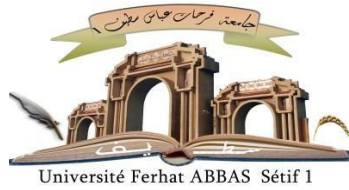


الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

République Algérienne Démocratique et Populaire

Ministère de L'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique



UNIVERSITÉ FERHAT ABBAS - SETIF1

FACULTÉ DE TECHNOLOGIE

THÈSE

Présentée au Département de l'électronique.

Pour l'obtention du diplôme de

DOCTORAT

Domaine : Sciences et Technologie

Filière: Télécommunications.

Option: Réseaux et
télécommunications

Par

ZAIDI Numidia

THÈME

**Allocation de ressources dans les réseaux cellulaires des
nouvelles générations de la téléphonie mobile par
intelligence artificielle.**

Soutenue le 29/05/2025.devant le Jury :

BOUKEZZOULA Naceur-Eddine	Professeur	Univ. Ferhat Abbas Sétif 1	Président
FERHAT HAMIDA Abdelhak	Professeur	Univ. Ferhat Abbas Sétif 1	Directeur de thèse
ZEBIRI Chemseddine	Professeur	Univ. Ferhat Abbas Sétif 1	Co-directeur de thèse
ZIET Lahcene	Professeur	Univ. Ferhat Abbas Sétif 1	Examineur
KHIEREDDINE Abdelkrim	Professeur	Univ. Bejaia	Examineur
BERRAH Smail	Professeur	Univ. Bejaia	Examineur

Remerciements

Je tiens tout d'abord à remercier الله, le Tout-Puissant, de m'avoir accordé la force et le courage nécessaires pour mener à bien ce travail.

Je souhaite exprimer ma gratitude envers les membres du jury pour avoir accepté de participer à l'évaluation de ma thèse. Je tiens tout particulièrement à remercier le Pr BOUKEZZOULA Naceur-Eddine pour l'honneur qu'il m'a fait en présidant ce jury. Je remercie également chaleureusement le Pr ZIET Lahcene, le Pr KHIEREDDINE Abdelkrim et le Pr BERRAH Smail pour avoir pris le temps de lire ma thèse en tant qu'examineurs de ce travail.

Je tiens à exprimer mes plus sincères remerciements à mon directeur de thèse, le Pr FERHAT HAMIDA Abdelhak, pour m'avoir accompagné tout au long de cette aventure. Son expertise, ses vastes connaissances et ses précieux conseils dans le domaine ont été déterminants pour la réussite de ma thèse.

Je tiens à adresser mes sincères remerciements à mon co-encadrant, Pr ZEBIRI Chemseddine, pour ses précieux conseils et ses critiques constructives tout au long de mon travail. Ses contributions scientifiques ont été d'une grande aide.

Je tiens également à exprimer ma profonde reconnaissance à Dr ZENADJI Sylia, qui m'a conseillée et guidée tout au long de ces années de recherche. Sa disponibilité et ses observations éclairées ont été d'une grande valeur dans l'accomplissement de ce travail.

Je tiens à exprimer ma gratitude envers les responsables et les membres du Laboratoire d'Instrumentation Scientifique (LIS) pour leur accueil chaleureux et leur soutien constant tout au long de mon travail. Leur aide précieuse, ainsi que leurs conseils et orientations, ont grandement contribué à l'avancement de mes recherches, tout comme leurs contributions, qui ont été d'une grande utilité dans la réalisation de ce projet.

Je remercie tout particulièrement mes chers parents, sans qui rien de tout cela n'aurait été possible. Qu'ils trouvent ici l'expression de ma plus haute considération. Votre confiance, votre soutien inébranlable et votre expertise ont été des piliers essentiels de ma réussite. Je tiens également à remercier mes sœurs et mon frère pour leurs encouragements et leurs prières tout au long de cette thèse, en particulier lors des moments les plus difficiles. Je n'oublie pas ma belle-famille pour leur soutien et leur compréhension face aux exigences de ce travail.

Je souhaite, de tout cœur, adresser un immense merci à mon époux pour sa patience, son aide, et son soutien constant. Il a toujours cru en moi et m'a encouragée à avancer sans relâche. Enfin, un grand merci à mon fils, qui a lui aussi fait preuve de patience durant toutes ces années.

Je souhaite également exprimer ma sincère gratitude envers tous ceux et celles qui ont contribué, de près ou de loin, à l'élaboration de ce travail.

À mes parents, pour leur patience
À mes frères et sœurs, pour leurs encouragements
À mon conjoint pour son soutien indéfectible
À mes enseignants, pour avoir éveillé en moi
la curiosité et la rigueur.

***“If I have seen further, it is by
standing on the shoulders of
giants”***

Sir Isaac Newton

Table des matières

Table des matières	
Liste des figures	
Liste des tableaux	

Introduction générale	1
------------------------------------	----------

1 Technologies des réseaux cellulaires mobiles et stratégies d'allocation des	8
--	----------

Introduction	8
1.1 Technologie radio mobile	8
1.1.1 La 5G, la révolution des réseaux mobiles.....	8
1.1.2 Architecture réseau 5G	9
1.1.3 Spectre 5G	9
1.1.4 Cas d'usage et contrainte de la 5G	10
1.2 Base sur les communications sans-fil.....	11
1.2.1 Le concept cellulaire.....	11
1.2.2 Les composants d'un réseau cellulaire	12
1.2.3 La réutilisation unitaire des fréquences	14
1.2.4 Les caractéristiques des canaux de propagation	15
1.2.4.1 Les phénomènes de propagation	15
1.2.4.2 Paramètre du canal.....	17
1.2.5 Sans fil et mobilité.....	19
1.3 Stratégies de l'allocation de ressources.....	19
1.3.1 Objectif de l'allocation de ressources.....	19
1.3.2 L'allocation dans les réseaux de nouvelle génération	20
1.3.2.1 Le principe de NOMA	20
1.3.2.2 Avantage et inconvénients de NOMA	24
1.3.2.3 Codage de superposition	24
1.3.2.4 Annulation d'interférence successive (SIC)	26
1.3.3 Solution technologique	26
Conclusion.....	26

2 Intelligence artificielle et algorithmes.....	28
--	-----------

2.1 L'intelligence artificielle (IA)	28
2.1.1 La 5G et l'intelligence artificielle.....	29
2.1.2 IA et l'allocation de ressources	30
2.1.3 L'apprentissage automatique (Machine learning)	30
2.1.4 Apprentissage par renforcement.....	32
2.1.5 Les réseaux neuronaux artificiels	32
2.1.6 Réseau de neurones à fonction de base radiale (RBFNN).....	34
2.1.7 L'apprentissage profond (deep learning).....	36
2.2 Les algorithmes évolutionnaires.....	37
2.2.1 Algorithme génétique GA	37
2.2.2 L'évolution différentielle (ED).....	39
2.2.3 Optimisation par essaim de particules (PSO)	40
2.2.4 Optimisation par essaim de particules discret (DPSO).....	42

2.2.5 Algorithme d'optimisation Archimède AOA	43
Conclusion.....	46
3 Stratégies d'allocation de ressources	47
Introduction	47
3.1 Modélisation du système et formulation du problème	48
3.1.1 Modélisation du système	48
3.1.2 Formation du problème	49
3.2 Approche hybride PSO-GA	51
3.2.1 Environnement et paramètre de simulation	52
3.2.2 Évaluation des performances.....	52
3.3 Approche basée sur l'algorithme DPSO	54
3.3.1 Environnement et paramètre de simulation	55
3.3.2 Évaluation des performances.....	56
Conclusion.....	59
4 Allocation de ressources basée sur un nouvel algorithme évolutionnaire intelligent : Algorithme d'optimisation Archimède (AOA).....	60
Introduction	60
4.1 Partie 1 : Analyse des algorithmes évolutionnaires face à l'allocation de ressources.	61
4.1.1 Environnement et paramètres de simulation.....	61
4.1.2 Évaluation des performances.....	64
4.2 Partie 2 : entraînement des performances de l'algorithme AOA par le RBFNN ...	69
4.2.1 La formulation du problème.....	69
4.2.2 Environnement et paramètres de simulation.....	71
4.2.3 Résultats et discussion	73
Conclusion.....	78
Conclusion générale.....	80
Bibliographie.....	82

Liste des figures

Figure 1- 1 Spectre de la 5G.....	10
Figure 1- 2 Différentes catégories d'usage de la 5G	10
Figure 1- 3 Concept cellulaire des communications sans fil	12
Figure 1- 4 Infrastructure cellulaire 5G assistée par drones.	14
Figure 1- 5 Approche Reuse 1.....	15
Figure 1- 6 NOMA en liaison montante.....	21
Figure 1- 7 NOMA en liaison descendante.....	22
Figure 2- 1 le champ de l'intelligence artificielle.....	29
Figure 2- 2 Architecture du réseau de neurones RBF	35
Figure 2- 3 Principe de L'apprentissage profond	36
Figure 2- 4 Exemple de codage d'un chromosome GA.....	38
Figure 2- 5 Exemple croissant à deux points.....	38
Figure 2- 6 Exemple de mutation	39
Figure 3- 1 Modèle, une station de base et k UEs.	48
Figure 3- 2 Convergence de PSO-GA comparée à celle des algorithmes PSO et GA.....	52
Figure 3- 3 Performance débit.....	53
Figure 3- 4 Efficacité spectrale.....	53
Figure 3- 5 Efficacité énergétique	54
Figure 3- 6 La convergence de l'algorithme DPSO	55
Figure 3- 7 Performances en termes de débit.....	56
Figure 3- 8 Efficacités spectrales par rapport aux utilisateurs.	57
Figure 3- 9 Efficacités énergétiques par rapport aux utilisateurs.....	58
Figure 3- 10 Probabilité de délai par rapport aux utilisateurs.....	58
Figure 4- 1 Scénario de simulation.....	61
Figure 4- 2 Convergence de l'algorithme AOA	66
Figure 4- 3 Performance en termes de débit.....	66
Figure 4- 4 Efficacité spectrale en fonction du nombre d'utilisateurs.	67
Figure 4- 5 Efficacité énergétique en fonction du nombre d'utilisateurs. (a) 50 utilisateurs (b), 100 utilisateurs.....	68
Figure 4- 6 Probabilité de délai en fonction du temps. (a) 50 utilisateurs, (b) 100 utilisateurs.	68
Figure 4- 7 Modèle du réseau 5G.....	69
Figure 4- 8 MBS et déploiement des utilisateurs.....	72
Figure 4- 9 Convergence de l'algorithme AOA, 20, 50, 80, 100 utilisateurs	74
Figure 4- 10 Évaluation de MSE en fonction des itérations.	75
Figure 4- 11 Comparaison le débit d'entrée et de sortie de RBFNN.....	76
Figure 4- 12 Débit en fonction du rapport signal/bruit	76
Figure 4- 13 Probabilité de retard en fonction des utilisateurs.....	77
Figure 4- 14 Probabilité de retard en fonction du rapport signal/bruit.....	78

Liste des tableaux

Tableau 2- 1 Types de réseaux neuronaux et leurs applications.....	34
Tableau 4- 1 Paramètres de simulation système.....	62
Tableau 4- 2 Paramètres d'AOA et des algorithmes sélectionnés.....	63
Tableau 4- 3 Paramètres de Simulation.....	73

Liste des abréviations

3GPP	3rd Generation Partnership Project
5G	Five Generation
ANN	Artificiel Neurol Network
AOA	Archimedes Optimization Algorithm
AWGN	Adaptive White Gaussien Noise
BS	Basic Station
BTS	Basic Transceiver Station
DE	Differential Evolution
DPSO	Discrete Particle Swarm Optimization
EA	Evolutionary Algorithm
EE	Energy Efficiency
eMBB	Enhanced Mobile Broadband
GA	Genetic Algorithm
GSO	Geostationary Satellite Orbit
IA	Intelligence Artificial
IMT	International Mobile Telephony
LOS	Line OF Sight
LTE	Long Term Evolution
MaxSNR	Maximum Signal to Noise Ratio
MBS	Macro Base Station
MLPNN	Multilayer Perceptron Neural Network
mMTC	Massive Machine-Type Communications
MSE	Mean Square Error
NOMA	Non-Orthogonal Multiple Access
OFDMA	Orthogonal Frequency Division Multiple Access
PFS	Proportional Fair Scheduler
PSO	Particle Swarm Optimization
QoE	Quality of Experience
QoS	Quality of Service
RBFNN	Radial Base Function Neural Network
RNA	Regional Area Network

RR	Round Robin
SE	Spectral Efficiency
SIC	Successive Interference Cancellation
SINR	Signal Interference Noise Ratio
UE	Users Equipment
uRLLC	Ultra reliable low latency

Introduction Générale

Introduction générale

- **Contexte et objectif**

Face à la croissance continue du trafic de données sur les réseaux mobiles, les opérateurs doivent satisfaire les attentes de leurs utilisateurs en termes de qualité de service (QoS) et de capacité de liaison. Actuellement, diverses technologies d'accès mobile sont disponibles pour répondre à ces besoins. Toutefois, la capacité de transmission est réduite lorsque les canaux sans fil sont affectés par divers facteurs, tels que la perte de signal, l'ombrage ou l'évanouissement dû aux trajets multiples. Cela affecte considérablement la qualité du service et entraîne une gestion inefficace des ressources.

Des recherches ont été réalisées pour optimiser les performances des transmissions sans fil. La technique NOMA (accès multiple non orthogonal) a ainsi été mise au point et est couramment utilisée dans les réseaux sans fil, en complément d'autres méthodes destinées à gérer les effets des canaux de propagation et à améliorer l'efficacité spectrale [1]. Ce mécanisme de multiplexage repose sur le domaine de la puissance et permet à plusieurs utilisateurs d'utiliser simultanément les mêmes ressources spectrales, ce qui génère des interférences au sein de la cellule. Selon Amer A [2], l'application de la technologie NOMA, qui repose sur l'annulation successive des interférences (SIC) au niveau du récepteur, offre une solution efficace pour réduire ces interférences. Cependant, cette technologie à elle seule ne suffit pas à répondre pleinement aux exigences des utilisateurs, ce qui a conduit au développement de nouveaux algorithmes pour l'attribution des ressources.

Parmi les méthodes les plus simples et directes, le Proportional Fair Scheduling (PFS), proposé par Sylla Z [3], permet d'assurer une répartition optimale des ressources. Selon Pallois JP [4], l'intelligence artificielle (IA) est devenue un enjeu stratégique mondial et représente une technologie clé pour résoudre les défis liés à l'attribution des ressources. Elle permet également de concevoir des réseaux intelligents de nouvelle génération et d'optimiser la gestion des ressources dans les télécommunications cellulaires. Plusieurs algorithmes, déjà utilisés par Hashim FA [5], visent à optimiser divers objectifs (latence, débit, équité, efficacité spectrale et énergétique), afin d'améliorer la répartition des ressources, ce qui représente un défi majeur pour résoudre ces problématiques.

L'amélioration de la qualité du service est un enjeu de recherche majeur. Il devient difficile de garantir une bonne qualité de service lorsque les utilisateurs sont confrontés à des situations critiques. Les conditions du canal sont directement influencées par la localisation de l'utilisateur, et la perte de signal due à l'affaiblissement du chemin entraîne une efficacité spectrale variable. L'efficacité spectrale fait référence à l'optimisation de l'utilisation du spectre, permettant de transmettre un maximum de données avec un minimum d'erreurs [6]. Les opérateurs de téléphonie mobile s'efforcent de maximiser l'utilisation de leurs ressources spectrales et énergétiques, ce qui passe par une réduction de la consommation d'énergie tout en maintenant des performances équivalentes. L'objectif principal de Lopez-pérez D [7] est d'assurer une latence minimale et un taux de transfert élevé au sein de la cellule. De plus, l'introduction de la 5G devrait favoriser l'implémentation de techniques permettant une gestion plus efficace des ressources.

