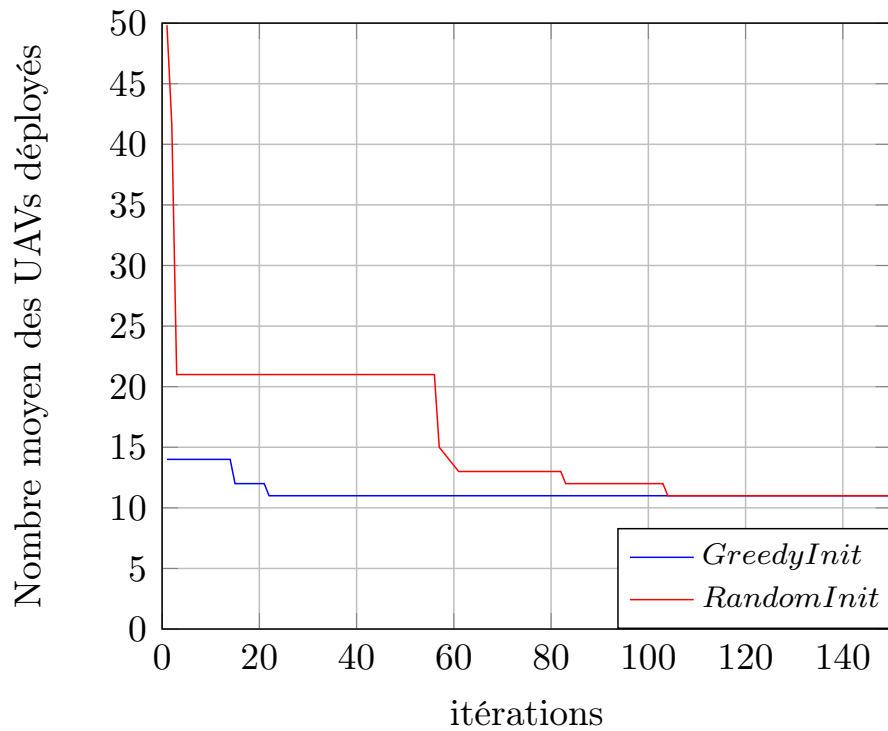


FIGURE 4.5 Convergence of the PSO algorithm ($U = 13$).

On peut également observer l'effet d'un réseau d'amenée à ressource limitée sur le nombre moyen d'UAVs déployés. Un réseau d'amenée limité entraîne le déploiement de plus d'UAVs pour le même nombre d'utilisateurs. Cela s'explique par la manière dont les ressources du réseau d'amenée limitées affectent le positionnement des UAVs. Pour assurer de bonnes liaisons de communication, les UAVs seront positionnés plus près des stations de base terrestre GBS, ce qui affecte les communications entre les utilisateurs et les UAVs. Ainsi, plus d'UAVs doivent être déployés pour satisfaire tous les utilisateurs.

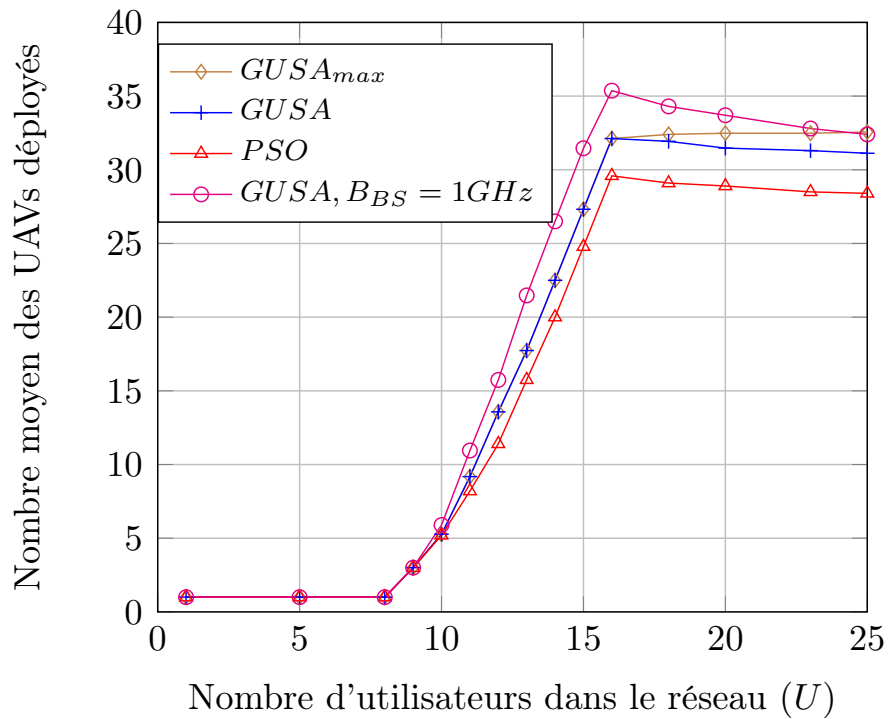


FIGURE 4.6 Nombre de UAVs déployés pour $r_{min} = 1$ b/s/Hz bande passante du réseau d'accès $B_v = 400$ MHz.

4.3 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté de manière détaillée les deux approches adoptées pour résoudre le problème formulé. La première est basée sur l'approche gloutonne et la deuxième sur l'approche PSO. Ensuite, nous avons présenté et discuté les résultats de simulation. Les résultats de simulation montrent que les performances des algorithmes gloutons se rapprochent de celles du PSO et donc que l'algorithme heuristique est efficace. Dans le chapitre suivant, nous allons étudier le problème dans le cas où les utilisateurs peuvent s'associer à la GBS.

CHAPITRE V

ALLOCATION CONJOINTE DE RESSOURCES DES RÉSEAUX D'ACCÈS ET D'AMENÉE ET POSITIONNEMENT DES UAVS DANS UN RÉSEAU SANS FIL SANS CELLULE

Dans ce chapitre, on résout le problème généralisé où la GBS peut desservir les utilisateurs. Nous considérons un scénario où un utilisateur peut être desservi directement par la GBS ou doit utiliser des UAVs comme relais pour se connecter à la station de base. Trois types de liens sont alors considérés : les liens GBS-UAV, les liens GBS-utilisateurs et les liens UAV-utilisateur. L'objectif est d'optimiser le nombre de UAVs déployés sous des contraintes de qualité de service (en termes de débit minimal) et de couverture. Le problème formulé aborde le schéma d'association utilisateur, le placement des UAVs, l'affectation de canal et l'allocation de puissance de transmission tout en considérant à la fois les réseaux d'accès et d'amenée. Nous comparons plusieurs algorithmes, notamment un algorithme heuristique, l'optimisation par essaim de particules (PSO) et le gradient de politique déterministe profond (DDPG) pour le déploiement et le positionnement des UAVs.

5.1 Algorithme heuristique de placement et d'association

Dans cette section, nous proposons un algorithme efficace basé sur une approche heuristique pour résoudre le problème d'optimisation proposé. L'algorithme est nommé algorithme de placement des UAVs et associations des utilisateurs (en anglais *UAV Positioning and Association Algorithm*, UPAA).

UPAA est un algorithme heuristique itératif décrit dans l'algorithme 3. Il convient de noter que UPAA est différent de la solution heuristique proposée dans le chapitre précédent (Algorithme 1) dit GUPA, car cette dernière considère que les utilisateurs ne peuvent pas être directement associés à la GBS. Pour décrire l'algorithme 3, soit NSU le nombre d'utilisateurs satisfaits. L'entrée de cet algorithme est le nombre d'utilisateurs U et leurs coordonnées, ainsi que le nombre de canaux à la GBS, C_B . UPAA peut être divisé en deux parties. La première (lignes 1 à 6) tente d'associer et de satisfaire tous les utilisateurs en n'utilisant que la GBS. Si cela est faisable, l'algorithme s'arrête et renvoie 0 comme nombre d'UAVs utilisés.

Sinon, des UAVs sont déployés pour satisfaire les utilisateurs dans la deuxième partie (lignes 7-17). Ainsi, tant que tous les utilisateurs ne sont pas satisfaits, un nouvel UAV est déployé et sa position est déterminée comme suit : l'utilisateur le plus proche u de la GBS est sélectionné et l'UAV choisit la position parmi N_{pos} positions possibles qui minimise la puissance de transmission vers l'utilisateur u . Cette méthode de positionnement est appuyée par le fait que lorsque l'UAV est plus proche de la GBS, il a besoin de puissance pour la liaison UAV-GBS. Cela réduit à son tour la consommation de puissance de transmission de la GBS, qui peut être utilisée pour satisfaire d'autres utilisateurs ou déployer de nouveaux UAVs. Après le déploiement et le positionnement du nouvel UAV, les utilisateurs tentent de se connecter soit aux

UAVs déployés, soit à la GBS (ligne 16), en fonction de celui qui nécessite moins de puissance de transmission. Ces étapes sont répétées jusqu'à ce que tous les utilisateurs soient satisfaits ou que les ressources (puissance de transmission des réseaux d'accès et d'amenée, bande passante ou canaux) ne soient plus disponibles. Dans ce dernier cas, le problème est dit infaisable.

5.1.1 Complexité de l'algorithme

La complexité de l'algorithme dépend du nombre d'utilisateurs U , du nombre de canaux disponibles dans la GBS C_B et du nombre de canaux disponibles dans le réseau d'accès C_A . Elle dépend également du nombre d'UAVs déployés V et du nombre de positions disponibles pour chaque UAV N_{pos} . La boucle externe commençant à la ligne 8 et se terminant à la ligne 17 a une complexité de $O(\max(U, C_B, C_A) \times V \times N_{pos})$, car elle itère jusqu'à ce que tous les utilisateurs soient satisfaits ou que les ressources disponibles soient épuisées. La boucle interne commençant à la ligne 13 et se terminant à la ligne 17 a également une complexité de $O(U)$, car elle itère sur tous les utilisateurs insatisfaits. L'algorithme de tri à la ligne 7 a une complexité temporelle de $O(U \log U)$. Par conséquent, la complexité globale de l'algorithme est $O(\max(U, C_B, C_A) \times V \times N_{pos}) + U \log U$.