Il serait possible de développer un système de communication avancé en intégrant divers principes de l'intelligence artificielle (IA) pour organiser les dispositifs des utilisateurs et concevoir les infrastructures sans fil. Les algorithmes basés sur les réseaux neuronaux artificiels (RNA) ont été adoptés dans les systèmes de communication sans fil en raison de leur capacité à gérer l'augmentation importante du trafic sans fil et à stimuler l'émergence de nouvelles applications pour les services. Ces réseaux neuronaux permettent d'analyser les prévisions des réseaux et le comportement des utilisateurs, tout en apportant des solutions à divers défis liés aux réseaux sans fil. Parmi ces défis figurent le calcul des ressources, la gestion du spectre, la mise à jour des contenus en cache, la connectivité mobile et l'attribution des ressources.

Dans la littérature, plusieurs méthodes et algorithmes intelligents ont été développés pour répondre à la nécessité d'attribuer et d'optimiser efficacement les ressources [8]. Ces algorithmes d'optimisation sont largement influencés par les structures de population et les topologies utilisées. Selon Kao S-J [9], l'algorithme génétique est efficace afin de résoudre les problèmes d'optimisation complexes, visant à optimiser simultanément la combinaison des utilisateurs pour maximiser le débit et l'indice d'équité. Comme le soulignent également Yang Y [10], lorsqu'on compare l'algorithme génétique à un autre type d'algorithme d'optimisation par essaim (PSO), on constate que ce dernier présente des avantages notables. Selon Yu J [11], le PSO conserve les connaissances pertinentes acquises, tandis que l'algorithme génétique supprime les

informations passées à mesure que la population évolue.

Le PSO favorise l'échange et la collaboration entre les particules, ce qui renforce l'efficacité dans la recherche d'une solution optimale globale. Sylia Z [12] ont proposé une nouvelle approche pour l'allocation des ressources, combinant PSO et le planificateur PSO-PFS. Cette méthode permet d'assurer un débit élevé pour tous les utilisateurs, tout en garantissant l'équité et en respectant les contraintes imposées. Ces techniques ingénieuses optimisent la couverture du réseau, augmentent la capacité globale et offrent aux utilisateurs un accès stable et continu au sein de la cellule.

Afin de gérer efficacement les ressources tout en maintenant une capacité proche de la solution idéale et en assurant une équité notable entre les utilisateurs, un algorithme d'approximation a été proposé par Mohammadian Z [13]. Ghorbanzadeh M [14] examinent comment optimiser la répartition des ressources dans les réseaux cellulaires pour différents types d'utilisateurs qui utilisent simultanément plusieurs applications. L'idée est de proposer un algorithme de distribution en deux segments, assurant une répartition optimale du débit entre les utilisateurs et leurs applications à partir d'un point d'accès unique (eNodeB). Cet algorithme met l'accent sur une politique d'équité proportionnelle à l'utilité, en privilégiant les utilisateurs des applications en temps réel. En s'appuyant sur l'optimisation par essaims de particules discrètes (DPSO) [15], une nouvelle méthode efficace en deux étapes est proposée pour le multitâche dans l'accès multiple de la prochaine génération. Pour résoudre les défis d'ordonnancement des tâches de transmission dynamiques, l'algorithme DPSO s'avère plus performant que l'algorithme génétique (GA) [16]. De plus, il est précisé que l'algorithme DPSO est facile à mettre en œuvre et permet une recherche efficace, ce qui le rend particulièrement adapté à la répartition des tâches à grande échelle dans les réseaux cellulaires. Un algorithme d'optimisation Archimède (AOA) a également été suggéré par Abualigah I [17]. Les tests expérimentaux montrent que l'AOA produit des résultats très prometteurs pour la résolution des problèmes d'optimisation complexes.

Dans des recherches antérieures, les chercheurs ont étudié les performances des réseaux neuronaux artificiels (RNA) en matière de communication sans fil. De nombreuses études ont démontré des avancées notables en matière de rendement, d'équité, ainsi que d'efficacité spectrale et énergétique, grâce à l'utilisation de divers modèles RNA pour prédire et classer les données dans les réseaux 5G de prochaine génération. Selon les travaux réalisés dans Jun D [18], Hajipour S [19] et Abualigah L [20], un algorithme de planification descendant basé sur les RNA a permis d'atteindre un taux de transfert supérieur de 30 % par rapport à un algorithme traditionnel reposant sur des règles. De plus, des recherches récentes, mentionnées dans [21], se concentrent sur la résolution des problèmes liés aux modèles prédictifs de perte de chemin dans les réseaux LTE, en tenant compte de la propagation simultanée des signaux provenant de plusieurs émetteurs.

Les modèles de réseaux neuronaux à fonction de base radiale (RBFNN) et les réseaux neuronaux multicouches avec perception (MLPNN) sont utilisés pour ces études. Il a été constaté que le RBFNN offre une meilleure précision, affichant des erreurs quadratiques moyennes (RMSE) inférieures à celles du MLPNN [22]. Grâce à l'optimisation du RBF, il devient possible de prédire les besoins des utilisateurs et de redistribuer les ressources en fonction des prévisions anticipées [19]. Les résultats expérimentaux montrent que l'approche GSO-INC-RBFDMM se distingue par des performances supérieures en termes de taux d'acceptation, de coût du réseau, de pression sur la liaison et de revenu moyen par rapport aux algorithmes traditionnels [23].

L'article de Abualigah L [20] propose l'utilisation de la fonction de base radiale (RBF) afin d'améliorer l'algorithme d'optimisation par essaims particulaires et l'attribution des ressources (RAN), afin de développer des réseaux neuronaux basés sur la RBF. Cette technique optimise les paramètres du RBF, notamment la position centrale, la largeur et les poids, en utilisant l'algorithme PSO. Les simulations montrent que cette méthode innovante offre une meilleure capacité d'approximation, un gain de temps et une précision supérieure par rapport aux méthodes traditionnelles. Enfin, l'article de Kumaresan SP [24] suggère un modèle de distribution des ressources utilisant une technique d'apprentissage automatique, en particulier la fonction de base radiale, pour l'attribution des blocs de ressources via la portée de cette fonction de base radiale appliquée à la machine à vecteur de support.

- **Problématique et contribution**

Dans le but de répondre à l'augmentation de la demande des utilisateurs tout en tirant parti des services récents, améliorer les performances des réseaux mobiles à cellules reste un défi pour les opérateurs. Cette thèse, dans le cadre de notre recherche, explore la question de l'attribution des ressources dans les réseaux 5G de nouvelle génération à travers l'approche NOMA. Nous suggérons également des approches innovantes pour gérer ces ressources et maintenir un haut niveau de qualité de service. En effet, la position des utilisateurs affecte directement les conditions du canal, et les pertes de trajet entraînent une efficacité spectrale variable, créant ainsi des interférences et réduisant le rapport signal sur bruit (SINR). Cette situation génère des inégalités en matière de débit et d'équité entre les utilisateurs.

De plus, il est difficile d'assurer une qualité de service optimale lorsque les utilisateurs sont dans des situations critiques. Avec l'émergence des technologies 5G, les méthodes de gestion efficace des ressources spectrales deviennent primordiales. Les objectifs clés des systèmes 5G sont de fournir un débit cellulaire élevé tout en réduisant la latence [25].

La problématique centrale réside donc dans la manière de conjuguer ces deux objectifs à travers l'implémentation d'algorithmes d'optimisation. Dans un premier temps, une approche comparative est analysée, accompagnée de la conception d'un nouvel algorithme à appliquer dans une cellule macro où les utilisateurs sont répartis uniformément, avec diverses positions et contraintes liées à l'état du canal, afin d'attribuer les ressources de façon optimale pour associer les utilisateurs. Ensuite, le nouvel algorithme développé, en lien avec les réseaux de neurones, est mis en œuvre pour éviter le gaspillage des ressources.

Voici un résumé des contributions apportées :

- ✓ Formulation d'un problème d'optimisation concernant la distribution des ressources entre plusieurs utilisateurs bénéficiant de différents services, dans un contexte de mobilité et sous des conditions de canal spécifiques dans la cellule.

- ✓ Proposition d'une technique d'attribution des ressources utilisant l'algorithme d'optimisation Archimède (AOA), un algorithme intelligent permettant une répartition optimale du débit.
- ✓ Démonstration que les problèmes d'allocation de ressources sont globalement optimaux, distincts et réalisables. L'efficacité de l'algorithme AOA a été confirmée par rapport à d'autres algorithmes évolutionnaires intelligents tels que DE, GA, PSO et DPSO.
- ✓ Utilisation des réseaux neuronaux artificiels (ANN) pour planifier les liaisons descendantes dans les réseaux 5G. Les résultats générés par l'algorithme AOA sont utilisés par des réseaux neuronaux (RBFNN) pour prédire les besoins des utilisateurs et optimiser l'allocation des ressources, tout en minimisant le gaspillage.

- **Organisation du manuscrit**

Dans cette section, nous présentons l'organisation de la thèse, chaque chapitre étant rédigé indépendamment et comportant une introduction distincte. Nous détaillerons la problématique que nous cherchons à résoudre et mettrons en lumière nos contributions par rapport aux avancées récentes dans le domaine. La thèse est structurée en quatre chapitres, chacun décrivant une phase spécifique de notre recherche :

Le premier chapitre est consacré aux technologies de communication mobile, ainsi qu'aux concepts de base des communications sans fil, que nous avons utilisés tout au long de cette étude. Ce chapitre présente également les caractéristiques des canaux de propagation, qui influencent directement l'allocation des ressources, avant de conclure sur l'introduction des différentes stratégies d'allocation des ressources ont été présentés.

Le deuxième chapitre traite des différentes approches d'allocation des ressources fondées sur l'intelligence artificielle, ainsi que des algorithmes évolutionnaires intelligents utilisés dans ce cadre.

Dans le troisième chapitre, nous exposons divers algorithmes permettant une distribution optimale des ressources et l'amélioration de la qualité de service. Les

résultats de ce chapitre ont été publiés dans : *2023 International Conference on Electrical Engineering and Advanced Technology (ICEEAT)*.

Le quatrième et dernier chapitre est consacré aux simulations et aux résultats obtenus à partir d'un nouvel algorithme d'optimisation évolutionnaire intelligent, l'algorithme Archimède (AOA), pour allouer les ressources et l'amélioration du débit. Nous comparons les performances de l'algorithme AOA à celles d'autres algorithmes d'optimisation. Les résultats sont ensuite analysés à l'aide d'un réseau neuronal appelé RBFNN, qui permet d'améliorer le débit alloué aux utilisateurs et de prédire leurs positions.

Nous concluons la thèse en présentant un récapitulatif des résultats obtenus. À la fin de cette thèse, une bibliographie complète est également fournie.

1 Technologies des réseaux cellulaires mobiles et stratégies d'allocation des ressources

Introduction

Les réseaux mobiles ont connu une croissance continue et une évolution significative, passant par plusieurs générations (1G à 5G), et la 6G est même en cours de développement. Ces réseaux offrent un débit toujours plus élevé, une bande passante de plus en plus réduite et un nombre d'utilisateurs en constante augmentation. Les réseaux mobiles de cinquième génération (5G) ont été développés pour satisfaire les besoins croissants des services de communication, avec un grand nombre de dispositifs connectés, une latence réduite, une couverture radio étendue, et une meilleure efficacité spectrale et énergétique. Ces objectifs peuvent être atteints en combinant différentes technologies 5G, telles que la technique d'accès non orthogonal (NOMA), qui permet d'augmenter les possibilités d'accès pour les utilisateurs, même lorsque les ressources en fréquence sont limitées, offrant ainsi la possibilité à plusieurs utilisateurs d'accéder simultanément aux mêmes ressources.

La gestion efficace des ressources dans les réseaux mobiles à cellules constitue toujours un enjeu crucial, influençant de manière significative des paramètres de qualité de service (QoS) tels que le débit et la latence entre les utilisateurs. Lors de la transmission via liaison radio, plusieurs obstacles surgissent dans l'allocation des ressources radio, notamment les interférences, les trajets multiples, etc., phénomènes influencés par les difficultés environnementales.

Ce chapitre débute par une étude de l'évolution des réseaux mobiles, en mettant l'accent sur la 5G, ses architectures, son spectre de fréquence, ses cas d'utilisation et les contraintes qu'elle impose. Nous détaillerons ensuite le concept des réseaux cellulaires et les spécificités des canaux de propagation. Enfin, nous nous concentrerons sur l'objectif d'allocation des ressources radio et les différentes contraintes associées. En conclusion, Ce chapitre met en évidence les aspects essentiels à considérer pour les travaux futurs.

1.1 Technologie radio mobile

1.1.1 La 5G, la révolution des réseaux mobiles

La technologie de la téléphonie mobile a fait d'importants progrès au cours des dix dernières années. En effet, la qualité des signaux a évolué de manière importante, passant de la 1G à la 5G. L'objectif de la 5G, également appelée IMT-2020

(International Mobile Telecommunications), est de permettre la création d'interfaces radio de haute qualité. La 5G a été déployée entre 2018 et 2020, offrant une vitesse de connexion atteignant 5 Go/s et un débit théorique pouvant aller jusqu'à 20 Gbit/s sur une bande de fréquence de 28 GHz [83]. Les réseaux 5G se distinguent par une latence de 1 ms, tandis que les générations précédentes ont des latences de 50 ms. Cette réduction de la latence est cruciale, car elle permet des communications quasi instantanées.

1.1.2 Architecture réseau 5G

L'objectif principal des réseaux mobiles antérieurs était de fournir des services de données mobiles rapides et fiables aux utilisateurs. La 5G a élargi cette mission en offrant une gamme plus vaste de services sans fil, soutenue par une architecture plus intelligente et des réseaux d'accès sans fil (RAN) qui ne sont plus limités par la proximité de la station de base. Cette évolution s'accompagne d'une croissance significative du nombre d'utilisateurs (appareils connectés) et d'une bande passante de plus en plus disponible. L'architecture de la 5G est distincte [26], marquant une différence majeure avec les réseaux 1G à 4G, notamment par la séparation entre l'infrastructure et les services réseau.

Dans la 5G, l'infrastructure réseau comprend plusieurs éléments clés, tels que les antennes, les relais, le réseau d'accès radio (RAN), les nœuds d'accès alimentant le RAN, le réseau de base et les centres de données qui offrent des services cloud aux utilisateurs (UE). L'infrastructure physique n'est pas nécessairement utilisée par un seul opérateur, car ces ressources, qu'il s'agisse de données, de stockage ou de connectivité, sont considérées comme des ressources virtuelles et logiques, pouvant être exploitées en fonction des besoins spécifiques dans l'architecture 5G [84].

1.1.3 Spectre 5G

Les opérateurs rencontrent un défi majeur avec le déploiement du réseau 5G. D'une part, il est crucial que la 5G puisse offrir des débits mobiles plus élevés et des latences plus faibles, ce qui ouvrirait la voie à de nouvelles applications intelligentes. D'autre part, cela exige que les opérateurs disposent d'une large gamme de spectres pour rendre ces services possibles. À l'échelle mondiale, les opérateurs de téléphonie mobile devront probablement combiner des spectres à bandes basses, moyennes et hautes pour

fournir l'expérience 5G attendue par les utilisateurs, comme le montre la figure 1-1 représentant le spectre de la 5G [84] . La bande basse, inférieure à 1 GHz, offre une couverture étendue. La bande médiane, entre 1 GHz et 6 GHz, est idéale pour la 5G car elle permet de transporter de grandes quantités de données tout en couvrant de longues distances. Enfin, la bande haute, au-delà de 6 GHz, permet des vitesses extrêmement rapides, mais sur des distances plus courtes [85] [88].

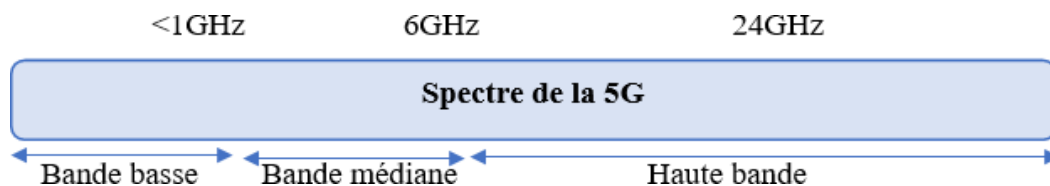


Figure 1- 1 Spectre de la 5G.

1.1.4 Cas d'usage et contrainte de la 5G

La technologie 5G ne représente pas seulement une avancée, mais elle ouvre également la voie à une gamme étendue d'applications et de services destinés à répondre aux besoins diversifiés des utilisateurs. Selon le 3GPP [27], La 5G repose sur trois services essentiels définis selon les besoins du réseau : eMBB pour le haut débit, mMTC pour la connectivité massive entre machines, et uRLLC pour des communications ultra-fiables à faible latence. La figure 1-2 illustre ces différentes formes de communication.

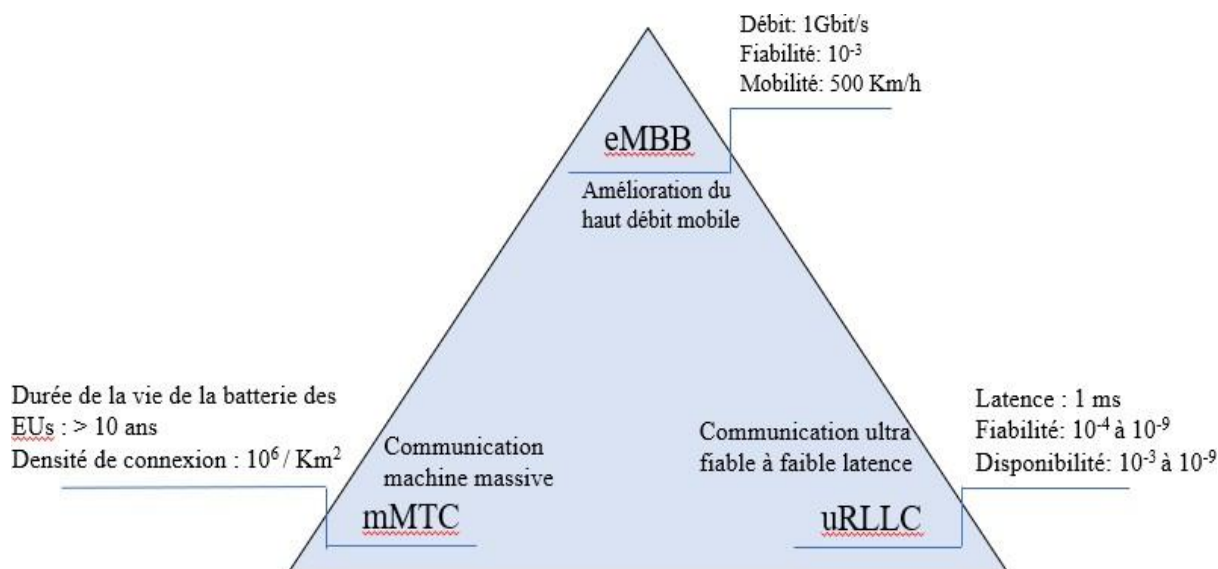


Figure 1- 2 Différentes catégories d'usage de la 5G.

- **Communication ultra haut débit (eMBB)**

L'objectif principal de l'eMBB est d'optimiser la qualité d'expérience des utilisateurs (QOE), qui constitue la base des scénarios commerciaux actuels du haut débit mobile. Ce type de communication vise à garantir une distance idéale à courte portée. Il doit permettre un débit maximal de 100 Mb/s à 20 Gb/s, soit de 10 à 20 fois plus rapide que la 4G. Cette augmentation des débits entraînera une croissance significative du trafic Internet. L'eMBB est donc prioritaire lors de la première phase de standardisation de la 5G, afin d'améliorer l'expérience des utilisateurs.

- **Communication massive entre machines (mMTC)**

L'objectif de cette catégorie est de supporter l'Internet des objets (IoT) à grande échelle, facilitant la couverture radio entre les objets et les utilisateurs. Ses caractéristiques incluent un faible coût, une faible consommation d'énergie, des paquets de données courts et un grand nombre de connexions simultanées [28]. Ce type de communication est particulièrement adapté à des applications telles que l'agriculture, la gestion environnementale, les compteurs intelligents, les villes intelligentes, la logistique, etc.

- **Communication ultra fiable à très faible latence (uRLLC)**

L'objectif principal de l'uRLLC est d'améliorer la qualité de vie des utilisateurs en répondant aux exigences strictes en matière de latence et de fiabilité. Ce scénario sera essentiel dans les applications futures qui nécessitent des communications fiables et à haute performance, notamment dans les domaines de la santé (télémédecine) et des transports (véhicules connectés) [29].

1.2 Base sur les communications sans-fil

1.2.1 Le concept cellulaire

Un réseau de téléphonie mobile est constitué de cellules géométriques, une configuration qui permet de maximiser la couverture de l'espace tout en minimisant le nombre de stations de base et les interférences entre les cellules [30,31]. Pour garantir une couverture optimale, il est essentiel de disposer ces cellules de manière stratégique, les plaçant de manière adjacente. Les échanges de données entre les cellules sont assurés par des stations de base (Base Station BS) situées au centre de chaque cellule. Pour éviter les interférences intercellulaires, le réseau utilise les mêmes bandes de

fréquence dans toutes les cellules, mais à des distances spécifiques afin de préserver la qualité de la communication. la figure 1.3 représente les différents concept cellulaire des communications sans fil [30].

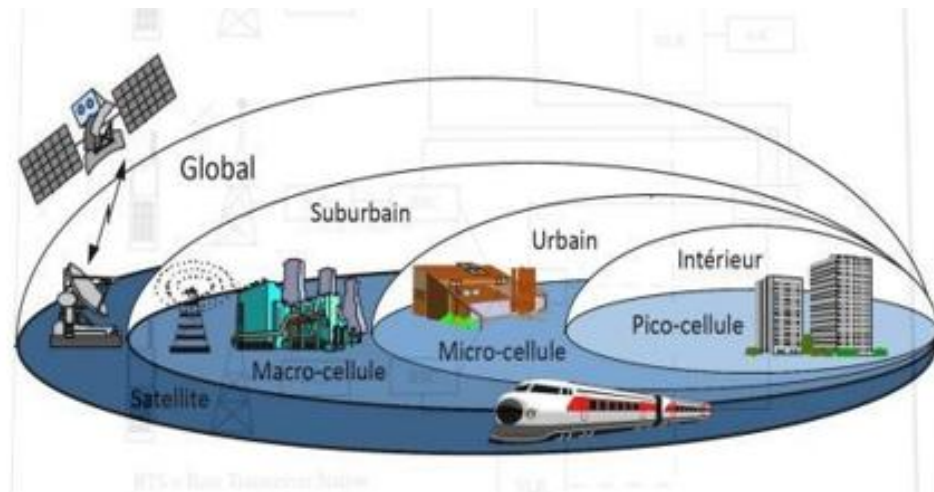


Figure 1- 3 Concept cellulaire des communications sans fil.

Les cellules dans un réseau mobile sont classées selon leurs rayons de couverture, qui dépendent du type d'utilisation des opérateurs et de la puissance d'émission de la station de base [86] :

- **Les cellules macro** : Ce sont des cellules de grande taille dont la portée varie de quelques centaines de mètres à plusieurs kilomètres. Elles assurent la couverture principale du réseau mobile.
- **Les cellules micro** : De taille plus petite, ces cellules couvrent une portée de quelques dizaines à une centaine de mètres. Elles sont utilisées pour compléter la couverture des cellules macro, notamment dans les zones denses ou mal couvertes.
- **Les cellules pico** : Ces cellules ont un objectif similaire à celui des cellules micro, mais elles sont généralement utilisées pour couvrir des zones spécifiques comme des espaces intérieurs étendus ou des zones à forte demande en capacité, telles que des bâtiments ou des lieux très fréquentés.

1.2.2 Les composants d'un réseau cellulaire

- **Station de base**

Les stations de base (BS) sont des dispositifs de réception radio utilisés pour couvrir une cellule, dont la portée varie de quelques centaines de mètres à plusieurs dizaines

de kilomètres. Elles assurent la transmission et la réception des signaux en suivant un protocole spécifique à chaque génération de réseau. Ces stations intègrent des algorithmes d'allocation des ressources afin d'assurer une communication radio optimale et le bon fonctionnement du réseau.

- **Types et caractéristiques d'Antenne**

Il existe plusieurs types d'antennes utilisées pour établir une connexion entre la station de base et l'utilisateur :

- **Antennes omnidirectionnelles** : Ces antennes émettent une puissance radio constante dans toutes les directions perpendiculaires à un axe donné. Elles offrent un diagramme de rayonnement horizontal à 360° et sont utilisées lorsque la couverture est requise au niveau de toutes les directions horizontales. Cependant, l'utilisation de plusieurs antennes omnidirectionnelles génère de nombreux faisceaux, entraînant une consommation d'énergie dans des directions inutiles. Ces faisceaux peuvent aussi provoquer des interférences co-canal, perturbant ainsi le signal.
- **Antennes directionnelles** : Les faisceaux des antennes directionnelles sont beaucoup plus étroits, ce qui entraîne un gain plus élevé et permet une couverture plus étendue. Ces antennes déplacent l'énergie dans une direction spécifique, permettant ainsi de couvrir de longues distances.

En plus des types d'antennes, chaque antenne possède diverses caractéristiques techniques :

- **Bande passante** : Cela correspond à la plage de fréquences à laquelle l'antenne est optimisée pour fonctionner.
- **Gain** : Le gain est un indicateur clé, mesurant la quantité d'énergie que l'antenne ajoute à un signal.
- **Directivité** : La directivité représente le rapport entre l'intensité du rayonnement et la puissance par rapport à l'angle solide que l'antenne couvre.
- **Polarisation** : Il s'agit de la manière dont le champ électrique de l'onde électromagnétique est orienté, soit pour émettre, soit pour recevoir, à travers le lobe principal de l'antenne[88].

- **Structure le Drone**

Les drones sont des appareils aériens sans pilote qui utilisent des technologies de transmission sans fil, notamment la connectivité cellulaire, pour communiquer avec leur opérateur au sol. Pour garantir leur bon fonctionnement, il est crucial d'établir une connexion de données fiable pour le contrôle et la commande entre l'opérateur et le drone en vol [32].

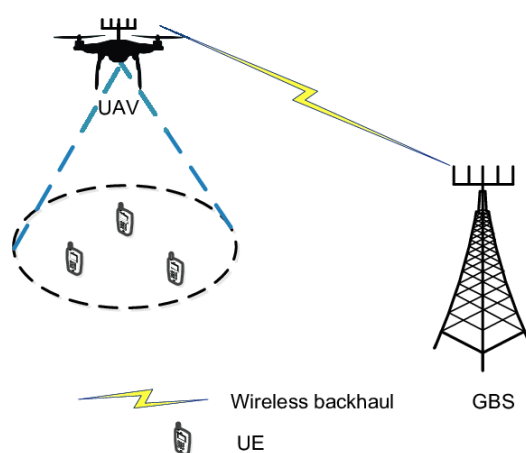


Figure 1- 4 Infrastructure cellulaire 5G assistée par drones.

1.2.3 La réutilisation unitaire des fréquences

Plusieurs techniques sont utilisées par les planificateurs de réseaux mobiles pour gérer l'attribution du spectre entre les différentes cellules, ces méthodes variant en fonction des stratégies adoptées par chaque opérateur. Afin de pallier la pénurie de fréquences et d'assurer une utilisation optimale du spectre, l'une des méthodes les plus simples est la réutilisation de fréquence unique (frequency reuse one ou Reuse 1). Dans ce modèle, la bande passante disponible est réutilisée à travers plusieurs cellules : lors du déploiement du réseau, chaque station de base (BS) se voit attribuer l'intégralité de la bande passante, ce qui signifie qu'elles peuvent émettre sur la même portion du spectre [88]. Le déploiement en liaison descendante de cette méthode est illustré dans la figure 1-5.

Ainsi, la bande passante est partagée entre trois cellules, avec un niveau de puissance d'émission similaire pour chaque sous-porteuse. De plus, toutes les cellules attribuées aux utilisateurs ont accès à l'ensemble du spectre. Toutefois, cette méthode peut entraîner une augmentation significative des interférences intercellulaires, ce qui peut

affecter la qualité du service pour les utilisateurs. En pratique, le signal reçu sera notablement atténué, en particulier pour les appareils mobiles situés à la périphérie de la cellule [33].

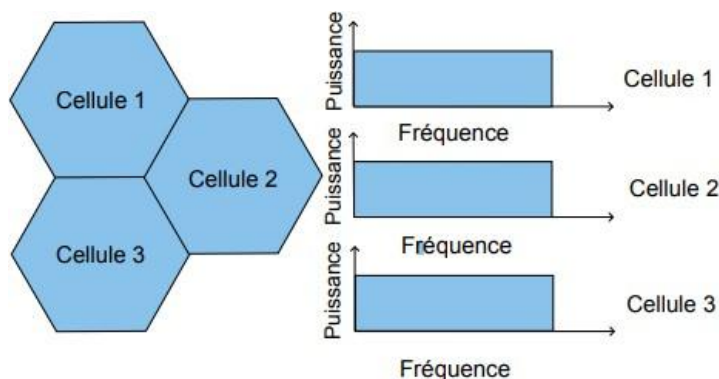


Figure 1- 5 Approche Reuse 1.

1.2.4 Les caractéristiques des canaux de propagation

Le canal de propagation joue un rôle essentiel dans la transmission des systèmes de communication radio, car ses propriétés dépendent à la fois de la fréquence utilisée et de l'environnement, impactant directement les performances du système. Cependant, la nature aléatoire de l'environnement rend l'estimation précise des conditions de propagation particulièrement complexe.

Pour mener des simulations système pertinentes, il est indispensable de concevoir des modèles capables de représenter le comportement du canal de propagation avec un maximum de réalisme. La conception de ces modèles repose sur la création de phénomènes de propagation qui représentent de manière réaliste l'environnement dans lequel le système évolue [34].

1.2.4.1 Les phénomènes de propagation

Lors de la transmission du, plusieurs phénomènes de propagation, tels que la réflexion, la diffraction, la transmission et la diffusion, sont souvent observés. L'apparition de ces phénomènes dépend des conditions environnementales et de la longueur d'onde (λ). Par exemple, lorsque les obstacles sont de petite taille, l'onde sera réfléchi et transmise selon la loi de Snell-Descartes.

En revanche, la diffraction se produit lorsque l'obstacle est de taille égale ou inférieure à λ .