Algorithme 3 Algorithme heuristique de placement et d'association (UPAA)

Input : Coordonnées des utilisateurs, \mathcal{U} , C_a , C_b

Output : DV = le nombre de UAVs à déployer

- 1: **pour** $u \in \mathcal{U}$ **faire**
 - 2: **si** la GBS a assez de puissance et de canaux vacants **alors**
 - 3: $\delta_{u,cb} \leftarrow 1$
 - 4: Allouer le niveau de puissance minimum requis pour satisfaire (3.13)
 - 5: $NSU \leftarrow NSU + 1$
 - 6: $v \leftarrow 0$
 - 7: Trier les utilisateurs selon leur distance de la GBS
 - 8: **tant que** $NSU < U$ **et** $cb \leq C_B$ **faire**
 - 9: Déployer un nouvel UAV $v : v \leftarrow v + 1$
 - 10: $c_b \leftarrow c_b + 1$
 - 11: Sélectionner l'utilisateur u le plus proche de la GBS
 - 12: Placer le UAV dans la position qui minimise la puissance allouée à l'utilisateur u .
 - 13: **tant que** contrainte (3.22) & $c_b \leq C_B$ **et** contrainte (3.21) & $c_a \leq C_A$ **et** $NSU < U$ **faire**
 - 14: **pour** $u \in \mathcal{U}$ **faire**
 - 15: **si** u n'est pas satisfait **alors**
 - 16: Associer l'utilisateur u à la GBS ou à des UAVs selon celui qui minimise la puissance qui satisfait l'utilisateur u
 - 17: Mettre à jour c_a or c_b
-

5.2 Algorithme basée sur PSO

Dans cette section, nous proposons un algorithme basé sur l'approche PSO pour l'association d'utilisateurs et le déploiement de UAVs. Étant donné que le PSO est généralement appliqué à des problèmes continus, nous devons l'adapter à notre problème d'association, qui est un problème binaire. La stratégie d'adaptation que nous utilisons est l'approche binaire conventionnelle (Nezamabadi-pour *et al.*, 2008). À chaque itération de l'algorithme basé sur PSO, le positionnement des UAVs, l'allocation de puissance et l'allocation des canaux en fonction du schéma d'association, qui est représenté par la particule X_i^l . La particule qui fournit la meilleure valeur de fitness dans toutes les itérations est enregistrée sous forme de X^{global} , et la meilleure valeur de fitness que chaque particule a accomplie jusqu'à présent est X_i^{best} .

5.2.1 Représentation de la solution

Dans cette section les éléments de base de l'algorithme basé sur PSO sont adaptés au problème P24

Représentation d'une particule : La particule X_i est représentée par une matrice 2D binaire $|U \times (V + 1)|$. La matrice représente l'association des utilisateurs avec les UAVs et la GBS. La particule a $(V + 1)$ colonnes puisque la dernière colonne représente la GBS. Effectivement, si la case de la ligne u et colonne $(V + 1)$ est égal à 1 alors l'utilisateur u est associé à la GBS. De même, si la case de la ligne u et colonne $v \leq V$ est égal à 1 alors l'utilisateur u est associé au UAV v .

Initialisation deux approches ont été adoptés :

- *RandomInit* : L’algorithme génère N particules de positions aléatoires binaires.
- *GreedyInit* : l’algorithme génère les positions des particules en utilisant des solutions de l’algorithme heuristique pour une partie des particules.

Vitesse des particules et mise à jour des positions : À chaque itération, nous générons la vitesse V_i^l , puis nous la passons par une fonction sigmoïde de sorte que les valeurs obtenues soient dans l’intervalle $[0, 1]$. Si V_i^l a une grande valeur, alors $S(V_i^l)$ aura également une grande valeur. De plus, la chance que V_i^l soit proche de zéro est très faible.

$$S(V_i^l) = 2 * |Sigmoid(V_i^l) - 0.5| \quad (5.1)$$

Ensuite, un nombre aléatoire r dans $[0, 1]$ est généré :

$$X_i^{l+1} = \begin{cases} exchange(X_i^l) & \text{if } r < s(V_i^{l+1}), \\ X_i^l & \text{if else.} \end{cases} \quad (5.2)$$

Une valeur élevée de l’indice v_i^l indique que la position actuelle n’est pas bonne et doit être modifiée, la fonction *exchange()* change 0 en 1 et vice versa. Une faible valeur de v_i^l diminue la probabilité d’un changement de position. Si v_i^l atteint zéro, la position restera inchangée. Le facteur d’inertie est calculé comme suit :

$$W^l = 1 + \frac{1}{L} l \quad (5.3)$$

Correction : Certaines corrections doivent être apportées aux particules afin de respecter les contraintes du problème. La première correction vise à assurer que

tous les utilisateurs ont une chance de satisfaire leurs exigences de débit minimal. Pour cela, si un utilisateur n'est associé ni à la GBS ni à un UAV, une GBS ou un UAV est choisi au hasard pour l'associer. La deuxième correction est appliquée lorsque le nombre d'associations à la GBS dépasse le nombre de canaux disponibles. La correction consiste à dissocier du GBS les utilisateurs qui sont associés à la fois à un UAV et à la GBS. Si cela n'est pas suffisant pour satisfaire la contrainte (3.13), un utilisateur associé à la GBS est choisi au hasard et est associé à un UAV uniquement. Enfin, si un utilisateur est associé à un UAV mais que cet UAV n'a plus de puissance de transmission disponible, alors l'utilisateur est dissocié de cet UAV.

Fonction de fitness : Après les corrections mentionnées, toutes les contraintes sont respectées, sauf la contrainte (3.13). Ainsi, l'algorithme utilise la méthode de pénalité pour gérer (3.13). La pénalité est définie comme suit :

$$penalty = \sum_{u \in \mathcal{U}} \max \left(\sum_{v \in \mathcal{V}} \sum_{c \in \mathcal{C}_a} r_{v,u,c}^{access} - r_{min}, 0 \right). \quad (5.4)$$

La fonction de fitness est définie comme suit :

$$fitness = \sum_{v \in \mathcal{V}} \eta_v + (\delta \times penalty). \quad (5.5)$$

où le paramètre de pénalité δ est $\delta = 10^{-6}$.

Critère de terminaison : L'algorithme se termine soit après avoir atteint un nombre maximum d'itérations, soit lorsqu'aucune amélioration de la solution n'est plus observée.

Données en sortie : L'algorithme retourne le position de la particule X_{global} qui est la particule qui maximise la fonction de fitness.

5.2.2 complexité de calcul

Dans la phase d'initialisation l'algorithme génère N particules en $\mathcal{O}(U(V + 1)N)$. À chaque itération, les positions des particules sont mises à jour en $\mathcal{O}(U(V + 1)N)$ et les corrections faites en $\mathcal{O}(U(V + 1) \max(C_a, C_b)N_{pos}N)$. Ainsi, la complexité de calcul totale pour l'algorithme PSO est $\mathcal{O}(UV \max(C_a, C_b)N_{pos}NL)$.

5.3 Solution basée sur le DDPG

L'apprentissage par renforcement (en anglais *Reinforcement Learning*, RL) est une catégorie d'apprentissage automatique dans laquelle un agent détermine le comportement idéal par une recherche d'essais et erreurs et une récompense retardée (A.G.Barto, 2018). Dans cette section, un algorithme DRL centralisé est proposé pour apprendre les meilleures positions pour chaque UAV. L'espace d'actions du problème (P24a) est continu. Par conséquent, les techniques RL conçues pour les espaces d'états et d'actions discrets, telles que Deep Q-Network (DQN), ne peuvent pas être utilisées dans cette situation. Nous proposons donc d'utiliser DDPG, une technique RL qui combine les avantages de la politique de gradient et de DQN (A.G.Barto, 2018).

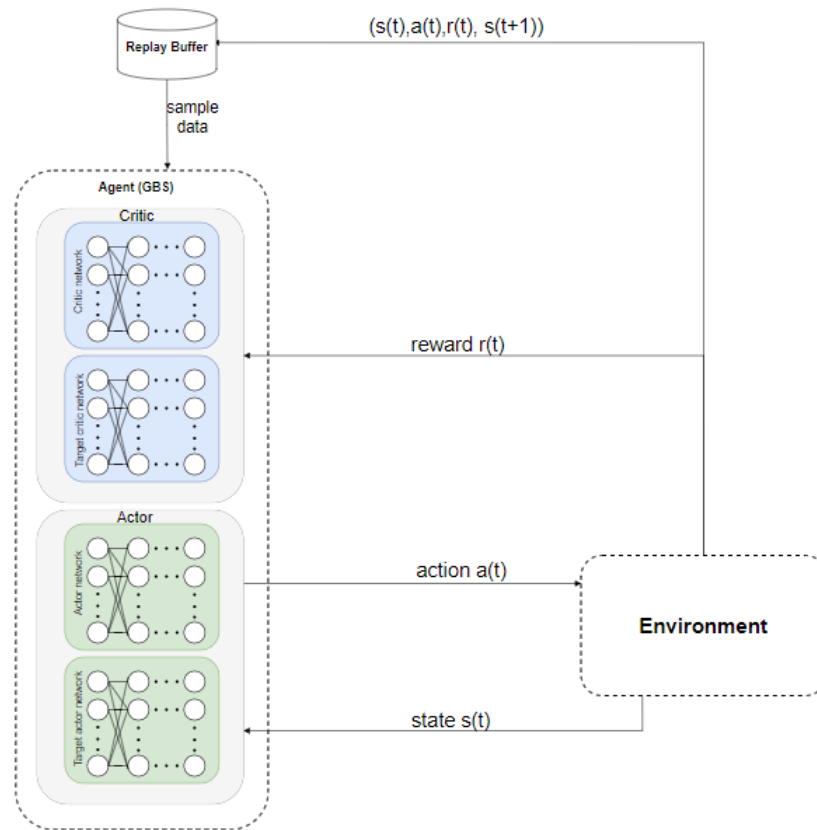


FIGURE 5.1 Représentation de l'algorithme DDPG

5.3.1 Vue d'ensemble de DDPG

DDPG est un algorithme Acteur-Critique (en anglais *actor-critic*) sans modèle (en anglais *model free*) et *off-policy*. *Off-policy* signifie que l'agent apprend à partir d'une politique différente de celle qu'il suit actuellement, ce qui permet une exploration plus efficace de l'espace d'état-action. *model free* signifie que l'agent n'a pas besoin de connaître la dynamique du système ou les probabilités de transition. Comme illustré dans la figure 5.1, l'agent d'un algorithme DDPG est composé de plusieurs

réseaux de neurones profonds (en anglais *Deep Neural Network*, DNN) , notamment le réseau acteur qui contient deux DNNs : un réseau cible (en anglais *target network*) et un réseau d'évaluation (en anglais *evaluation network*), et les mêmes DNNs pour le réseau du critique. Les réseaux cibles sont utilisés pour calculer les erreurs de différence temporelle (en anglais *temporel difference*, TD), qui mesurent la différence entre les valeurs Q prédites et réelles, et sont mises à jour en mélangeant les paramètres du réseau actuel avec les paramètres du réseau cible. Cela aide à stabiliser le processus d'apprentissage et à éviter la sur-adaptation. DDPG équilibre l'exploration et l'exploitation en utilisant du bruit (en anglais *action noise*) , qui consiste à ajouter une petite quantité de bruit aux actions produites par le réseau acteur. Le bruit est échantillonné à partir d'une distribution gaussienne et est ajouté aux actions à chaque itération. L'algorithme réduit progressivement la quantité de bruit ajouté lorsqu'il apprend la politique optimale.

Les composantes clé du DDPG sont les suivantes :

Mémoire de relecture : (en anglais *Replay Buffer*) Mémoire qui stocke les expériences de l'agent sous forme de tuples (état, action, récompense, état suivant).

Réseau d'évaluation de l'acteur : Une fonction qui fait correspondre l'état actuel à une action. Il est noté $\mu(s|\theta^\mu)$, où θ^μ sont les paramètres du réseau d'acteurs et s est l'état.

Réseau d'évaluation du critique : Une fonction qui fait correspondre l'état s et l'action actuels a à une valeur Q . Elle est dénotée par $Q(s, a|\theta^Q)$, où θ^Q sont les

paramètres du réseau critique.

Réseau cibles : Deux réseaux, l'un pour l'acteur et l'autre pour le critique, sont utilisés pour calculer les valeurs cibles. Ils sont notés $\mu'(s|\theta^{\mu'})$ et $Q'(s, a|\theta^{Q'})$.

5.3.1.1 Déroutement d'un algorithme DDPG

Le processus d'entraînement implique la mise à jour des réseaux à l'aide d'une descente de gradient basée sur une fonction de perte (en anglais *loss function*) qui intègre à la fois l'erreur de différence temporelle et le gradient de la politique. Afin de réduire la corrélation entre les échantillons consécutifs et de stabiliser le processus d'apprentissage, l'algorithme utilise une mémoire de relecture pour stocker et échantillonner de manière uniforme et aléatoire les expériences passées.

À chaque itération, le réseau de l'acteur sélectionne une action en utilisant une politique d'exploration basée sur l'état actuel et les paramètres de la politique actuelle. L'action sélectionnée est ensuite exécutée dans l'environnement, et la récompense résultante et l'état suivant sont stockés dans la mémoire de relecture. Ensuite, les réseaux d'évaluation de l'acteur et du critique sont mis à jour en échantillonnant un lot (en anglais *Batch*) d'expériences à partir de la mémoire de relecture. La prochaine étape est d'utiliser les réseaux cibles pour calculer la valeur Q cible pour chaque expérience du lot :

$$y_t = r_t + \gamma Q'(s_{t+1}, \mu'(s_{t+1}|\theta^{\mu'})|\theta^{Q'})$$

Le réseau du critique est ensuite mis à jour en minimisant l'erreur de différence temporelle quadratique moyenne entre la valeur estimée de la paire état-action actuelle et

la somme de la récompense et de la valeur estimée de l'état suivant selon les réseaux cibles.

$$\delta = r_{t+1} + \gamma Q(s_{t+1}, a_{t+1} | \theta) - Q(s_t, a_t | \theta) \quad (5.6)$$

où r_{t+1} est la récompense reçue à l'instant $t + 1$, γ est le facteur de dévaluation compris entre 0 et 1, s_t et a_t sont l'état et l'action courants, s_{t+1} et a_{t+1} sont l'état et l'action suivants, et θ sont les paramètres de la fonction Q .

Enfin, le réseau de l'acteur est mis à jour à l'aide du gradient de la politique, qui est obtenu en calculant le gradient du retour attendu par rapport aux paramètres de la politique. Le retour attendu est estimé à l'aide de la fonction de valeur (en anglais *value function*) approximée par le réseau du critique. Le gradient de la politique est ensuite utilisé pour mettre à jour les paramètres du réseau de l'acteur dans la direction d'augmentation du retour attendu.

Les réseaux cibles sont mis à jour à l'aide d'une règle de mise à jour progressive, où les paramètres du réseau cible sont mis à jour en faisant un petit pas vers les paramètres actuels du réseau :

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\theta}^{\mu'} &= \kappa^a \boldsymbol{\theta}^{\mu} + (1 - \kappa^a) \boldsymbol{\theta}^{\mu'} \\ \boldsymbol{\theta}^{Q'} &= \kappa^c \boldsymbol{\theta}^Q + (1 - \kappa^c) \boldsymbol{\theta}^{Q'} \end{aligned} \quad (5.7)$$

où $\kappa^a < 1$ and $\kappa^c < 1$. Cela aide à stabiliser le processus d'apprentissage en réduisant la variance des estimations cibles. Le processus d'apprentissage se poursuit jusqu'à ce que l'algorithme converge vers une politique satisfaisante.

5.4 Algorithme basée sur le DDPG

L'algorithme proposé vise à trouver la meilleure politique pour déployer et placer les UAVs, où l'agent est la GBS et l'état est $s(t) = \{\eta_{v,t}, \forall v \in \mathcal{V}, \forall u \in \mathcal{U}\}$. L'agent décide de l'action $a(t) = \{\eta_{v,t}, (x_{v,t}, y_{v,t}) \forall v \in \mathcal{V}\}$ qui représente le vecteur de déploiement et les positions des UAVs.

La récompense est calculée en résolvant le problème non-convexe d'association d'utilisateurs et d'allocation de puissance en utilisant un algorithme d'association d'utilisateurs glouton désigné par GUA et représenté dans l'algorithme 5. Par conséquent, l'espace état-action est considérablement réduit car il ne prend en compte que les positions et le vecteur de déploiement des UAVs.

L'algorithme DDPG proposé ; algorithme 4 est décrit comme suit. Tout d'abord, l'indice des UAVs déployés et leurs positions sont déterminés en fonction de l'action choisie et des gains de canal estimés des UAVs et de leurs nouvelles positions. Ensuite, l'association d'utilisateurs et l'allocation de puissance pour les réseaux d'accès et d'amenée sont déterminées par GUA décrit dans l'algorithme 5. En effet, GUA prend comme entrées les positions et le vecteur de déploiement des UAVs, puis retourne la récompense. Cette récompense devrait être plus élevée lorsque le nombre d'UAVs déployés est plus petit. Ainsi, pour chaque action choisie par la GBS, GUA trouve une solution pour l'association d'utilisateurs et l'allocation de puissance de transmission. Si les contraintes de qualité de service et de puissance sont respectées, alors la récompense est calculée. Sinon, l'action est considérée comme non réalisable et une pénalité est attribuée. La récompense est calculée comme dans l'équation

(5.8) :

$$r(t) = \begin{cases} \frac{1}{\sum_{v=0}^V \eta_{v,t}} & \text{si faisable,} \\ -V & \text{sinon.} \end{cases} \quad (5.8)$$

où $V > 0$ est une constante.

L'algorithme basé sur DDPG fonctionne comme suit. Dans la première partie, les poids pour le réseau acteur et le réseau critique sont initialisés de manière aléatoire. Les poids des réseaux cibles sont ensuite initialisés en fonction du réseau acteur et du réseau critique. Pour chaque épisode, l'algorithme observe l'état initial $s(1)$. À chaque pas de temps (en anglais *timestep*) d'un épisode, l'algorithme basé sur DDPG choisit une action $a(t)$ en fonction de l'état actuel $s(t)$, en utilisant le réseau acteur avec un bruit ajouté qui diminue au fil du temps jusqu'à ce qu'il disparaisse complètement (dans les lignes 5-8). Ensuite, l'algorithme basé sur DDPG exécute l'algorithme GUA, reçoit une récompense $r(t)$, met à jour l'état actuel et stocke la transition $(s(t), a(t), r(t), s(t+1))$ dans la mémoire de relecture. Après avoir échantillonné un lot aléatoire de transitions de la mémoire de relecture, l'algorithme basé sur DDPG utilise l'échantillon pour mettre à jour les paramètres des réseaux d'évaluation (c'est-à-dire l'acteur et le critique) en utilisant la rétro-propagation (dans les lignes 11-12). Enfin, dans la ligne 13, les paramètres des réseaux cibles sont mis à jour selon la règle de mise à jour progressive (5.7). L'algorithme basé sur DDPG s'arrête lorsque le nombre maximum d'épisodes M est atteint.