Les communications sans fil reposent sur la transmission de signaux par ondes électromagnétiques, nécessitant à chaque fois des ressources physiques dédiées sur l'interface radio. Le système commence par établir le canal, puis utilise un mécanisme d'allocation des ressources pour répartir ces ressources entre les différents utilisateurs. La performance du réseau dépend largement de la qualité du canal. Cependant, dans la réalité, plusieurs facteurs compliquent la répartition des ressources entre l'émetteur et le récepteur, tels que la perte de propagation (path loss), l'effet de masque (shadowing), l'évanouissement multitrajet (multipath fading), les variations rapides et lentes de l'évanouissement, la mobilité des utilisateurs et les interférences.

- **Perte de propagation (path loss)**

L'efficacité de la propagation est fortement influencée par plusieurs facteurs, notamment la distance de référence $d_0=1\text{km}$, qui correspond à la distance entre un appareil mobile et une station de base, ainsi que par la fréquence et la hauteur de la station de base et de l'appareil mobile [89].

La perte de propagation fait référence à l'affaiblissement moyen de la puissance qu'un signal subit lorsqu'il se déplace entre l'émetteur et le récepteur. La formule qui exprime la perte de propagation est un rapport entre la puissance émise et la puissance reçue, et elle est souvent exprimée sous forme logarithmique pour faciliter les calculs dans les systèmes de communication. Elle peut être représentée par l'expression suivante :

$$PL(f, d) = 20 \log \left(\frac{4\pi f d}{c} \right) - G_T(f) - G_R(f) \quad (1.1)$$

L'indice G_R et G_T font référence au gain de l'antenne à la réception et à l'émission, respectivement. c représente la vitesse de la lumière, f la fréquence du signal, et d la distance entre l'émetteur et le récepteur.

- **L'effet du masque (shadowing)**

L'impact du phénomène de shadowing dépend du mouvement du récepteur et se produit lorsque l'onde traverse des obstacles. Ces obstacles peuvent soit réduire la puissance du signal, soit altérer ses caractéristiques. Le shadowing suit une distribution log-normale, et les variations aléatoires de l'amplitude du signal sont modélisées par une distribution gaussienne avec une moyenne nulle et un écart-type σ . Les secteurs d'une même cellule sectorielle, situés sur le même site de station de base, utilisent des valeurs similaires pour l'écart-type.

- **L'évanouissement multitrajet (multipath fading)**

L'exploitation des canaux à évanouissement multitrajet permet de maintenir une couverture radio continue, facilitant ainsi la communication entre l'émetteur et le récepteur même lorsque le signal direct est obscurci. Il est fréquent que le signal reçu résulte de la combinaison de plusieurs trajets distincts. Parmi ces canaux de propagation, on retrouve des modèles tels que les canaux gaussiens, Rice, Rayleigh, et d'autres encore.

- **Évanouissement rapide et évanouissement lent**

Lorsqu'un évanouissement rapide se produit, le canal de propagation devient sélectif en temps, ce qui entraîne des variations notables de la réponse impulsionnelle pendant la durée d'un symbole [86]. Si la durée du symbole émis T_s est inférieure au temps de cohérence du signal T_c et si la largeur de bande occupée par le signal B_s est inférieure au décalage Doppler, les effets d'évanouissement rapide se manifestent.

En revanche, lors d'un évanouissement lent, la réponse impulsionnelle reste stable sur plusieurs symboles, ce qui signifie qu'elle n'est pas sélective en temps. Dans ce cas, si la durée du symbole émis (T_s) est supérieure au temps de cohérence du signal (T_c) et si la largeur de bande occupée par le signal (B_s) dépasse le décalage Doppler, l'évanouissement lent se produit.

1.2.4.2 Paramètre du canal

- **Réponse impulsionnelle**

Le signal $r(t)$ obtenu est une superposition de plusieurs retardées et atténuées du signal émis $e(t)$, représentée par l'expression suivante :

$$r(t) = \sum_{l=1}^L \alpha_l(t) e(t - \tau_l) \quad (1.2)$$

Où L représente le nombre de trajets multiples, $\alpha_l(t)$ représente l'amplitude complexe associée au deuxième trajet, et τ_l son retard.

On peut représenter le canal de propagation par un filtre linéaire dont le nombre de coefficients correspond au nombre de trajets multiples L , ce qui entraîne des variations aléatoires de ses caractéristiques à la fois dans le temps et dans l'espace. Ce canal peut être décrit par sa réponse impulsionnelle $h(t, \tau)$, qui est définie par :

$$h(t, \tau) = \sum_{l=1}^L \alpha_l(t) \delta(\tau - \tau_l) \quad (1.3)$$

- **Facteur K**

Le signal reçu à un instant t_i peut être représenté comme une somme vectorielle de deux composantes : une partie principale provenant du trajet direct (Line of Sight, LOS) et une autre partie aléatoire résultant des trajets multiples. Le canal LOS est caractérisé par le facteur K , qui est utilisé dans la loi de Rice, définie par les paramètres s et σ , comme suit :

$$KF = \frac{s^2}{2\sigma^2} \quad (1.4)$$

- **Étalement du retard**

Un des effets de la propagation par trajet multiple est la dispersion temporelle du signal émis. Il est crucial de comprendre cette dispersion pour prévenir les problèmes d'interférence entre les symboles dans les systèmes de communication. La caractérisation de cette dispersion repose sur l'étalement des retards (Delay Spread, DS), qui correspond à l'écart-type du moment d'ordre 2 du profil de puissance, exprimé par :

$$DS = \sqrt{\frac{\sum_{l=1}^L [\alpha]^2 (\tau_l - \tau_1)}{\sum_{l=1}^L [\alpha]^2}} - \bar{\tau}^2 \quad (1.5)$$

La dispersion $(\tau_l - \tau_1)$ indique le retard relatif du deuxième trajet par rapport au premier trajet détecté par le récepteur, tandis que $\bar{\tau}$ correspond au retard relatif moyen.

1.2.5 Sans fil et mobilité

En communication réseau, la mobilité se définit comme la capacité d'accéder aux services du réseau quel que soit l'endroit ou le moment. Cela nécessite, d'une part, des dispositifs pour localiser l'utilisateur et, d'autre part, l'assurance de la continuité des communications pendant le processus de transfert.

Le transfert (ou handover) est un processus crucial dans les communications cellulaires, permettant à une station mobile de changer de cellule sans interrompre son service. Il existe plusieurs raisons pour lesquelles le handover est mis en place, telles que :

- Faciliter le déplacement des utilisateurs pendant un appel.
- Permettre aux utilisateurs de se déplacer tout en restant en conversation.
- Maintenir la communication sans perturber la connexion entre le mobile et le réseau.
- Équilibrer le trafic entre les cellules.
- Garantir un niveau de qualité satisfaisant pour l'utilisateur, même en présence d'interférences.
- Améliorer l'efficacité de l'utilisation des ressources radio.
- Réduire la consommation d'énergie des appareils mobiles. [35]

1.3 Stratégies de l'allocation des ressources

1.3.1 Objectif de l'allocation des ressources

Les réseaux mobiles de téléphonie évoluent constamment pour répondre aux besoins changeants des utilisateurs, aux exigences des opérateurs et aux contraintes environnementales. L'importance de l'allocation des ressources a considérablement augmenté, notamment en raison de la nécessité de maximiser l'utilisation du réseau en répartissant efficacement les ressources entre les utilisateurs.

L'objectif de l'allocation des ressources est de satisfaire les besoins des utilisateurs tout en garantissant une répartition équitable des ressources. Pour offrir une qualité de service optimale, les opérateurs doivent se concentrer sur trois critères essentiels : l'optimisation du débit, l'amélioration de l'équité entre les utilisateurs, et la réduction des délais de transmission.

1.3.2 L'allocation dans les réseaux de nouvelle génération

L'une des principales motivations derrière les recherches actuelles sur la 5G est la nécessité d'augmenter continuellement la vitesse de transmission des réseaux de communication cellulaires. Les ingénieurs travaillent activement sur les technologies qui seront mises en œuvre pour atteindre ces objectifs.

Afin d'optimiser les ressources radio pour la prochaine génération de réseaux, une approche clé consiste à gérer efficacement ces ressources. Les prestataires de services mobiles doivent être capables de partager et d'optimiser les ressources du réseau en utilisant des techniques d'accès multiple. Bien que l'OFDMA (Orthogonal Frequency Division Multiple Access) présente de nombreux avantages [3], la réutilisation de fréquences à l'intérieur d'une même cellule limite néanmoins le débit global de la cellule.

1.3.2.1 Le principe de NOMA

La technique NOMA (Non-Orthogonal Multiple Access) repose sur un concept de multiplexage récent, permettant de partager simultanément plusieurs sous-porteuses au sein d'une même cellule. Cette technologie a été proposée pour les réseaux 5G [36], dans le but de garantir un accès plus équitable aux ressources spectrales et aux antennes disponibles. Elle promet également d'améliorer de manière significative l'efficacité spectrale et énergétique par rapport à la norme 4G (LTE). Dans ce cadre, différents utilisateurs sont connectés à l'émetteur selon un principe de superposition de puissance, tandis que les signaux sont séparés dans le récepteur grâce à des techniques d'annulation d'interférences, telles que l'annulation successive d'interférences (SIC)[89].

- NOMA en liaison montante

Dans le système NOMA en liaison montante, deux utilisateurs partagent la même bande passante w , l'un étant situé au centre de la cellule (UE1) et l'autre à la périphérie de la cellule (UE2). La figure 1-6 illustre ce scénario de NOMA en liaison montante. La station de base reçoit un signal superposé composé des deux signaux provenant des utilisateurs x_1 et x_2 .

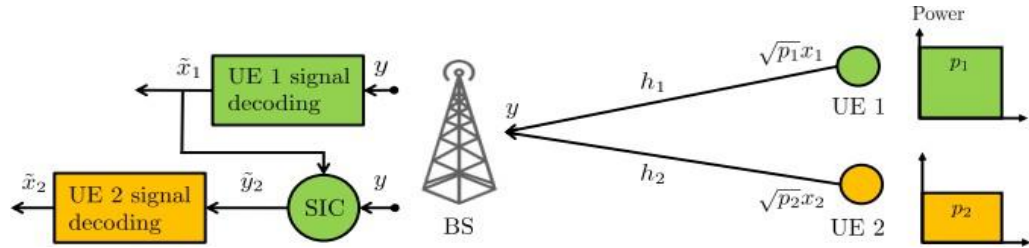


Figure 1- 6 NOMA en liaison montante.

Le signal reçu par la station de base est défini comme suit :

$$y = h_1\sqrt{p_1}x_1 + h_2\sqrt{p_2}x_2 + n \quad (1.6)$$

Ou n c'est le bruit, x_1 est initialement décodé en prenant en compte x_2 comme bruit. En supposant que le signal x_1 de l'utilisateur 1 a été correctement décodé, on le déduit alors du signal reçu y , puis on détecte directement le signal x_2 . p_1 et p_2 c'est les puissances des UE1 et UE2 respectivement.

En raison de la présence d'interférences supplémentaires et d'une atténuation moins marquée pour l'utilisateur 2, ce dernier se voit attribuer une puissance plus élevée afin d'améliorer son SINR et d'assurer un débit plus élevé par rapport à l'utilisateur 1 (UE1). Le débit de chaque utilisateur UE1 et UE2 est indiqué de la manière suivante :

$$R_1 = \log_2 \left(1 + \frac{p_1|h_1|^2}{N_0} \right) \quad (1.7)$$

$$R_2 = \log_2 \left(1 + \frac{p_2|h_2|^2}{p_1|h_2|^2 + N_0} \right) \quad (1.8)$$

- **NOMA en liaison descendante**

Le signal combiné, constitué de la superposition des signaux de plusieurs utilisateurs avec des coefficients de puissance distincts, est envoyé par la station de base (BS). Une fois le signal arrivé au récepteur de chaque utilisateur, le processus d'annulation d'interférence successive (SIC) est utilisé jusqu'à ce que le signal propre à l'utilisateur soit extrait. La figure 1-7 illustre ce scénario de NOMA en liaison descendante.

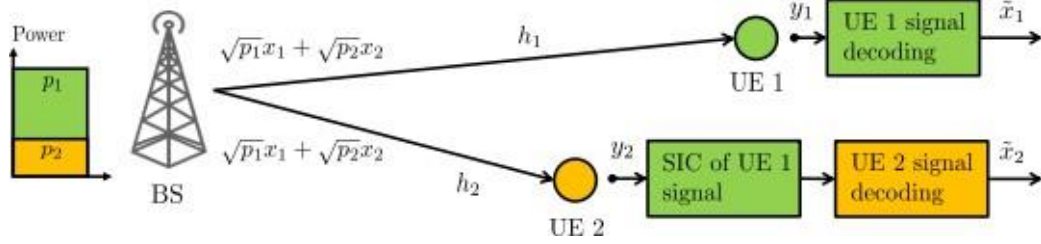


Figure 1- 7 NOMA en liaison descendante

Le signal transmis par la BS est défini par la formule suivante :

$$S_n = \sum_{i=1}^{k_n} \sqrt{p_{i,n}} x_{i,n} \quad (1.9)$$

Dans ce contexte, $x_{i,n}$ représente le signal modulé envoyé à l'utilisateur i sur la sous-porteuse n , tandis que, $p_{i,n}$ désigne la puissance assignée à cet utilisateur sur cette même sous-porteuse. Par ailleurs k_n correspond au nombre total d'utilisateurs partageant la sous-porteuse n . D'après [37], la puissance attribuée à chaque utilisateur dépend également des puissances allouées aux autres utilisateurs présents sur la même sous-porteuse n [89].

$$P_n = \sum_{i=1}^{k_n} p_{i,n} \quad (1.10)$$

L'ensemble de la puissance transmise par la station de base P_{tot} est donnée comme suit :

$$P_{tot} = \sum_{n=1}^N p_n \quad (1.11)$$

Le signal résultant de la superposition des transmissions des k_n utilisateurs, à travers le canal de transmission sur la $n^{\text{ème}}$ sous-porteuse, est donné par la relation suivante :

$$y_{i,n} = h_{i,n} \sum_{j=1}^{k_n} \sqrt{p_{j,n}} x_{j,n} + w_{i,n} = h_{i,n} \sqrt{p_{i,n}} x_{i,n} + h_{i,n} \sum_{j=1, j \neq i}^{k_n} \sqrt{p_{j,n}} x_{j,n} + w_{i,n} \quad (1.12)$$

L'utilisateur j , qui est différent de l'utilisateur i , se trouve dans la même sous-porteuse. Entre la station de base et l'utilisateur i , le canal à évanouissement Rayleigh est représenté par le gain $h_{i,n}$, tandis que le bruit additif et les interférences, de densité spectrale N_0 , sont notés $w_{i,n}$.

Dans la $n^{\text{ème}}$ sous porteuse, l'ordre de décodage optimal de SIC est celui des puissances décroissantes des canaux des utilisateurs, tels que $\varphi_{1,n} \geq \varphi_{2,n} \geq \dots \geq \varphi_{i,n}$. Le SINR ($Y_{i,n}$) du $i^{\text{ème}}$ utilisateur dans la $n^{\text{ème}}$ sous-porteuse, dans le cas d'un SIC parfait, s'écrit de la manière suivante [38] :

$$Y_{i,n} = \frac{p_{i,n} |h_{i,n}|^2}{\sum_{j=1, j \neq i}^{k_n} p_{j,n} |h_{i,n}|^2 + N_0} \quad (1.12)$$

On peut représenter le débit de données réalisables du $i^{\text{ème}}$ utilisateur dans la $n^{\text{ème}}$ sous-porteuse grâce à la formule de Shannon de la manière suivante :

$$r_{i,n} = B \log_2(1 + Y_{i,n}) \quad (1.14)$$

La valeur totale du débit dans la $n^{\text{ème}}$ sous-porteuse est exprimée par :

$$R_n = \sum_{i=1}^{k_n} r_{i,n} \quad (1.15)$$

1.3.2.2 Avantage et inconvénients de NOMA

- **Avantages :**

- Une efficacité spectrale accrue, entraînant ainsi une augmentation du débit.
- Une diminution de la latence de transmission, ce qui améliore l'équité.
- La prise en charge d'une connectivité étendue, idéale pour les milliards d'appareils intelligents en circulation.