Algorithme 4 Algorithme basée sur DDPG

- 1: **Initialisation :**
 - 2: Initialiser la taille de la mémoire de relecture
 - 3: Initialiser les réseaux d'acteur et de critique π et Q avec des poids aléatoires
 - 4: Initialiser les réseaux d'acteur cible π' et de critique cible Q'
 - 5: **pour** chaque épisode $= 1, \dots, M$ **faire**
 - 6: Recevoir la première observation $s(1)$
 - 7: **pour** chaque pas de temps $t = 1, \dots, T$ **faire**
 - 8: Choisir l'action $a(t) = \pi(s)$ et ajouter un bruit aléatoire qui diminue au fil du temps
 - 9: Exécuter Algorithme 5
 - 10: Recevoir la récompense $r(t)$, mettre à jour l'état courant à $s(t + 1)$
 - 11: Enregistrer la transition $(s(t), a(t), r(t), s(t + 1))$ dans la mémoire de relecture
 - 12: Utiliser un lot aléatoire de transitions provenant de la mémoire de relecture pour mettre à jour les paramètres des réseaux d'évaluation pour l'acteur et le critique
 - 13: Mettre à jour les paramètres des réseaux d'acteur cible et de critique cible selon (5.7)
-

Algorithme 5 Algorithme glouton d'association des utilisateurs (GUA)

Input : Coordonnées des UAVs, Coordonnées des utilisateurs, vecteur de déploiement

 $\eta_{v,t}, U$

- 1: $NBU \leftarrow$ nombre de UAVs déployés
 - 2: **pour** $u \in \mathcal{U}$ **faire**
 - 3: Associez u à un UAV ou à la GBS qui minimise la puissance allouée
 - 4: **si** Contrainte (3.13) est vérifiée **alors**
 - 5: $NSU \leftarrow NSU + 1$
 - 6: **si** $NSU = U$ **alors**
 - 7: **Retourner** $\frac{1}{NBU}$
 - 8: **sinon**
 - 9: **Retourner** $(-V)$
-

5.4.1 Complexité

Dans cette section, nous discutons de la complexité de calcul de l'algorithme DRL. Dans (Lillicrap *et al.*, 2016), les auteurs discutent du coût de calcul de l'algorithme et déclarent que le facteur dominant est le coût de calcul des passages aller et retour à travers le réseau. Ils estiment que la complexité de calcul de ces passages est proportionnelle au nombre de neurones dans le réseau, de sorte que la complexité globale de l'algorithme évolue avec la taille des réseaux de neurones utilisés pour représenter l'acteur et le critique. La complexité des réseaux de neurones peut être exprimée comme le nombre de multiplications $O(TB \sum_{k=1}^k n_k n_{k-1})$ où n_k représente le nombre d'unités de neurones dans la couche entièrement connectée k .

5.5 Évaluation des performances et résultats

Dans cette section, nous évaluons les performances des solutions proposées dans la section précédente. On utilise la méthode Monte-Carlo pour moyenniser les résultats des simulations. Sauf indication contraire, les paramètres de simulation de le tableau 4.1 sont utilisés. Nous spécifions dans le tableau 5.1 les paramètres DDPG utilisés pour les simulations. La zone cible à couvrir est modélisée comme une zone circulaire centrée par la GBS, et le rayon R est fixé à 200 m. Les utilisateurs sont distribués uniformément sur la zone considérée. Il est à noter que les paramètres du réseau considérés sont identiques à ceux du chapitre IV pour des raisons de comparaison.

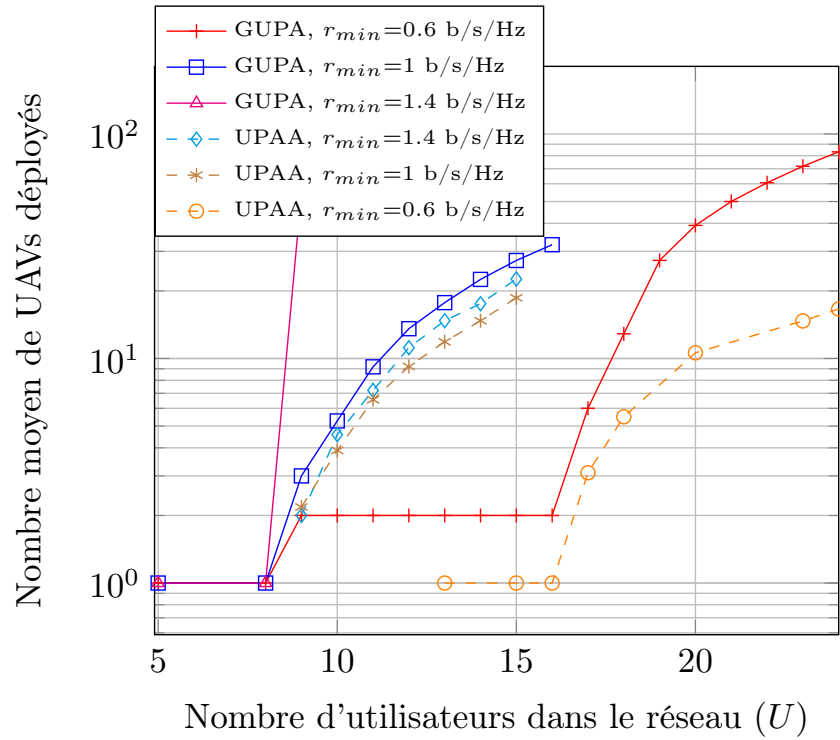
TABLEAU 5.1 Paramètres de l’algorithme DDPG

Paramètre	Valeur
Taille de la mémoire de relecture	1024
taille du lot	128
Nombre de couches	3
Fonction d’activation	ReLU
Taux d’apprentissage de l’acteur	0.001
Taux d’apprentissage du critique	0.002
Optimiseur	RMSprop
Nombre d’épisodes M	25
Nombre de time-steps T	300
Nombre de neurones	(256, 128, 64)

Nous entamons l'évaluation des performances par étudier les performances de UPAA en faisant varier le nombre d'utilisateurs dans le réseau. La figure 5.2 montre le nombre moyen de UAVs déployés pour différentes valeurs de r_{min} . Nous comparons également les performances avec les résultats du chapitre IV, où nous avons proposé un algorithme glouton GUPA. Il est clair que pour des valeurs plus élevées de r_{min} , le nombre de UAVs déployés augmente pour satisfaire tous les utilisateurs pour UPAA et GUPA. En effet, pour des exigences de débit plus strictes, plus de UAVs sont nécessaires. De plus, pour un grand nombre d'utilisateurs dans le réseau, un grand nombre de UAVs sont déployés en raison de l'interférence entre les utilisateurs. La figure montre aussi que pour la même valeur de r_{min} , UPAA déploie considérablement moins de UAVs que GUPA. Par exemple, pour $r_{min} = 1\text{b/s/Hz}$ et $U = 13$, GUPA déploie 17 UAVs et UPAA en déploie seulement 12. Cette différence de performance est due au fait que la GBS peut desservir les utilisateurs dans le cas de UPAA.

La figure 5.3 illustre la proportionnalité des utilisateurs associés à la GBS et ceux associés aux UAVs. Nous pouvons observer qu'une grande partie des utilisateurs sont associés à la GBS pour un petit nombre d'utilisateurs. Par exemple, pour $U = 10$, le nombre moyen d'utilisateurs associés à la GBS est d'environ 7 tandis que seulement 3 sont associés aux UAVs. À mesure que le nombre total d'utilisateurs dans le réseau augmente, moins d'utilisateurs sont associés à la GBS et plus d'utilisateurs sont associés aux UAVs.

Ensuite, nous étudions l'impact de la technique sans-cellule sur la faisabilité du problème en utilisant UPAA. En raison des contraintes de complexité, seule la solution heuristique est prise en compte pour la faisabilité. Dans le tableau 5.2, la

FIGURE 5.2 Nombre de UAVs déployés pour $C_a=8$.

complexité dans le pire cas de chaque algorithme proposé est donnée pour $U = 13$:

TABLEAU 5.2 Complexité des algorithmes

Algorithme	Ordre de complexité
UPAA	2.08×10^5
Algorithme basée sur PSO	1.9×10^{10}
Algorithme basée sur DDPG	2.04×10^{10}

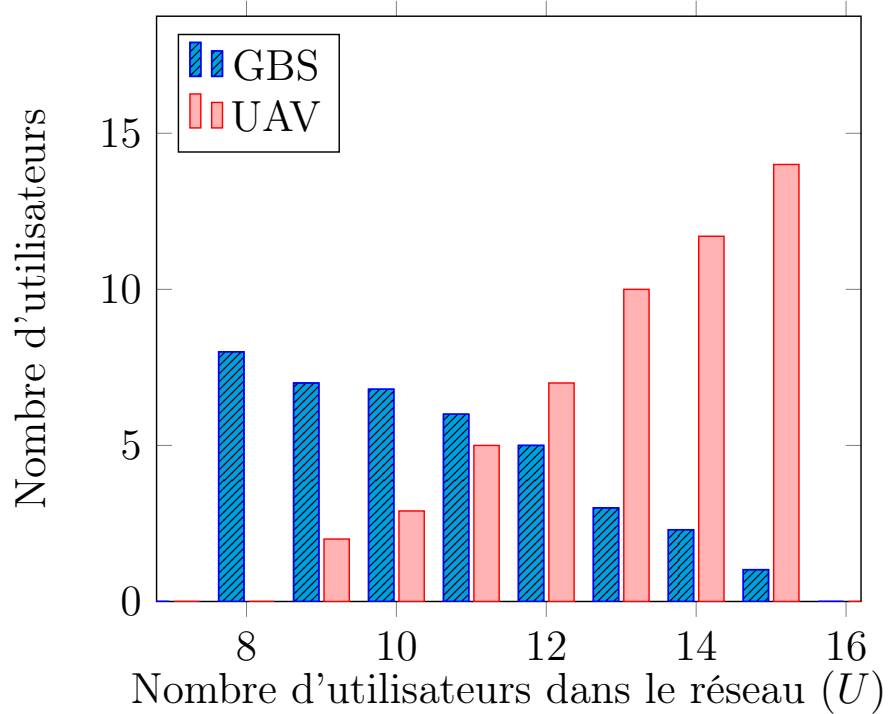


FIGURE 5.3 Répartition des utilisateurs associés entre les UAVs et la GBS en utilisant UPAA pour $r_{min} = 1\text{b/s/Hz}$.