- **Inconvénients :**

- Les erreurs d'annulation (SIC) se propagent, ce qui signifie qu'un décodage incorrect peut entraîner la transmission d'un message erroné.
- L'implémentation du SIC pour chaque utilisateur augmente la complexité du récepteur, ce qui allonge la durée de traitement. De plus, cela entraîne une consommation d'énergie significative.

1.3.2.3 Codage de superposition

Elle permet à un émetteur de transmettre simultanément les données de plusieurs utilisateurs. Les signaux envoyés par l'émetteur sont codés pour différents utilisateurs, puis superposés à différents niveaux de puissance, en fonction de la qualité de leur canal.

La gestion des interférences est cruciale pour améliorer la couverture dans les réseaux cellulaires futurs, car ces interférences génèrent des signaux indésirables. On peut distinguer deux types d'interférences : les interférences intracellulaires, qui se produisent à l'intérieur de la même cellule, et les interférences intercellulaires, qui proviennent des signaux se propageant depuis des cellules voisines.

- **Les interférences intracellulaires**

Au sein d'une cellule, les utilisateurs sont confrontés à diverses perturbations internes. Il est important de distinguer les interférences générées par les mobiles de la même cellule dans la direction montante. Les signaux provenant des autres utilisateurs sont perçus comme un bruit indésirable. L'équation suivante illustre les perturbations intracellulaires que ressent un utilisateur dans le sens montant:

$$I_{intra,SB}^{UL} = \sum P_{SB \leftarrow UE} * \beta * N_{j,g} \quad (1.16)$$

La puissance reçue à la station de base est représentée par $P_{SB \leftarrow UE}$, β est le facteur de service g et $N_{j,g}$ correspond au nombre d'utilisateurs qui font appel au service g sur la cellule.

Dans le sens descendant, la station de base peut provoquer des perturbations pour l'utilisateur, entraînant ainsi une perte partielle de l'orthogonalité. Afin de mesurer cette orthogonalité, un critère est défini pour évaluer l'orthogonalité des signaux au niveau du récepteur. L'équation suivante représente les interférences intracellulaires dans le sens descendant :

$$I_{intra,UE}^{DL} = (P_{SB,Total} - P_{SB \rightarrow UE}) * \alpha * L_{SB \leftarrow UE} \quad (1.17)$$

Par exemple, $P_{SB,Total}$ correspond à la puissance totale transmise par la station de base, tandis que $P_{SB \rightarrow UE}$ correspond à la puissance transmise par la station de base à l'utilisateur, $L_{SB \leftarrow UE}$. La perte de propagation entre la SB et l'UE est représentée par α , un facteur d'orthogonalité qui peut varier de 0 (pour les codes orthogonaux complets) à 1 (pour l'absence d'orthogonalité).

- **Interférences intercellulaires**

L'utilisation de la même fréquence dans les cellules adjacentes entraîne des interférences intercellulaires, lesquelles se produisent lorsque le signal de la station de base voisine se mélange avec le signal désiré. En effet, l'utilisateur connecté à une station de base subit des perturbations dues aux transmissions des stations de base voisines [38].

Pour calculer l'impact de ces interférences sur un mobile dans le sens montant, l'équation suivante peut être utilisée :

$$I_{inter,SB}^{UL} = \sum \frac{P_{UE}}{Aff(SB_2, UE_j)} \quad (1.18)$$

Où P_{UE} La puissance émise par un utilisateur connecté à la station SB_2 est représentée par $Aff(SB_2, UE_j)$, qui représente l'affaiblissement du signal entre SB_2 et l'utilisateur d'indice j . On peut utiliser l'équation suivante pour le sens descendant :

$$I_{inter,UE}^{DL} = \sum_{SB=2}^N P_{SB,Total} * \alpha * r_{SB}^{-\gamma} * 10^{\frac{\Delta L_{SB}}{10}} \quad (1.19)$$

Le nombre de stations de base interférentes est N , tandis que $P_{SB, totale}$, représente la puissance totale transmise par les stations de base. La perte de trajet $r_{SB}^{-\gamma}$ correspond à la distance entre la SB interférente et le mobile.

1.3.2.4 Annulation d'interférence successive (SIC)

Le principe du SIC repose sur la priorité donnée au décodage du signal de l'utilisateur situé le plus près de la station de base (BTS), considéré comme le signal dominant. Ensuite, les autres signaux sont traités comme des interférences. Ces interférences sont ensuite recodées et soustraites du signal superposé. Une fois cette opération effectuée, le signal souhaité peut être décodé. Cette méthode permet non seulement d'augmenter la capacité du système, mais aussi d'améliorer ses performances [39].

1.3.3 Solution technologique

En raison des différentes contraintes évoquées précédemment, de nombreux défis technologiques doivent être relevés pour atteindre les performances requises dans diverses situations. Il est crucial de noter que le réseau 5G ne pourra pas satisfaire simultanément tous ces besoins, mais il sera conçu pour s'adapter afin d'offrir des performances évolutives pour chaque type d'application. Attendre une telle flexibilité est extrêmement complexe, d'où l'importance d'intégrer l'intelligence artificielle (IA). La 5G et l'intelligence artificielle seront des éléments clés d'une transformation majeure, Offrant ainsi une réponse adaptée aux besoins des utilisateurs en termes de débit, de latence, et d'efficacité tant spectrale qu'énergétique.

Conclusion

Ce chapitre a porté sur le concept des réseaux cellulaires, les caractéristiques des canaux de propagation, ainsi que les principes essentiels des réseaux 5G. Nous y avons souligné l'importance des objectifs et des stratégies d'allocation des ressources, en mettant en lumière la technologie d'accès multiple non orthogonale (NOMA), élément clé des réseaux de nouvelle génération. Nous avons également analysé les interférences rencontrées par le réseau cellulaire lors de cette allocation.

Pour garantir une meilleure qualité de service et une équité entre les différents utilisateurs, certaines méthodes de répartition des ressources ne sont plus suffisantes pour répondre aux exigences croissantes des réseaux cellulaires et résoudre les

problèmes d'allocation. Grâce à l'utilisation d'algorithmes d'intelligence artificielle (IA), ces défis d'allocation sont devenus un domaine d'intérêt majeur et une technologie stratégique, permettant d'optimiser plusieurs objectifs, tels que le débit, la latence, l'efficacité spectrale et l'efficacité énergétique.

2 Intelligence artificielle et algorithmes évolutionnaires

Introduction

La performance des ressources traditionnelles et des méthodes d'optimisation dans les réseaux sans fil devient de plus en plus limitée, en particulier face à la complexité croissante des scénarios dans ces systèmes. La technologie de l'intelligence artificielle (IA), en particulier l'apprentissage automatique et l'apprentissage profond, joue un rôle clé en permettant l'extraction d'informations précieuses. Ces technologies sont perçues comme des solutions prometteuses pour résoudre des problèmes complexes qui étaient auparavant jugés insolubles, et elles représentent un élément central pour l'avenir des réseaux sans fil.

Dans ce chapitre, nous nous concentrons sur l'application de l'intelligence artificielle (IA) dans le domaine de l'allocation des ressources, particulièrement dans le contexte de la 5G. Nous y exposons plusieurs méthodes liées à ce domaine, en structurant l'approche en deux parties principales. La première partie présente de manière générale ces techniques, leurs définitions, leurs domaines d'application et leurs caractéristiques. La seconde partie se concentre sur les algorithmes évolutionnaires les plus couramment utilisés pour l'optimisation et l'allocation des ressources radio, en détaillant leurs définitions, leurs origines et leurs principes de fonctionnement.

2.1 L'intelligence artificielle (IA)

L'intelligence artificielle (IA) est une discipline scientifique qui cherche à résoudre des problèmes complexes en s'appuyant sur des méthodes logiques ou algorithmiques. L'objectif de l'IA est de simuler le processus cognitif humain à travers des machines, en se basant sur trois compétences fondamentales : l'apprentissage, le raisonnement et l'autocorrection.

L'idée d'intelligence artificielle a été introduite pour la première fois par John McCarthy lors de la conférence universitaire de 1956. À partir de ce moment, les chercheurs ont commencé à se concentrer sur la conception de machines capables de fonctionner de manière similaire aux êtres humains. Le mathématicien Alan Turing a posé la question centrale de l'IA : est-il possible de rendre les machines capables de penser et d'apprendre par elles-mêmes ?

Pour tester cette hypothèse, Alan Turing a développé le célèbre "Test de Turing", une série d'expériences visant à déterminer si une machine peut imiter la pensée humaine de manière suffisamment convaincante. Ce test repose sur une approche pragmatique pour évaluer si les machines peuvent réagir de manière similaire aux êtres humains, en interagissant avec eux de manière indiscernable de la pensée humaine. Le Test de Turing a ainsi été un fondement pour l'exploration de la capacité des machines à penser et à apprendre.

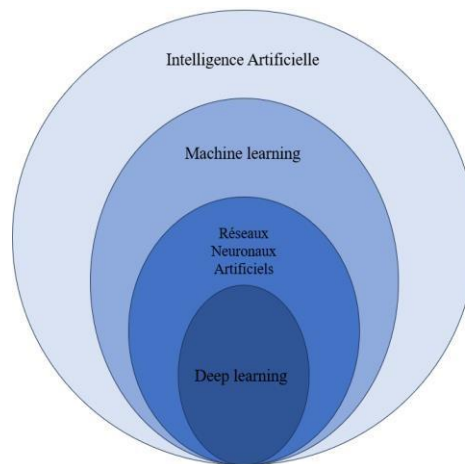


Figure 2- 1 le champ de l'intelligence artificielle.

2.1.1 La 5G et l'intelligence artificielle

Le secteur des télécommunications a connu une transformation majeure grâce à l'intelligence artificielle, qui stimule l'innovation. Les opérateurs mobiles se trouvent désormais dans l'obligation de rester compétitifs tout en répondant aux attentes croissantes des consommateurs et aux exigences du marché. Aujourd'hui, ces opérateurs doivent offrir et gérer une gamme de services tout en développant des solutions de plus en plus sophistiquées.

La technologie 5G, bien plus performante que ses prédécesseurs, joue un rôle crucial dans cette évolution. Elle permet des débits très élevés et une latence réduite, ce qui optimise les performances globales du système et assure une équité entre les utilisateurs. L'adoption des solutions basées sur l'intelligence artificielle permet aux opérateurs de réduire leurs coûts opérationnels, augmenter la satisfaction client et améliorer l'efficacité ainsi que la fiabilité de leurs services. Ces avancées sont essentielles pour renforcer la rentabilité et maintenir la compétitivité dans un marché des télécommunications hautement concurrentiel.

2.1.2 IA et l'allocation de ressources

Les problèmes complexes, souvent caractérisés par un grand nombre de solutions possibles, peuvent être résolus grâce à l'intelligence artificielle, qui exploite une vaste gamme de techniques pour trouver des solutions adaptées. L'allocation des ressources radio constitue l'un de ces défis majeurs pour les opérateurs de réseau. L'IA a le potentiel d'améliorer la fiabilité et d'augmenter le débit, notamment dans des zones à forte demande de services, en attribuant efficacement les ressources réseau disponibles.

Les chercheurs en intelligence artificielle ont développé des algorithmes évolutionnaires afin de résoudre ces problèmes et accélérer le processus de sélection des meilleures solutions. En s'inspirant des phénomènes biologiques et naturels, des techniques telles que les algorithmes génétiques, les réseaux neuronaux et l'optimisation par essaim de particules ont été créées. Ces méthodes intelligentes, en allouant des ressources pour optimiser le débit, la bande passante et le temps de latence, appliquent des lois stochastiques pour générer des solutions pratiques et efficaces.

2.1.3 L'apprentissage automatique (Machine learning)

L'apprentissage automatique (Machine Learning - ML) permet de prédire des événements futurs en développant, testant et appliquant des algorithmes d'analyse prédictive sur divers types de données. Pour développer un modèle d'apprentissage automatique, quatre étapes principales sont nécessaires [40] :

- Créer un ensemble de données de formation.
- Choisissez un algorithme à utiliser.
- L'apprentissage de l'algorithme.
- L'application et la modification du modèle.

Il existe une grande variété d'algorithmes d'apprentissage automatique, mais certains sont plus couramment utilisés que d'autres. Parmi eux, les réseaux de neurones

"profonds", qui se composent de plusieurs couches cachées, permettent à chaque couche de raffiner les résultats générés par la couche précédente. Cette approche est couramment utilisée dans le domaine du deep learning [41].

Il existe trois grandes catégories d'apprentissage automatique : apprentissage supervisé, apprentissage non supervisé et apprentissage par renforcement.

- **Apprentissage supervisé :**

Dans ce type d'apprentissage, chaque exemple est constitué d'une paire, avec une solution spécifique et son action appropriée. L'objectif principal est de déterminer la relation entre les variables afin de définir une règle générale qui relie les entrées aux sorties, en se basant sur l'extrapolation et la régression. Ce type d'apprentissage est utilisé dans des domaines tels que l'estimation des canaux et la détection du spectre.

- **Apprentissage non supervisé**

Contrairement à l'apprentissage supervisé, l'apprentissage non supervisé vise à découvrir des structures cachées dans des ensembles de données non étiquetées. Ce type d'apprentissage est largement utilisé dans les réseaux cellulaires, où l'objectif est d'explorer des modèles ou des groupes dans les données sans avoir d'étiquettes préalables.

- **Apprentissage par renforcement**

Ce type d'apprentissage repose sur l'interaction avec un environnement dynamique. L'algorithme tente d'apprendre sans connaissance préalable du système, en cherchant à maximiser un signal de récompense numérique en prenant des mesures à chaque étape. L'apprentissage cherche à associer les états aux actions qui procurent la récompense la plus élevée. Il est couramment appliqué aux problèmes de prise de décision, comme la gestion des ressources radio et la sélection des utilisateurs dans les réseaux cellulaires. Plus spécifiquement, l'apprentissage Q est souvent utilisé comme méthode de résolution pour ces problèmes [42].

2.1.4 Apprentissage par renforcement

Pour résoudre les problèmes d'optimisation stochastique dans les réseaux sans fil, l'apprentissage par renforcement a été utilisé dans un contexte mobile où la précision des informations et le modèle complet de l'évolution de l'environnement sont inconnus. En effet, dans ce cadre, l'apprentissage par renforcement permet d'explorer l'environnement inconnu pour déterminer la meilleure stratégie, en s'appuyant sur l'interaction avec cet environnement.

Dans les réseaux cellulaires sans fil, la gestion des ressources et l'organisation des utilisateurs représentent des problèmes classiques de prise de décision qui sont particulièrement complexes en raison des fluctuations dynamiques de l'environnement, telles que les interférences [43]. Les opérateurs doivent relever le défi d'optimiser l'utilisation des ressources disponibles. Afin de relever ce défi, les solutions d'apprentissage quantitatif ont été largement mises en avant ces dernières années. Ces solutions visent à réduire la consommation d'énergie tout en maintenant les performances du système.