La figure 5.4 montre le pourcentage de faisabilité et compare les résultats de UPAA avec un algorithme non centré sur l'utilisateur (en anglais *Non-Cell-Free*, NCF). Ce dernier considère un réseau où chaque utilisateur peut être associé à au plus un UAV ou à la GBS. Il est clair que la faisabilité augmente largement lorsque nous considérons un réseau centré sur l'utilisateur. En revanche, NCF limite la capacité du réseau à satisfaire tous les utilisateurs. La différence de faisabilité est due au fait que la puissance allouée à un utilisateur associé à un UAV doit satisfaire son débit minimum requis, ce qui créera une interférence importante avec d'autres utilisateurs. Nous pouvons conclure que la technique sans-cellule améliore la faisabilité du problème et

pour de plus petites valeurs de r_{min} garantit que tous les utilisateurs sont satisfaits.

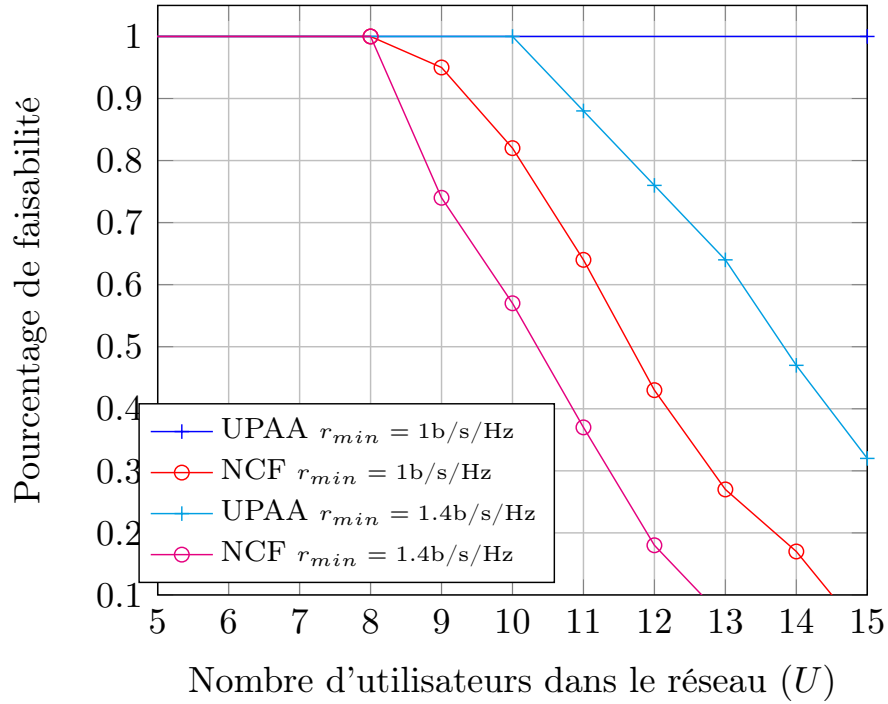


FIGURE 5.4 Impact of the cell-free on the feasibility.

La convergence de l'algorithme PSO proposé est montrée sur la figure 5.5. Nous considérons deux méthodes d'initialisation : *RandomInit* et *HeuristicInit*. La première considère une position initiale aléatoire pour les particules, tandis que la seconde utilise une variation de la solution de l'algorithme UPAA pour une partie des particules initiales. Comme le montre la figure, l'algorithme converge avec les deux méthodes. Cependant, *HeuristicInit* converge plus rapidement grâce au fait que certaines particules ont déjà une solution possible.

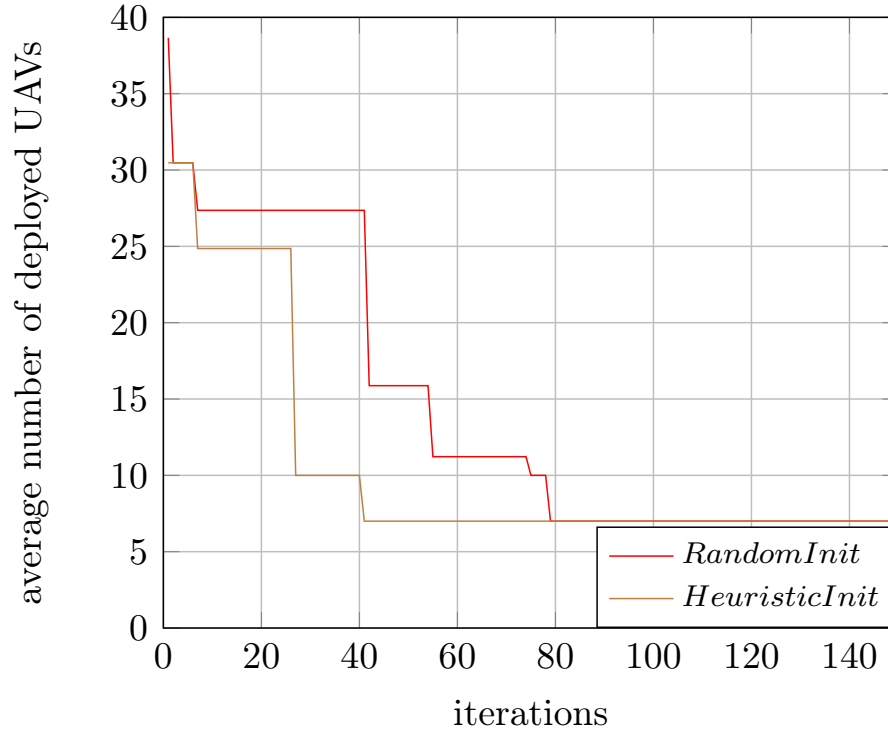


FIGURE 5.5 Convergence de l’algorithme PSO ($U = 13$).

Fig. 5.6 illustre le nombre moyen de UAVs déployés pour différentes valeurs de r_{min} en utilisant l’algorithme basé sur PSO. Nous observons que, pour des débits requis plus petits ou peu d’utilisateurs, aucun UAV n’a été déployé. Cela est dû au fait que la GBS peut servir et satisfaire tous les utilisateurs. Les résultats montrent que pour U inférieur à 8, un seul UAV suffit pour satisfaire tous les utilisateurs lorsqu’ils ne peuvent pas être associés directement à la GBS. Sinon, la GBS peut satisfaire tous les utilisateurs. En outre, le nombre moyen de UAVs augmente à mesure que le débit requis minimum augmente pour le même nombre d’utilisateurs U . De plus, plus d’UAVs sont nécessaires pour répondre aux exigences de débit lorsque r_{min} augmente. Par exemple, pour satisfaire 13 utilisateurs, une moyenne de 10 UAVs est nécessaire

pour $r_{min} = 2\text{b/s/Hz}$, tandis que 7 UAVs sont requis pour $r_{min} = 1\text{b/s/Hz}$ et aucun UAV n'est nécessaire pour $r_{min} = 0,5\text{b/s/Hz}$.

Nous constatons que pour $U = 15$ et $r_{min} = 2\text{b/s/Hz}$, chaque utilisateur est associé à plus d'un UAV, ce qui signifie que ces utilisateurs ne peuvent pas être satisfaits dans les réseaux non centrés sur l'utilisateur. Comme prévu, le nombre d'UAVs déployés (et donc l'utilisation de plusieurs UAVs pour un utilisateur) est beaucoup plus élevé lorsque les utilisateurs ne peuvent pas être associés directement à la GBS.

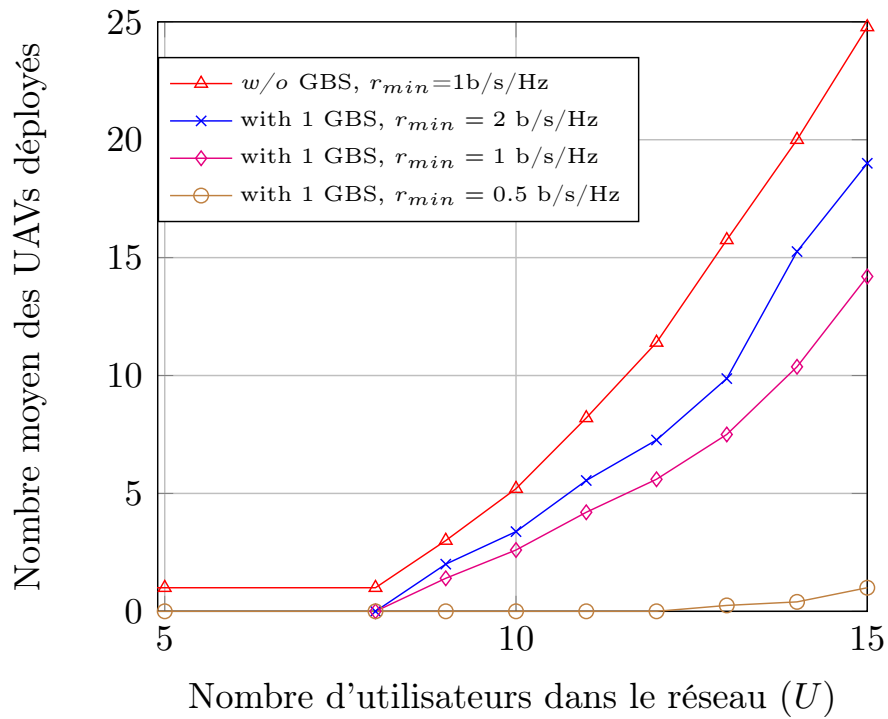


FIGURE 5.6 Nombre de UAVs déployés pour une bande passante en accès $B_v = 400$ MHz en utilisant l'algorithme PSO.

La convergence de l'algorithme basé sur DDPG est illustrée dans la Fig. 5.7. L'algorithme converge après environ 160 étapes de temps. Au début, l'agent explore l'environnement, donc la valeur de la récompense est très variable car il essaie d'apprendre les positions optimales des UAVs et leur déploiement. Cette phase d'exploration est due au bruit ajouté à l'action choisie par l'agent. Une fois la phase d'exploration terminée, l'agent apprend les meilleures actions à choisir et converge vers la meilleure solution.

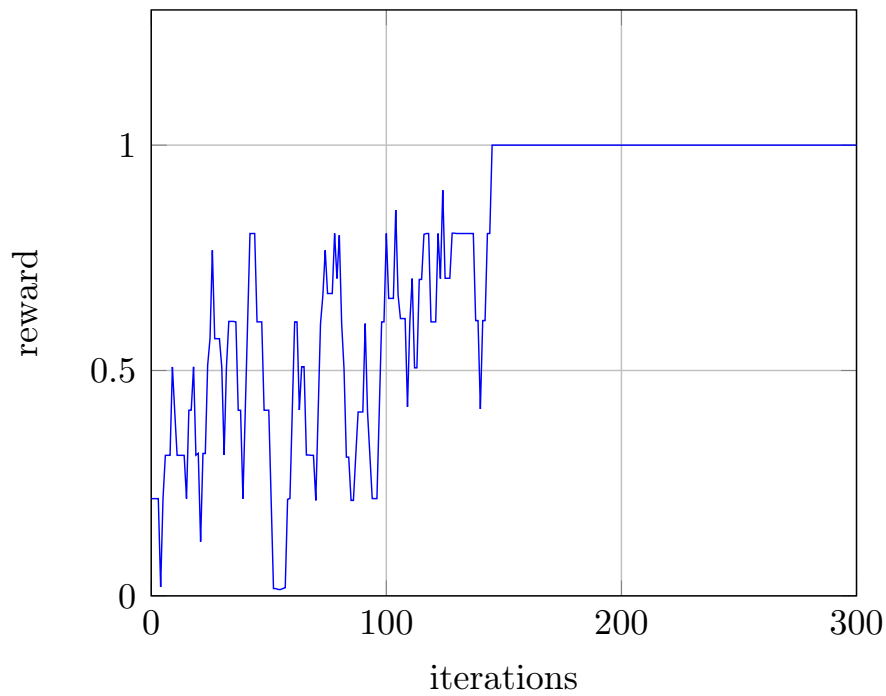


FIGURE 5.7 Convergence de l'algorithme basés sur DDPG $U = 10$ and $r_{min} = 1\text{b/s/Hz}$.

Dans la figure 5.8, nous présentons les performances de l'algorithme basé sur DDPG en termes de nombre moyen d'UAVs déployés. Comme le montre la figure,

le nombre d'UAVs déployés augmente avec le débit minimal requis. Par exemple, aucun UAV n'est nécessaire pour satisfaire $U = 10$ utilisateurs avec $r_{min} = 0,5$ b/s/Hz, mais un UAV est nécessaire lorsque $r_{min} = 1$ b/s/Hz, et en moyenne deux UAVs sont déployés lorsque $r_{min} = 2$ b/s/Hz.

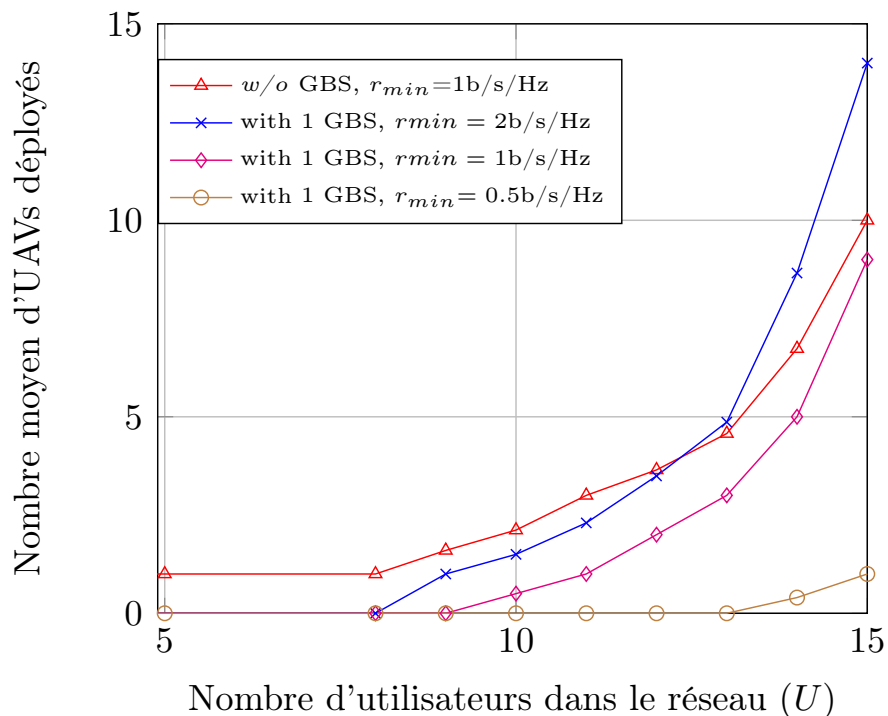


FIGURE 5.8 Nombre de UAVs déployés pour une bande passante en accès $B_v = 400$ MHz en utilisant le DDPG.

Fig. 5.9 compare les résultats de nos approches proposées. L'algorithme basé sur DDPG surpasse les autres solutions proposées du fait que les positions des UAVs sont choisies à partir d'un espace continu contrairement aux autres solutions où les positions sont choisies à partir d'un ensemble fini. Par exemple, pour $U = 15$,

l'algorithme basé sur DDPG déploie efficacement presque 35% moins d'UAVs que l'algorithme basé sur PSO et 50% moins que l'algorithme UPAA.

Une autre observation est que lorsque la GBS peut s'associer directement avec les utilisateurs, moins d'UAVs sont nécessaires car les utilisateurs qui sont proches de la GBS en termes de distance peuvent être associés à celui-ci. Par exemple, pour $U = 13$, pour le même besoin en débit, seulement la moitié du nombre d'UAVs est nécessaire lorsque la GBS sert directement les utilisateurs lors de la comparaison des résultats de l'algorithme basé sur PSO. Nous concluons donc qu'il est beaucoup plus avantageux d'avoir un réseau assisté par UAVs où la GBS n'associe pas seulement les UAVs mais également les utilisateurs.

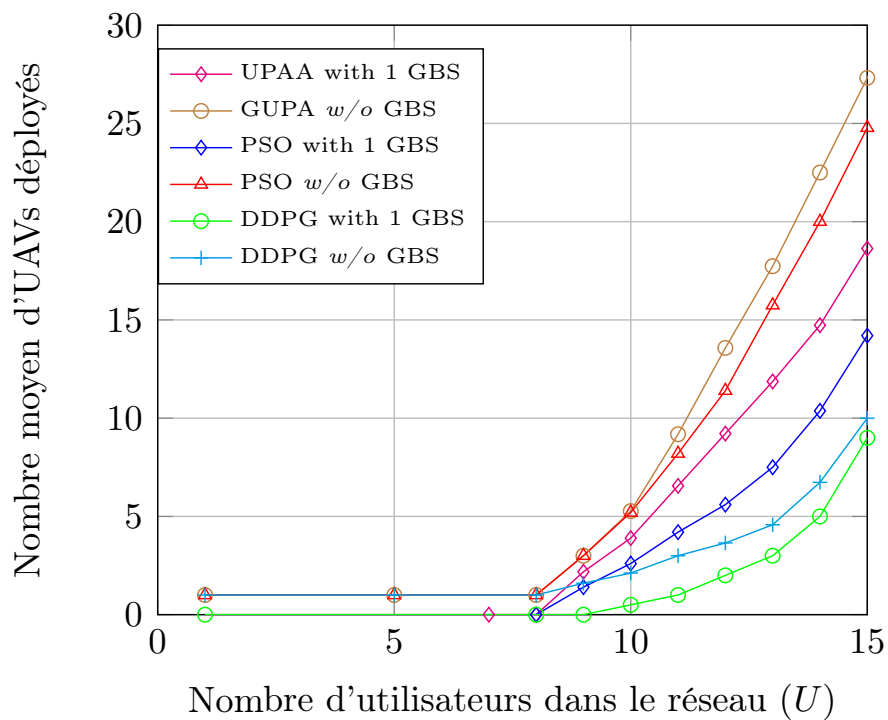


FIGURE 5.9 Nombre de UAVs déployés pour $r_{min} = 1$ b/s/Hz.

Nous étudions maintenant l'impact de la bande passante de la liaison de retour sur le nombre moyen d'UAVs déployés. La Fig. 5.10 montre qu'à mesure que la bande passante de la liaison de retour diminue, davantage d'UAVs doivent être déployés car la GBS n'est pas en mesure de satisfaire à la fois tous les utilisateurs et les UAVs déployés simultanément. Il est rappelé que les utilisateurs associés à la GBS et les UAVs partagent le même ensemble de canaux et la puissance de la GBS. Comme prévu, lorsque la bande passante du réseau d'amenée est plus grande, moins d'UAVs sont nécessaires. Par exemple, nous n'avons besoin d'aucun UAV pour satisfaire 11 utilisateurs lorsque $B_0 = 2\text{GHz}$, alors que plus de 4 UAVs sont nécessaires lorsque $B_0 = 1\text{GHz}$ et plus de 6 UAVs sont nécessaires pour $B_0 = 0.5\text{GHz}$.