Un modèle de réseau est souvent représenté sous la forme d'un système d'apprentissage par renforcement multi-agents (MARL). Chaque petite cellule utilise un algorithme distribué d'apprentissage Q pour déterminer sa politique optimale, indépendamment des autres cellules [44]. Cependant, en raison de l'interférence entre les stations de base et de l'apprentissage Q distribué, les recherches ont été élargies. Des études ont proposé l'ajout d'une couche supplémentaire reposant sur des réseaux neuronaux centralisés. Cette couche sert à étendre l'apprentissage Q distribué pour chaque petite cellule en fournissant des informations supplémentaires susceptibles d'influencer les actions locales à entreprendre.

2.1.5 Les réseaux neuronaux artificiels

Les réseaux de neurones, qui sont des ensembles de neurones artificiels fortement connectés, constituent une branche importante de l'intelligence artificielle. Ces réseaux s'inspirent du fonctionnement des neurones biologiques et imitent certains des mécanismes d'apprentissage du cerveau humain. Le concept de réseaux de neurones artificiels a été introduit en 1890 par W. James, un psychologue américain, qui a proposé l'idée de la mémoire associative et la loi d'apprentissage sur les réseaux de

neurones, désormais connue sous le nom de loi de Hebb [45].

Dans un réseau de neurones, la valeur d'un neurone est déterminée par des paramètres appelés "poids", car il fonctionne à travers une fonction algébrique non linéaire et bornée. Les "entrées" de ce neurone sont généralement appelées ses variables, tandis que la valeur de la fonction produite par le neurone est appelée sa "sortie" [46].

La composition d'un réseau de neurones repose sur une organisation en couches. Le comportement structurel et fonctionnel du réseau est conditionné par le nombre de couches, la densité neuronale par couche, et le schéma d'interconnexion entre neurones.

En fonction des différents types de problèmes étudiés, il existe plusieurs variantes de réseaux de neurones artificiels. Le tableau 2.1 ci-dessous présente une liste des réseaux de neurones les plus importants et les plus utilisés, avec une description de leur architecture, de leur mode de traitement et de leur règle d'apprentissage [47].

Tableau 2- 1 Types de réseaux neuronaux et leurs applications.

Type de réseaux de neurones	Application
Réseaux de neurones feed forward (feed forward neural network) FFNN	- Compression des données - Reconnaissance des formes, caractère manuscrit - Reconnaissance de la parole
Réseau de neurones à fonction de base radiale (Radial basis function neural network) RBFNN	- Approximation des fonctions - Prédiction des séries temporelles - Classification - Contrôle des systèmes
Deep Feed-forward MLP	- Compression des données - Reconnaissance des formes - Prévission financière
Réseau neuronal récurrent (Recurrent Neural Network) RNN	- Traduction automatique - Contrôle des robots - Apprentissage des rythmes
Machine d'apprentissage extreme (Extreme Learning Machine) ELM	- Classification, regression - Apprentissage des caractéristiques
Machine à vecteurs de support (Support Vector Machine) SVM	- Détection des visages - Classification - Bio-informatique

2.1.6 Réseau de neurones à fonction de base radiale (RBFNN)

Les réseaux neuronaux à fonction de base radiale (RBF) sont largement utilisés dans la modélisation prédictive, en particulier dans divers domaines de l'ingénierie [48]. Ces réseaux reposent sur la théorie de l'approximation des fonctions et sur le théorème de Cover. Grâce à ce théorème, les RBFNN (Radial Basis Function Neural Networks) peuvent identifier le plan le plus adapté dans un espace de grande dimension, en utilisant la cartographie d'un espace de plus petite dimension lors de leur phase d'apprentissage [49].

Un réseau RBF est principalement constitué de trois couches : une couche d'entrée,

une couche cachée non linéaire et une couche de sortie linéaire, comme l'illustre la figure 2-2. La sortie d'un RBFNN est obtenue par la somme pondérée linéaire des unités de la couche cachée, en raison de la relation linéaire entre la couche cachée et la couche de sortie. Cette structure diffère des autres types de réseaux neuronaux à action directe [50].

Une caractéristique clé des réseaux RBF est leur capacité à approximer avec une précision arbitraire n'importe quelle fonction continue. Cela les rend particulièrement adaptés pour résoudre des problèmes complexes comme l'allocation des ressources dans les réseaux sans fil [51].

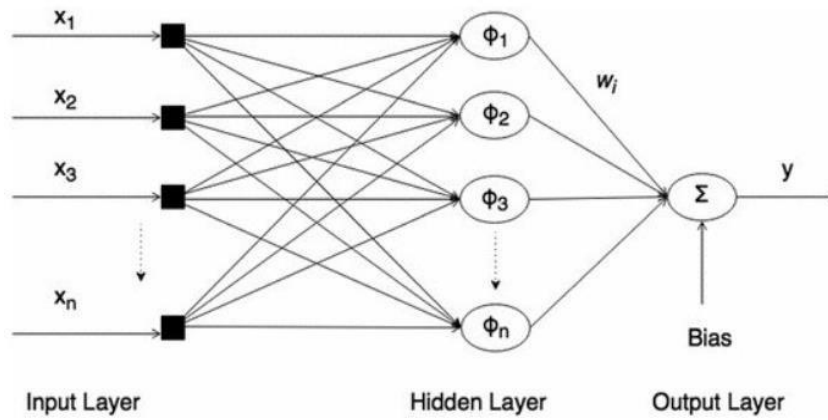


Figure 2- 2 Architecture d'un réseau de neurones RBF

Soit x le vecteur d'entrée avec $x \in \mathbb{R}$, puis la cartographie globale du réseau RBF est donné comme suit :

$$y = \sum_{i=1}^{m_1} w_i \phi_i(\|x - x_i\|) + b \quad (2.1)$$

Où m_1 est le nombre de neurones dans la couche cachée, $x_i \in \mathbb{R}^{m_0}$ sont les centres du réseau RBF, w_i sont les poids synaptiques reliant la couche cachée à la sortie. b est le terme de biais du neurone de sortie et ϕ_i est la fonction de base du neurone i . Les réseaux RBF classiques utilisent un certain nombre de noyaux tels que les noyaux multi quadriques, les noyaux multi quadriques inversés et les noyaux gaussiens [51]. Du fait de sa polyvalence, Le noyau gaussien constitue le noyau le plus employé. [52].

$$\phi_i(\|x - x_i\|) = \exp\left(\frac{-\|x - x_i\|^2}{\sigma^2}\right) \quad (2.2)$$

Où σ correspond à l'étalement du noyau gaussien. D'une façon ou d'une autre, les noyaux se servent de la distance avec les centres du réseau. La distance d'Euclide a

été, par convention, une mesure de distance efficace.

$$\phi_{i1}(x, x_i) = \frac{x - x_i}{\|x\| \|x_i\| + \gamma} \quad (2.3)$$

où $\gamma > 0$, constante, ajoutée pour éviter la forme indéterminée de dénominateur. Par conséquent, on a suggéré un nouveau noyau pour combiner les distances cosinus et euclidiennes.

$$\phi_{i1}(x, x_i) = \alpha_1 \phi_{i1}(x, x_i) + \alpha_2 \phi_{i2}(\|x - x_i\|) \quad (2.4)$$

En utilisant les propriétés des noyaux cosinus et euclidien, la formulation présentée dans (2.2) a montré une meilleure efficacité par rapport au noyau euclidien classique. En règle générale, les deux noyaux se voient attribuer des poids égaux, soit $\alpha_1 = \alpha_2 = 0,5$. Les équations pour mettre à jour le poids et le biais sont données ci-après :

$$w_i(n+1) = w_i(n) + \eta e(n) \phi_i(x, x_i) \quad (2.5)$$

$$b_i(n+1) = b_i(n) + \eta e(n) \quad (2.6)$$

Où η c'est le taux d'apprentissage, $e(n)$ l'erreur instantanée entre la sortie désirée $d(n)$ et la sortie réelle du neurone $y(n)$, $e(n)=d(n)-y(n)$.

2.1.7 L'apprentissage profond (deep learning)

L'apprentissage profond, ou apprentissage en profondeur, est une technique d'apprentissage automatique inspirée du fonctionnement du cerveau humain, utilisant un réseau de neurones. Cette méthode permet à l'intelligence artificielle de faire des prédictions à partir d'un ensemble de données d'entrée. À l'instar du cerveau humain, l'IA est constituée de neurones interconnectés, organisés en trois couches principales : la couche d'entrée (qui reçoit les données), la couche cachée (qui traite ces données par des calculs mathématiques) et la couche de sortie (qui génère les résultats) [53].

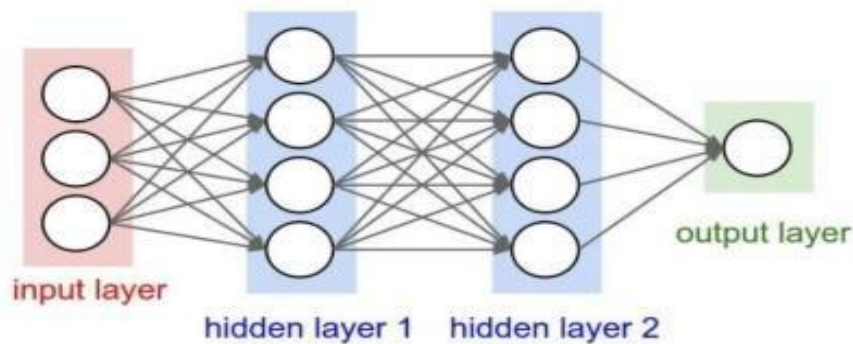


Figure 2- 3 Principe de L'apprentissage profond.

Le futur réseau 5G pourra tirer parti de l'apprentissage profond pour orchestrer et gérer les ressources réseau de manière plus efficace. De nombreux problèmes techniques liés aux systèmes de nouvelle génération pourront ainsi être résolus de façon optimale grâce à l'intelligence artificielle, notamment en matière de gestion dynamique des ressources, d'optimisation du débit et de réduction de la latence.

2.2 Les algorithmes évolutionnaires

Les algorithmes évolutionnaires, basés sur la théorie de l'évolution pour aborder divers problèmes, font également partie des méthodes d'intelligence artificielle. Parmi ces algorithmes, on trouve :

2.2.1 Algorithme génétique GA

John Holland a introduit les algorithmes génétiques (AG) pour la première fois en 1975 dans son ouvrage *"Adaptation in Natural and Artificial Systems"*. Ces algorithmes de recherche s'inspirent des principes de la génétique et de la sélection naturelle. Leur concept fondamental repose sur l'idée de démarrer avec une population initiale constituée de toutes les solutions possibles pour un ensemble donné de problèmes [54]. Les AG génèrent souvent des solutions approximatives à ces problèmes. Chaque solution est appelée "chromosome".

La valeur d'un chromosome est évaluée en fonction de sa performance sur un critère objectif, souvent appelée fonction d'aptitude. Pour générer de nouveaux chromosomes enfants, les solutions sont soumises à des manipulations génétiques telles que le croisement et la mutation. Ce processus se répète sur plusieurs générations. À chaque génération, les chromosomes les plus aptes ont plus de chances de se reproduire et de donner des descendants de meilleure qualité. Ainsi, la population s'améliore progressivement au fil des générations [55].

Dans le cadre de l'attribution des canaux, les chromosomes AG sont représentés comme le montre la figure 2-4. Un chromosome peut être représenté sous forme d'une séquence de caractères binaires ou d'entiers. Lorsque le codage utilise des permutations, chaque chromosome est représenté par une chaîne de valeurs entières. Dans notre étude, supposons que nous avons k utilisateurs, de sorte que chaque chromosome comporte k gènes, chacun représentant le canal attribué à un utilisateur. Par exemple, pour cinq utilisateurs et quatre canaux, chaque chromosome comportera

cinq gènes, où chaque gène est un nombre entier représentant l'un des quatre canaux disponibles. Le gène peut prendre une valeur allant de 1 à 4, et chaque gène est codé sur un bit. Par conséquent, un chromosome de cinq utilisateurs serait codé sur cinq bits.

Gène 1	Gène 2	Gène 3	Gène 4	Gène 5
2	3	1	4	3
UE 1	UE 2	UE 3	UE 4	UE 5
Canal 2	Canal3	Canal 1	Canal 4	Canal 3

Figure 2- 4 Exemple de codage d'un chromosome GA.

Une fois la fonction de fitness calculée pour tous les chromosomes, une nouvelle population est générée [55]. À ce stade, nous sélectionnons les chromosomes qui constitueront la population suivante pour l'étape suivante. Une paire de chromosomes enfants est ensuite créée en échangeant des parties de ces chromosomes choisis de manière aléatoire. Le processus de croisement à deux points, utilisé dans notre étude, est illustré à la figure 2-5.

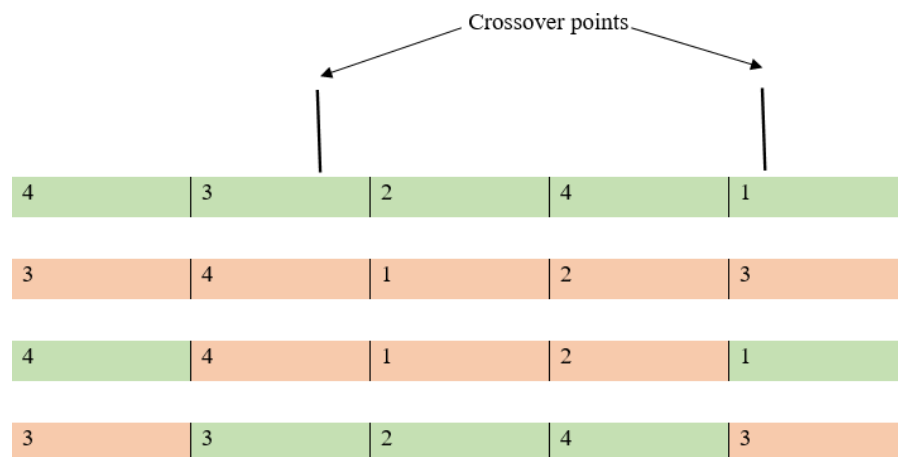


Figure 2- 5 Exemple croissant à deux points

L'opération de mutation est effectuée dans des zones optimales pour réorganiser la structure des gènes et créer un nouveau chromosome, afin d'éviter que l'algorithme ne se retrouve coincé dans une solution sous-optimale. Ce processus consiste à modifier aléatoirement un ou plusieurs gènes d'un chromosome, en changeant leur valeur. Cela permet d'introduire de la diversité dans la population, ce qui aide à explorer de nouvelles solutions et à éviter que l'algorithme ne se fige dans un minimum local.

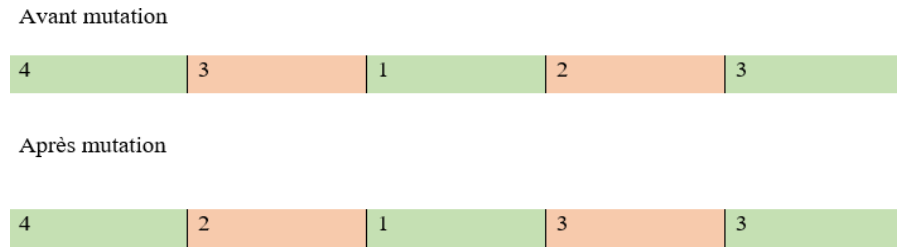


Figure 2- 6 Exemple de mutation.

L'algorithme génétique est présenté comme suit :

Algorithme 1 : AG

Initialisation : la taille de la population, les taux de mutation et de croisement.