5.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons considéré le problème d'allocation de ressources et placement des UAVs pour les deux réseaux d'accès et d'amenée. Nous avons proposé trois algorithmes efficaces : un algorithme heuristique, un algorithme basé sur PSO et un algorithme basé sur DDPG. Nous avons comparé leurs performances et étudié l'impact des ressources limitées du réseau d'amenée. Nos résultats ont montré que l'algorithme basé sur DDPG surpasse les deux autres algorithmes en raison de sa capacité à offrir plus de flexibilité dans le positionnement des UAVs.

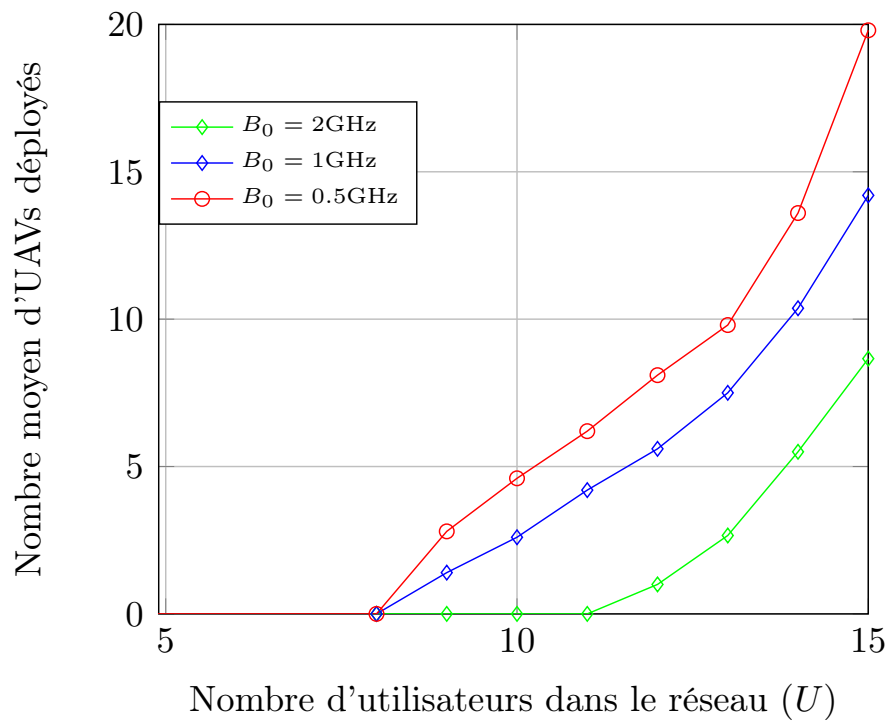


FIGURE 5.10 Nombre de UAVs déployés pour des différentes bandes passantes de la GBS pour $r_{min} = 1$ b/s/Hz en utilisant PSO.

CONCLUSION

Le concept des réseaux sans-cellules centrés sur l'utilisateur a attiré beaucoup d'intérêt récemment et il s'est avéré être une technique efficace pour améliorer les performances des réseaux sans fil. Dans un tel réseau, un utilisateur associé à plusieurs stations de base simultanément. Dans ce projet, nous avons étudié le problème d'allocation de ressource et de placement des UAVs dans un réseau sans fil centré sur l'utilisateur. La problématique de ce travail consiste à minimiser le nombre d'UAVs déployés dans un réseau sans fil centré sur l'utilisateur sous des contraintes de couverture et de débit. Le problème étudié a d'abord été formulé sous la forme d'un programme non linéaire aux nombres entiers mixtes et sa \mathcal{NP} -difficulté a été prouvée. Nous avons ensuite résolu deux variantes de ce problème : la première considère uniquement les liens utilisateur-UAV et les liens UAV-GBS. Un algorithme d'association d'utilisateurs basés sur l'approche gloutonne est proposé pour optimiser la position de chaque UAV afin de déployer un nombre minimal d'UAVs. Nous évaluons également les performances des algorithmes gloutons et les comparons avec un algorithme méta-heuristique PSO. Les résultats de simulation montrent que les performances des algorithmes gloutons se rapprochent de celles du PSO et donc que l'algorithme heuristique est efficace. La deuxième variante du problème considère que les utilisateurs peuvent s'associer à la GBS directement ou par le biais de UAVs. Nous avons proposé trois algorithmes efficaces : une heuristique, un algorithme basé sur PSO et un autre basé sur DDPG. Nous avons comparé leurs performances, montré les avantages de l'utilisation du concept de réseaux sans-cellules et étudié l'impact de

la limitation des ressources de réseau d'amenée. Nos résultats ont montré que l'algorithme basé sur DDPG surpasse les deux autres algorithmes. Nous avons également constaté que le déploiement de la GBS en tant que station de base servant les utilisateurs peut réduire considérablement le nombre de UAVs nécessaires. Nous avons également évalué les avantages de l'utilisation du concept de réseaux sans-cellules, où les utilisateurs peuvent être associés à plusieurs UAVs sur le même canal en même temps, en améliorant la faisabilité de satisfaire la contrainte de couverture.

Dans nos travaux futurs, nous prévoyons d'élargir notre étude pour prendre en compte la mobilité des utilisateurs. En effet, notre analyse a été menée en supposant que les utilisateurs étaient statiques. En réalité, les utilisateurs se déplacent constamment, et les algorithmes proposés doivent s'adapter à cette mobilité. Nous croyons que l'utilisation d'une approche basée sur l'apprentissage par renforcement profond est adéquate pour apprendre la mobilité des utilisateurs et offrir de bonnes performances de transmissions.

RÉFÉRENCES

- Abeywickrama, H. V., He, Y., Dutkiewicz, E., Jayawickrama, B. A. et Mueck, M. (2020). A reinforcement learning approach for fair user coverage using uav mounted base stations under energy constraints. *IEEE Open Journal of Vehicular Technology*, 1, 67–81. <http://dx.doi.org/10.1109/OJVT.2020.2971594>
- A.G.Barto, R. (2018). *Reinforcement Learning : An Introduction*. The MIT Press.
- Al-Hourani, A., Kandeepan, S. et Lardner, S. (2014). Optimal LAP Altitude for Maximum Coverage. *3*(6), 569–572. <http://dx.doi.org/10.1109/LWC.2014.2342736>
- Ammar, H. A., Adve, R., Shahbazpanahi, S., Boudreau, G. et Srinivas, K. V. (2022). User-centric cell-free massive mimo networks : A survey of opportunities, challenges and solutions. *IEEE Communications Surveys Tutorials*, 24(1), 611–652. <http://dx.doi.org/10.1109/COMST.2021.3135119>
- Andrews, J. G., Buzzi, S., Choi, W., Hanly, S. V., Lozano, A., Soong, A. C. K. et Zhang, J. C. (2014). What will 5g be? *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 32(6), 1065–1082. <http://dx.doi.org/10.1109/JSAC.2014.2328098>
- Arora, S. et Barak, B. (2009). *Computational complexity : a modern approach*. Cambridge University Press.

- Bithas, P. S., Michailidis, E. T., Nomikos, N., Vouyioukas, D. et Kanatas, A. G. (2019). A survey on machine-learning techniques for uav-based communications. *Sensors*, 19(23), 5170. <http://dx.doi.org/10.3390/s19235170>. Récupéré de <http://dx.doi.org/10.3390/s19235170>
- Bor-Yaliniz, R. I., El-Keyi, A. et Yanikomeroglu, H. (2016). Efficient 3-d placement of an aerial base station in next generation cellular networks. Dans *2016 IEEE International Conference on Communications (ICC)*, 1–5. <http://dx.doi.org/10.1109/ICC.2016.7510820>
- Chen, M., Mozaffari, M., Saad, W., Yin, C., Debbah, M. et Hong, C. S. (2017). Caching in the sky : Proactive deployment of cache-enabled unmanned aerial vehicles for optimized quality-of-experience. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 35(5), 1046–1061. <http://dx.doi.org/10.1109/JSAC.2017.2680898>
- Chen, Q. (2020). Joint position and resource optimization for multi-uav-aided relaying systems. *IEEE Access*, 8, 10403–10415. <http://dx.doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2965162>
- Chen, S., Qin, F., Hu, B., Li, X. et Chen, Z. (2016). User-centric ultra-dense networks for 5g : challenges, methodologies, and directions. *IEEE Wireless Communications*, 23(2), 78–85. <http://dx.doi.org/10.1109/MWC.2016.7462488>
- Chen, Y., Li, N., Wang, C., Xie, W. et Xv, J. (2018). A 3D placement of unmanned aerial vehicle base station based on multi-population genetic algorithm for maximizing users with different QoS requirements. Dans *Proc. IEEE Int. Conf. Commun. Techno. (ICCT)*, 967–972. <http://dx.doi.org/10.1109/ICCT.2018.8600206>
- Cui, J., Liu, Y. et Nallanathan, A. (2020). Multi-agent reinforcement learning-based

- resource allocation for uav networks. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 19(2), 729–743. <http://dx.doi.org/10.1109/TWC.2019.2935201>
- Ericsson. (Nov. 2022). *Ericsson Mobility Report data and forecasts*.
- Fotouhi, A., Qiang, H., Ding, M., Hassan, M., Giordano, L. G., Garcia-Rodriguez, A. et Yuan, J. (2019). Survey on uav cellular communications : Practical aspects, standardization advancements, regulation, and security challenges. *IEEE Communications Surveys Tutorials*, 21(4), 3417–3442. <http://dx.doi.org/10.1109/COMST.2019.2906228>
- Guo, J., Huo, Y., Shi, X., Wu, J., Yu, P., Feng, L. et Li, W. (2019). 3d aerial vehicle base station (uav-bs) position planning based on deep q-learning for capacity enhancement of users with different qos requirements. Dans *2019 15th International Wireless Communications Mobile Computing Conference (IWCMC)*, 1508–1512. <http://dx.doi.org/10.1109/IWCMC.2019.8766625>
- Hajijamali Arani, A., Azari, M. M., Hu, P., Zhu, Y., Yanikomeroglu, H. et Safavi-Naeini, S. (2022). Reinforcement learning for energy-efficient trajectory design of uavs. *IEEE Internet of Things Journal*, 9(11), 9060–9070. <http://dx.doi.org/10.1109/JIOT.2021.3118322>
- He, X., Yu, W., Xu, H., Lin, J., Yang, X., Lu, C. et Fu, X. (2018). Towards 3d deployment of uav base stations in uneven terrain. Dans *2018 27th International Conference on Computer Communication and Networks (ICCCN)*, 1–9. <http://dx.doi.org/10.1109/ICCCN.2018.8487319>
- Huang, Y., Cui, M., Zhang, G. et Chen, W. (2020). Bandwidth, power and trajectory optimization for uav base station networks with backhaul and user