Evaluation : Pour chaque individu dans la population :

Calculer sa fitness selon l'éq (3.9)

Sélection : Sélectionner des paires de parents selon leur fitness

Croisement : Pour chaque paire :

Avec probabilité P_c :

Croiser les parents pour générer deux enfants

Sinon :

Copier les parents sans modification

Mutation : Pour chaque enfant :

Pour chaque gène :

Avec probabilité P_m :

Appliquer une mutation

Evaluation : Calculer la fitness des nouveaux individus

Remplacement :

Remplacer la population actuelle par les enfants (ou stratégie élitiste)

Sortie :

Retourner l'individu ayant la meilleure fitness comme solution optimale

2.2.2 L'évolution différentielle (ED)

L'algorithme d'Évolution Différentielle (ED) emploie des opérateurs évolutifs pour explorer diverses régions de l'espace de recherche et orienter progressivement sa population vers des zones plus performantes [56]. Comme d'autres algorithmes évolutionnaires (EA) basés sur la population, l'ED débute par l'initialisation d'une population de solutions candidates dans l'espace de recherche, puis applique des

opérations de mutation, de recombinaison et de sélection selon le processus suivant :

Mutation : Afin de générer un vecteur mutant, l'ED ajoute la différence entre des solutions candidates à une autre solution. Cela le distingue des algorithmes évolutionnaires classiques. À chaque génération, l'ED crée un vecteur mutant $V_{i,g}$ pour chaque vecteur cible $X_{i,g}$ en ajoutant la différence pondérée de deux individus à une troisième solution candidate, selon la formule suivante :

$$V_{i,g} = X_{r1,g} + F * (X_{r2,g} - X_{r3,g}) \quad (2.7)$$

Où les variables $r1$, $r2$ et $r3$ sont sélectionnées aléatoirement dans la population. F Le facteur de mise à l'échelle, qui est un paramètre de contrôle positif, est égal à 0,8.

Croisement : Le vecteur d'essai $U_{i,g}$ est généré en effectuant une opération de croisement entre le vecteur cible $X_{i,g}$ et le vecteur mutant $V_{i,g}$ après l'opération de mutation. Un vecteur d'essai est donc créé par l'algorithme d'Évolution Différentielle (DE) à l'aide de cette opération de croisement, selon la méthode suivante :

$$u_{i,j} = \begin{cases} v_{i,j} & \text{for } j = \langle l \rangle_D, \langle l \rangle_{D+1}, \dots, \langle l + L - 1 \rangle_D \\ x_{i,j} & \text{for all other } j \in [1, D] \end{cases} \quad (2.8)$$

Sélection : L'opération de sélection dans l'algorithme d'Évolution Différentielle (ED) consiste à comparer le vecteur cible $X_{i,g}$ et le vecteur d'essai $U_{i,g}$ en fonction de leurs valeurs de fitness. Si la fonction objectif $f(X)$ doit être minimisée, on détermine quel vecteur, entre $X_{i,g}$ et $U_{i,g}$, survivra à la génération suivante

$$X_{i,g+1} = \begin{cases} U_{i,g} & \text{if } f(U_{i,g}) \leq f(X_{i,g}) \\ X_{i,g} & \text{if } f(U_{i,g}) > f(X_{i,g}) \end{cases} \quad (2.9)$$

2.2.3 Optimisation par essaim de particules (PSO)

Kennedy et Eberhart [57] ont proposé l'algorithme PSO comme une méthode d'optimisation pour les fonctions non linéaires continues. Cet algorithme, basé sur la population, repose sur un principe d'essai [58]. Chaque particule de l'essaim représente une solution potentielle au problème d'optimisation dans le cadre du PSO. Initialement, les particules sont positionnées de manière aléatoire dans l'espace de recherche, avec

des vitesses également générées de manière aléatoire. Chaque particule conserve non seulement sa position et sa vitesse, mais aussi la meilleure position qu'elle a trouvée jusqu'à présent dans l'espace de recherche ($pbest$). La vitesse de chaque particule est ensuite ajustée en fonction de sa propre meilleure position antérieure ainsi que de la meilleure position ($gbest$) de toute particule dans son voisinage:

$$V_j(iter + 1) = Z (W * V_i(iter) + c_1 r_1 (pbest_{par} - C_j(iter)) + c_2 r_2 (gbest_{par} - C_j(iter))) \quad (2.10)$$

$$C_j(iter + 1) = C_j(iter) + V_j(iter + 1) \quad (2.11)$$

Où j représente la quantité de particules, c'est-à-dire leur numéro d'identification. Z est un facteur de construction, w est le poids d'inertie, et les coefficients d'accélération c_1 et c_2 sont des valeurs aléatoires uniformément distribuées dans l'intervalle $[0,1]$. La vitesse précédente de la particule est notée V_j . L'expérience individuelle de la particule cognitive est exprimée par le terme $c_1 * r_1 * (pbest_{par} - C_j(iter))$ qui indique comment la particule est rappelée vers sa meilleure position précédente. Le terme social final, représenté par $c_2 * r_2 * (gbest_{par} - C_j(iter))$, désigne la composante sociale et représente la coopération entre les particules. Ce terme indique comment la particule est attirée vers la position la plus favorable de ses voisins [58].

Algorithme 2 PSO

Initialisation : $max_{iterations}$, essaim et vitesse

Évaluation : population initiale, les meilleures positions personnelles et la meilleure position globale

Début des itérations

while $iter < max_iterations$ **do**

$iter = iter + 1$

for chaque particule j **do**

Calculer la valeur de fitness (équation (3.9))

end for

Mise à jour la Vitesse V_j utilisant (équation (2.10))

```
Mise à jour des positions selon (équation (2.11))  
Mise à jour de pbest et gbest selon la Valeur Fitness  
end while  
Afficher gbest  
Calculer la performance du système pour chaque utilisateur
```

2.2.4 Optimisation par essaim de particules discret (DPSO)

Le PSO a prouvé son efficacité pour résoudre une vaste gamme de problèmes d'optimisation. Bien qu'il partage certaines caractéristiques avec l'algorithme génétique (AG), il ne se distingue en n'utilisant pas des opérations comme la mutation ou le croisement, qui sont typiques de l'AG. Une nouvelle méthode, appelée Optimisation Discrète par Essaim de Particules (DPSO), décrite dans l'algorithme 3, a été développée pour aborder des problèmes d'optimisation discrète tout en conservant les performances de l'algorithme PSO classique. Selon [59], cette approche combine des mécanismes de mutation et de croisement afin de déterminer la meilleure particule et sa position optimale.

Une version discrète du PSO est utilisée pour modéliser chaque particule dans l'essaim. Chaque particule est définie par :

- **La position**, qui est représentée par une séquence de tâches à accomplir sur des machines.
- **La vitesse**, qui doit être adaptée spécifiquement au problème d'ordonnancement.
- **La meilleure position personnelle (pbest)**, qui est la position la plus favorable qu'une particule ait rencontré.
- **La meilleure position globale (gbest)**, correspond à la meilleure position parmi toutes les particules de l'essaim.

Grâce à la procédure de mise à jour de la position, la position des particules dans l'essaim est mise à jour à chaque itération, permettant ainsi d'identifier de nouvelles positions personnelles et globales plus favorables. L'équation suivante est utilisée pour ajuster la meilleure position personnelle de chaque particule (2.12).

$$p_i^t = \begin{cases} p_i^{t-1} & \text{if } f(C_i^t) \geq f(p_i^{t-1}) \\ C_i^t & \text{if } f(C_i^t) < f(p_i^{t-1}) \end{cases} \quad 1 \leq i \leq n_{sw} \quad (2.12)$$

Où i est le nombre de particules, où t est la variation de la particule au fil du temps.

La meilleure position globale est mise à jour en utilisant l'équation (2.13) pour les résultats de l'évaluation de l'essaim en cours :

$$g^t = \begin{cases} \operatorname{argmin}_{p_i^t} f(p_i^t) & \text{if } f(p_i^t) < f(g^{t-1}) \\ g_i^{t-1} & \text{else } 1 \leq i \leq n_{sw} \end{cases} \quad (2.13)$$

2.2.5 Algorithme d'optimisation Archimède AOA

Tout comme d'autres algorithmes métaheuristiques, l'AOA (Archimedes Optimisation Algorithm) est un algorithme basé sur la population [60]. Le processus de recherche commence par une initialisation aléatoire de la population, du volume, de la densité et de l'accélération. À ce moment, chaque particule est également placée à une position aléatoire. L'AOA s'exécute de manière itérative après l'évaluation de l'aptitude de la population initiale, et continue jusqu'à ce que la condition de terminaison soit remplie. À chaque itération, l'AOA met à jour la densité et le volume de chaque objet. L'accélération de chaque objet est modifiée en fonction de ses collisions avec des objets voisins. L'ajustement de la densité, du volume et de l'accélération permet de recalculer la position de chaque particule. L'expression mathématique de cette étape (AOA) est donnée ci-dessous.

- **Le fonctionnement de l'algorithme AOA**

La formulation mathématique de l'algorithme AOA est présentée dans cette section. L'AOA combine les processus d'exploration et d'exploitation [63], ce qui en fait un algorithme d'optimisation globale sur le plan théorique. Le pseudo-code de l'algorithme proposé, qui inclut l'initialisation de la population, l'évaluation de la population et la mise à jour des paramètres [61], est présenté dans l'Algorithme 4. Les étapes mathématiques de l'AOA sont décrites ci-après.

Étape 1-Initialisation

Initialiser la position des particules par l'expression (2.14) suivante

$$O_i = lb_i + rand * (ub_i - lb_i) ; i = 1, 2, \dots, N \quad (2.14)$$

Où O_i est la $i^{ème}$ particule dans une population composée de N objets. lb_i et ub_i représentent les limites inférieure et supérieure de l'espace de recherche.

Les expressions suivantes sont utilisées pour l'initialisation de la densité et du volume :

$$\begin{aligned} den_i &= rand \\ vol_i &= rand \end{aligned} \quad (2.15)$$

Où $rand$ représente un vecteur de dimension D dont les éléments sont générés aléatoirement, avec des valeurs comprises entre $[0, 1]$. Et enfin, l'accélération est ensuite initialisée.

$$acc_i = lb_i + rand * (ub_i - lb_i) \quad (2.16)$$

À ce stade, la population initiale est évaluée et l'objet ayant la meilleure valeur de fitness est sélectionné. Attribuer O_{best} , den_{best} , vol_{best} et acc_{best}

Étape 2- Les densités et les volumes sont mis à jour. La densité et le volume de l'objet i pour l'itération $iter + 1$ sont actualisés en utilisant l'expression suivante :

$$\begin{aligned} den_i^{iter+1} &= den_i^{iter} + rand * (den_{best} - den_i^{iter}) \\ vol_i^{iter+1} &= vol_i^{iter} + rand * (vol_{best} - vol_i^{iter}) \end{aligned} \quad (2.17)$$

Étape 3- Le facteur de densité et l'opérateur de transfert sont utilisés au début, lorsque les objets se rencontrent, puis ils tentent d'atteindre un état d'équilibre. Cela est mis en œuvre dans l'AOA à l'aide de l'opérateur de transfert (TF), qui augmente progressivement avec le temps jusqu'à atteindre 1, transformant ainsi la recherche de l'exploration vers l'exploitation, défini comme suit :

$$TF = \exp\left(\frac{iter - iter_{max}}{iter_{max}}\right) \quad (2.18)$$

Où le nombre d'itérations et le maximum d'itérations sont t et t_{max} , respectivement. De la même manière, la densité réduit le facteur d'aide à l'AOA dans la recherche globale et locale. En utilisant (2.19)

$$d^{iter+1} = \exp\left(\frac{iter - iter_{max}}{iter_{max}}\right) - \left(\frac{iter}{iter_{max}}\right) \quad (2.19)$$

Où d^{iter+1} diminue progressivement avec le temps, ce qui permet à l'algorithme de converger vers une zone prometteuse déjà identifiée. Il est essentiel de gérer cette variable de manière efficace afin d'assurer un équilibre optimal entre l'exploitation et l'exploration dans l'AOA.

Étape 4-exploration de phase

Si $TF \leq 0,5$, cela indique une collision entre les objets. Dans ce cas, l'accélération pour l'itération $iter+1$ est mise à jour en utilisant l'expression suivante :

$$acc^{iter+1} = \frac{den_{mr} + vol_{mr} * acc_{mr}}{den_i^{iter+1} * vol_i^{iter+1}} \quad (2.20)$$

Si $TF > 0,5$, en l'absence de collision entre les objets, l'accélération de l'objet est mise à jour pour l'itération $iter + 1$ selon l'expression suivante :

$$acc^{iter+1} = \frac{den_{best} + vol_{best} * acc_{best}}{den_i^{iter+1} * vol_i^{iter+1}} \quad (2.21)$$

L'accélération est normalisée afin de calculer le pourcentage de changement en utilisant l'expression suivante :

$$acc_{i-norm}^{t+1} = u * \frac{acc_i^{t+1} - \min(acc)}{\max(acc) - \min(acc)} + l \quad (2.22)$$

Où u et l sont la plage de normalisation et sont définis sur 0,9 et 0,1.

Étape 5- mettre à jour la position : Si $TF \leq 0,5$ (phase d'exploration) en utilisant (2.23) :

$$C_i^{iter+1} = C_i^{iter} + C_1 * rand * acc_{i-norm}^{iter+1} * d * (x_{rand} - x_i^{iter}) \quad (2.23)$$

Où C_1 est une constante égale à 2. Dans le cas contraire, si $TF > 0,5$ (phase d'exploitation), les objets mettent à jour leurs positions en utilisant (2.24) :

$$C_i^{iter+1} = C_{best}^{iter} + F * C_2 * rand * acc_{i-norm}^{iter+1} * d * (T * x_{best} - C_i^{iter}) \quad (2.24)$$

F est le drapeau pour changer la direction du mouvement

$$F = \begin{cases} +1 & \text{if } P \leq 0.5 \\ -1 & \text{if } P > 0.5 \end{cases} \text{ where } P = 2 * rand - C_4 \quad (2.25)$$

Étape 6- évaluer chaque objet en utilisant l'objectif fonction δ et garder la meilleure solution trouvée jusqu'à présent. Attribuez O_{best} , den_{best} , vol_{best} et acc_{best} .

Conclusion

Ce chapitre a abordé les défis liés à l'allocation des ressources dans les réseaux 5G, en détaillant leurs principales caractéristiques et les contraintes rencontrées au cours de ce processus. Il a également présenté les principes de l'intelligence artificielle et ses diverses méthodes, ainsi que les algorithmes évolutionnaires, inspirés de la nature et du comportement social des individus.

Les recherches ont révélé les limites de certains algorithmes existants, en particulier dans des situations telles que la surcharge des cellules ou dans le cas où les utilisateurs se trouvent dans des zones critiques avec une mauvaise qualité de signal. Face à ces enjeux, un algorithme évolutionnaire est proposé pour optimiser la distribution des ressources. Cette approche vise non seulement à améliorer les performances, mais aussi à garantir la qualité de service (QoS) pour les utilisateurs.

3 Stratégies d'allocation de ressources basée sur les algorithmes évolutionnaires intelligents

Introduction

La gestion de la nouvelle génération de réseaux mobiles est devenue de plus en plus complexe en raison de l'augmentation de la demande en données, principalement générée par les applications multimédias. Le réseau 5G présente des exigences nettement supérieures à celles des systèmes sans fil actuels [64], notamment en offrant des débits de données plus élevés, une consommation d'énergie réduite et une latence extrêmement faible. Les procédures d'attribution des ressources doivent évoluer pour répondre à ces nouvelles exigences, et l'utilisation optimale du spectre nécessite d'être prise en compte dans les prochaines générations. Néanmoins, améliorer la QoS en augmentant la capacité reste un défi majeur. La capacité de transmission est réduite par plusieurs types de dégradations du canal radio [65], ce qui impacte significativement la qualité du service et la répartition des ressources. De nombreuses études ont été réalisées pour améliorer la qualité des transmissions sans fil.