- qos constraints. *IEEE Access*, 8, 67625–67634. <http://dx.doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2986075>
- Ji, L., Chen, J. et Feng, Z. (2019). Spectrum allocation and performance analysis for backhauling of uav assisted cellular network. *China Communications*, 16(8), 83–92. <http://dx.doi.org/10.23919/JCC.2019.08.008>
- Kalantari, E., Yanikomeroglu, H. et Yongacoglu, A. (2016). On the number and 3d placement of drone base stations in wireless cellular networks. Dans *2016 IEEE 84th Vehicular Technology Conference (VTC-Fall)*, 1–6. <http://dx.doi.org/10.1109/VTCFall.2016.7881122>
- Khawaja, W., Guvenc, I., Matolak, D. W., Fiebig, U.-C. et Schneckenburger, N. (2019). A survey of air-to-ground propagation channel modeling for unmanned aerial vehicles. *IEEE Communications Surveys Tutorials*, 21(3), 2361–2391. <http://dx.doi.org/10.1109/COMST.2019.2915069>
- Lagum, F., Bor-Yaliniz, I. et Yanikomeroglu, H. (2018). Strategic densification with uav-bss in cellular networks. *IEEE Wireless Communications Letters*, 7(3), 384–387. <http://dx.doi.org/10.1109/LWC.2017.2779483>
- Lee, S., Yu, H. et Lee, H. (2022). Multiagent q-learning-based multi-uav wireless networks for maximizing energy efficiency : Deployment and power control strategy design. *IEEE Internet of Things Journal*, 9(9), 6434–6442. <http://dx.doi.org/10.1109/JIOT.2021.3113128>
- Li, J., Lu, D., Zhang, G., Tian, J. et Pang, Y. (2019). Post-disaster unmanned aerial vehicle base station deployment method based on artificial bee colony algo-

- rithm. *IEEE Access*, 7, 168327–168336. <http://dx.doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2954332>
- Li, R. et Huang, H.-C. (2008). A general k-level uncapacitated facility location problem. Dans D.-S. Huang, D. C. Wunsch, D. S. Levine, et K.-H. Jo (dir.). *Advanced Intelligent Computing Theories and Applications. With Aspects of Contemporary Intelligent Computing Techniques*, 76–83., Berlin, Heidelberg. Springer Berlin Heidelberg. http://dx.doi.org/10.1007/978-3-540-85930-7_11
- Li, Y., Zhang, H., Ji, H. et Li, X. (2021a). Uav-assisted cellular communication : Joint trajectory and coverage optimization. Dans *2021 IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC)*, 1–6. <http://dx.doi.org/10.1109/WCNC49053.2021.9417264>
- Li, Y., Zhang, H., Long, K., Jiang, C. et Guizani, M. (2021b). Joint resource allocation and trajectory optimization with qos in uav-based noma wireless networks. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 20(10), 6343–6355. <http://dx.doi.org/10.1109/TWC.2021.3073570>
- Lillicrap, T. P., Hunt, J. J., Pritzel, A., Heess, N., Erez, T., Tassa, Y., Silver, D. et Wierstra, D. (2016). Continuous control with deep reinforcement learning. *Int. Conf. Learning Representations (ICLR)*. <http://dx.doi.org/https://doi.org/10.48550/arXiv.1509.02971>
- Luong, N. C., Hoang, D. T., Gong, S., Niyato, D., Wang, P., Liang, Y.-C. et Kim, D. I. (2019). Applications of deep reinforcement learning in communications and networking : A survey. *IEEE Communications Surveys Tutorials*, 21(4), 3133–3174. <http://dx.doi.org/10.1109/COMST.2019.2916583>

- Lyu, J., Zeng, Y. et Zhang, R. (2018). Uav-aided offloading for cellular hotspot. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 17(6), 3988–4001. <http://dx.doi.org/10.1109/TWC.2018.2818734>
- Mozaffari, M., Saad, W., Bennis, M. et Debbah, M. (2016). Efficient deployment of multiple unmanned aerial vehicles for optimal wireless coverage. *IEEE Communications Letters*, 20(8), 1647–1650. <http://dx.doi.org/10.1109/LCOMM.2016.2578312>
- Mozaffari, M., Saad, W., Bennis, M. et Debbah, M. (2017). Mobile unmanned aerial vehicles (uavs) for energy-efficient internet of things communications. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 16(11), 7574–7589. <http://dx.doi.org/10.1109/TWC.2017.2751045>
- Mozaffari, M., Saad, W., Bennis, M., Nam, Y.-H. et Debbah, M. (2019). A tutorial on uavs for wireless networks : Applications, challenges, and open problems. *IEEE Communications Surveys Tutorials*, 21(3), 2334–2360. <http://dx.doi.org/10.1109/COMST.2019.2902862>
- Nezamabadi-pour, H., Shahrababaki, M. R. et Farsangi, M. M. (2008). Binary particle swarm optimization : Challenges and new solutions. *The CSI Journal on Computer Science and Engineering*, 6(1).
- Plachy, J., Becvar, Z., Mach, P., Marik, R. et Vondra, M. (2019). Joint positioning of flying base stations and association of users : Evolutionary-based approach. *IEEE Access*, 7, 11454–11463. <http://dx.doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2892564>
- Rahimi, Z., Sobouti, M. J., Ghanbari, R., Hosseini Seno, S. A., Mohajerzadeh, A. H., Ahmadi, H. et Yanikomeroğlu, H. (2022). An efficient 3-d positioning approach to

- minimize required uavs for iot network coverage. *IEEE Internet of Things Journal*, 9(1), 558–571. <http://dx.doi.org/10.1109/JIOT.2021.3084521>
- Shakhatreh, H., Sawalmeh, A. H., Al-Fuqaha, A., Dou, Z., Almaita, E., Khalil, I., Othman, N. S., Khreishah, A. et Guizani, M. (2019). Unmanned aerial vehicles (uavs) : A survey on civil applications and key research challenges. *IEEE Access*, 7, 48572–48634. <http://dx.doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2909530>
- Shi, Y., Hamdan, M. Q., Alsusa, E., Hamdi, K. A. et Baidas, M. W. (2021). A decoupled access scheme with reinforcement learning power control for cellular-enabled uavs. *IEEE Internet of Things Journal*, 8(24), 17261–17274. <http://dx.doi.org/10.1109/JIOT.2021.3078188>
- Song, Q., Zheng, F.-C. et Jin, S. (2019). Multiple uavs enabled data offloading for cellular hotspots. Dans *2019 IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC)*, 1–6. <http://dx.doi.org/10.1109/WCNC.2019.8885574>
- Wang, J., Cheng, W. et Zhang, H. (2020a). Caching and d2d assisted wireless emergency communications networks with statistical qos provisioning. *Journal of Communications and Information Networks*, 5(3), 282–293. <http://dx.doi.org/10.23919/JCIN.2020.9200891>
- Wang, L., Hu, B. et Chen, S. (2020b). Energy efficient placement of a drone base station for minimum required transmit power. *IEEE Wireless Commun. Lett.*, 9(12), 2010–2014. <http://dx.doi.org/10.1109/LWC.2018.2808957>
- Yang, X., Li, Z. et Ge, X. (2019). Deployment optimization of multiple uavs in multi-uav assisted cellular networks. Dans *2019 11th International Conference on*

- Wireless Communications and Signal Processing (WCSP)*, 1–7. <http://dx.doi.org/10.1109/WCSP.2019.8928128>
- Yin, S. et Yu, F. R. (2022). Resource allocation and trajectory design in uav-aided cellular networks based on multiagent reinforcement learning. *IEEE Internet of Things Journal*, 9(4), 2933–2943. <http://dx.doi.org/10.1109/JIOT.2021.3094651>
- Zamani, A., K. R. H. Y. e. a. (2020). Optimization of unmanned aerial vehicle augmented ultra-dense networks. Dans *Eurasip J. Wireless Commun. Netw.*, 1–17. <http://dx.doi.org/https://doi.org/10.1186/s13638-020-01804-3>
- Zeng, Y., Zhang, R. et Lim, T. J. (2016). Wireless communications with unmanned aerial vehicles : opportunities and challenges. *IEEE Communications Magazine*, 54(5), 36–42. <http://dx.doi.org/10.1109/MCOM.2016.7470933>
- Zhang, J., Li, Z., Xu, W., Peng, J., Liang, W., Xu, Z., Ren, X. et Jia, X. (2021). Minimizing the number of deployed uavs for delay-bounded data collection of iot devices. Dans *IEEE INFOCOM 2021 - IEEE Conference on Computer Communications*, 1–10. <http://dx.doi.org/10.1109/INFOCOM42981.2021.9488887>
- Zhao, G., Li, Y., Xu, C., Han, Z., Xing, Y. et Yu, S. (2019). Joint power control and channel allocation for interference mitigation based on reinforcement learning. *IEEE Access*, 7, 177254–177265. <http://dx.doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2937438>
- Zhu, Z., Li, L. et Zhou, W. (2018). Qos-aware 3d deployment of uav base stations. Dans *2018 10th International Conference on Wireless Communications and Signal Processing (WCSP)*, 1–6. <http://dx.doi.org/10.1109/WCSP.2018.8555923>