La technique NOMA (accès multiple non orthogonal) s'est imposée et est largement utilisée dans les réseaux sans fil de nouvelle génération tels que le LTE [66],[67]. Le domaine de la puissance est le nouveau domaine de multiplexage sur lequel repose le NOMA. Cette technologie permet d'utiliser les mêmes ressources spectrales pour fournir des services à plusieurs utilisateurs simultanément, mais au prix de plus grandes interférences intracellulaires. L'annulation séquentielle des interférences (SIC) au niveau du récepteur est utilisée par la technologie NOMA pour atténuer ces interférences [68]. Des ordonnanceurs comme l'ordonnancement proportionnel équitable (PFS), le Round Robin (RR) et le rapport signal/bruit maximal (MaxSNR) sont utilisés pour répondre aux exigences et assurer la satisfaction des utilisateurs, car la technologie NOMA seule ne suffit pas à répondre à tous les besoins des utilisateurs [69].

La répartition des ressources reste un problème majeur dans les réseaux modernes. On trouve dans la littérature de nombreuses stratégies et algorithmes intelligents pour relever ces défis. Par exemple, l'algorithme génétique (GA) [70] a été suggéré pour améliorer l'efficacité des ressources dans les systèmes cellulaires macro. Une autre approche évolutionnaire intelligente repose sur l'hybridation de l'algorithme évolutionnaire Particle Swarm Optimization (PSO) avec l'algorithme opportuniste

Proportional Fair Scheduling (PFS) [12]. Cette approche permet de surmonter la limitation de débit de l'algorithme PFS opportuniste en utilisant un modèle qui analyse l'état du canal pour aider les utilisateurs qui y sont situés dans des zones critiques. Dans un système de communication D2D (Device-to-Device) utilisant l'algorithme hybride PSO-GA, les auteurs ont proposé de maximiser le débit des cellules macro [71].

3.1 Modélisation du système et formulation du problème

3.1.1 Modélisation du système

Nous considérons un scénario de transmission en liaison descendante où une station de base (BS) est située au centre d'un modèle de macrocellule, et les K utilisateurs (UE) sont répartis de manière aléatoire dans un environnement dynamique.



Figure 3- 1 Modèle, une station de base et k UEs.

Le canal d'évanouissement de Rayleigh varie dans le temps entre la station de base et les différents utilisateurs. Les interférences sont représentées par le rapport signal/bruit reçu (SINR) pour NOMA, qui peut être calculé comme suit :

$$SINR_{k,n}(t) = \frac{P_{k,n}(t)G_{k,n}(t)}{I_c + I_u + N_{0,t}} \quad (3.1)$$

$$I_c = \sum_{m=1, m \neq n}^M P_m(t) G_{k,m}(t) \quad (3.2)$$

$$I_u = \sum_{j=1, j \neq k}^{K_n} P_{j,n}(t) G_{k,n}(t) \quad (3.3)$$

Dans une cellule avec k^{th} utilisateurs et n^{th} sous-porteuse, $P_{k,n}$ est la puissance de transmission, $P_{m,n}$ est la puissance sur la même sous-porteuse, P_N est la puissance du bruit, I_c et I_u sont les interférences inter-cellulaire et intra-cellulaire respectivement $G_{k,n}$ est le gain de canal.

$$G_{k,n}(t) = G_A * G_p * |h_{k,n}(t)|^2 * G_s \quad (3.4)$$

G_A est le gain d'antenne de la BS, avec un gain maximal de 15 dB, l'évanouissement de l'ombre G_s suit une distribution gaussienne et $G_p (= (d_0/d_k)^\alpha)$ est le gain de propagation perte de chemin, $d_0=1\text{Km}$ étant la distance de référence et α étant l'exposant de perte de chemin. La distance est calculée par la relation :

$$d_k = \sqrt{(x - x_k)^2 + (y - y_k)^2} \quad (3.5)$$

Le débit pour chaque utilisateur dépend du $SINR$ et de la largeur de bande W , et est donné dans l'équation (3.6). Le débit qui peut atteindre la cellule est donné par l'équation (3.7).

$$r_{k,n}(t) = W \log_2 (1 + SINR_{k,n}(t)) \quad (3.6)$$

$$R_{k,n}(SINR_{k,n}) = \sum_{n=1}^N P_{k,n} r_{k,n} \quad (3.7)$$

$P_{k,n}=1$ indique que la puissance est attribuée à la n^{eme} sous-porteuse pour le k^{eme} utilisateur, sinon $P_{k,n}=0$.

3.1.2 Formation du problème

Les bénéfices de la méthode d'optimisation de l'allocation de ressources proposée sont la simplicité, la flexibilité et la précision, et elle peut être appliquée à d'autres situations. Elle est définie de la manière suivante :

$$M = \{b_1, b_2, \dots, b_N\} \text{ ou } b_n \in (1, K) \quad (3.8)$$

L'ordonnanceur PF génère la matrice de ressources appelée M . Au bout d'un certain temps, le k^{eme} utilisateur de la cellule reçoit une allocation.

L'objectif principal est d'optimiser l'efficacité de tous les utilisateurs où t est l'indice de temps pour différents slots, qui est défini comme suit :

$$\delta = \max u_t(t) \quad (3.9)$$

Lors de l'optimisation du système d'attribution des ressources, on prend en considération les contraintes supplémentaires suivantes :

- Les utilisateurs doivent avoir une puissance d'émission inférieure ou égale à la puissance d'émission maximale P_{max} .

$$\sum_{n=1}^N P_{k,n} \leq P_{max} \forall k \in [1, K] \quad (3.10)$$

-On tient compte des variations temporelles de l'état du canal, car celui-ci évolue en fonction des mouvements de l'utilisateur ou des objets à proximité.

Afin d'évaluer les performances du modèle, on tient compte des paramètres suivants :

- Débit : Le débit du système est obtenu en additionnant le débit de données de chaque UE [68], exprimé comme suit :

$$TT = \sum_{k=1}^K \lambda_k \quad (3.11)$$

- L'efficacité spectrale est un facteur qui mesure la qualité de l'expérience de l'utilisateur dans la cellule :

$$SE = \frac{\sum_{k=1}^K (R_{k,n}) [bit/s]}{Total\ spectrum\ [Hz]} \quad (3.12)$$

- Efficacité énergétique : il s'agit d'une mesure qui met en évidence l'impact de la charge des stations de base sur la consommation d'énergie.

$$EE = \frac{\sum_{k=1}^K (R_{k,n}) [bit/s]}{\sum_{s=1}^S \sum_{n=1}^N (P_k) [W]} \quad (3.13)$$

3.2 Approche hybride PSO-GA

L'objectif du développement de l'approche PSO-GA est de combiner les avantages de l'optimisation par essaims de particules (PSO) et de l'algorithme génétique (GA). Cette approche inclut des opérateurs génétiques comme la mutation, le croisement et la sélection dans l'algorithme PSO conventionnel [72]. Chaque algorithme présente des avantages et des inconvénients, comme par exemple, l'algorithme génétique perd toutes les informations s'il n'est pas sélectionné, tandis que l'algorithme PSO bénéficie d'une mémoire. Cependant, l'algorithme PSO peut gaspiller des ressources en raison de l'absence de l'opération de sélection. Ainsi, l'hybridation PSO-GA repose sur la combinaison de la capacité de réflexion sociale du PSO et de la capacité de recherche locale du GA [73]. Le fonctionnement de cet algorithme est exploqué dans l'Algorithme 2 ci-dessous :

Algorithme 3 hybride PSO-GA

Initialisation : maxiterations, essaim et vitesse

Évaluation : population initiale, les meilleures positions personnelles et la meilleure position globale

Début des itérations

while iter<max_iterations **do**

 iter=iter+1

Sélection : deux parents sont sélectionnés parmi la population.

Croisement : en utilisant la probabilité de croisement, produire une progéniture.

Mutation : selon la probabilité de mutation, un nouveau-né est muté dans des positions spécifiques.

for chaque particule j **do**

 Calculer la valeur de fitness (équation (3.9))

end for

 Mise à jour la Vitesse V_j (équation (2.10))

 Mise à jour des positions (équation (2.11))

 Mise à jour de pbest et gbest selon la Valeur Fitness

end while

Afficher gbest

Calculer la performance du système pour chaque utilisateur

3.2.1 Environnement et paramètre de simulation

Dans cette partie, nous comparons les performances de l'algorithme hybride PSO- GA avec celles des algorithmes PSO et GA classiques. Les sous-porteuses ont une puissance d'émission de 46 dBm, une fréquence de 3,6 GHz, et 1 200 sous-porteuses sont utilisées. La convergence de l'algorithme intelligent PSO-GA, comparé aux algorithmes PSO et GA, après 100 itérations est illustrée dans la figure 3-2. En réalité, l'algorithme PSO-GA atteint sa convergence après seulement 20 itérations, tandis que les algorithmes PSO et GA prennent plus de temps pour converger. Cela montre l'efficacité de l'algorithme PSO-GA, qui offre une grande utilité aux utilisateurs et démontre sa capacité à résoudre les problèmes d'optimisation tout en améliorant les performances globales du système.

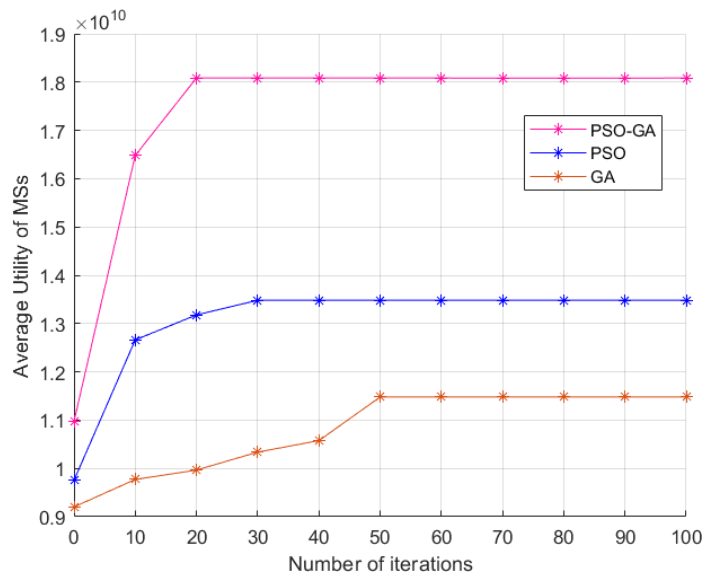


Figure 3-2 Convergence de PSO-GA comparée à celle des algorithmes PSO et GA

3.2.2 Évaluation des performances

- **Le débit**

Le débit de l'algorithme proposé est présenté dans la figure 3-3 en comparaison avec les algorithmes PSO et GA. L'algorithme PSO-GA présente un débit supérieur à celui des autres algorithmes, ce qui peut être attribué à la spécificité de cette approche qui combine les avantages des algorithmes PSO et GA. Grâce à l'opération de croisement, la position des utilisateurs est mise à jour pour atteindre une meilleure position, ce qui permet d'optimiser la répartition des ressources et d'améliorer le débit global du

système.

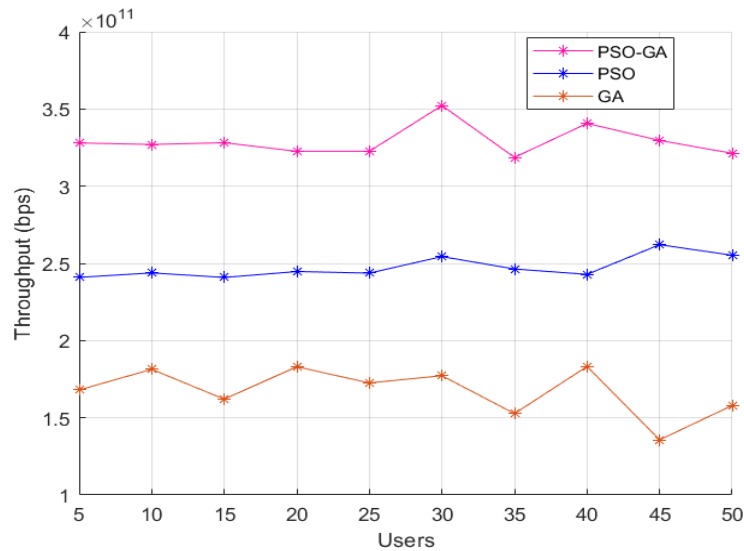


Figure 3- 3 Performance débit.

- **Efficacité spectrale et énergétique**

D'après les résultats de simulation qu'on peut voir sur les figures 3-4 et 3-5, l'allocation des ressources utilisant l'algorithme évolutionnaire intelligent hybride PSO-GA offre une efficacité énergétique et spectrale supérieure à celle des autres algorithmes. Cette performance améliorée permet une utilisation optimale du spectre, contribuant ainsi à une meilleure gestion des ressources et à une amélioration globale de l'efficacité du système.

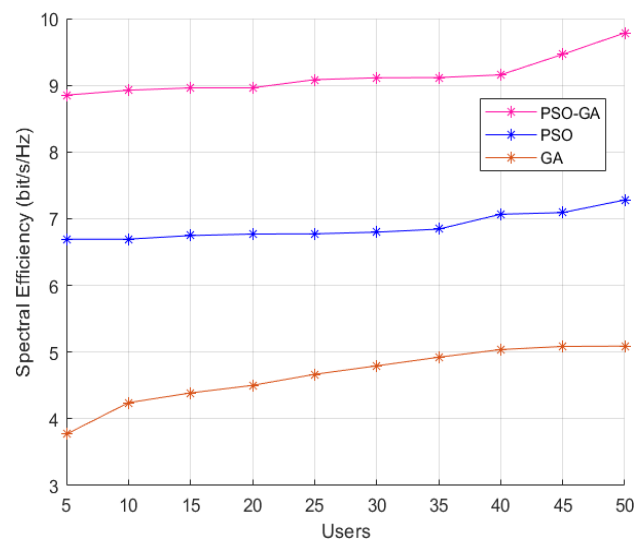


Figure 3- 4 Efficacité spectrale

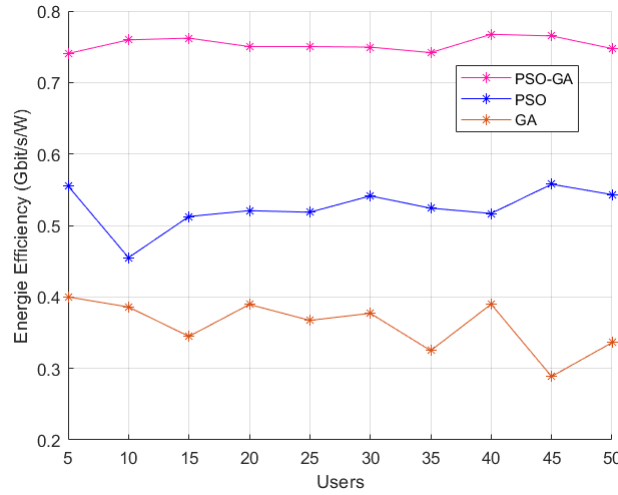


Figure 3- 5 Efficacité énergétique.

3.3 Approche basée sur l'algorithme DPSO

Cette métaheuristique a été développée en s'inspirant du comportement des oiseaux lorsqu'ils se nourrissent. L'algorithme PSO (Particle Swarm Optimization) est basé sur une approche populationnelle ; à mesure que les particules se déplacent dans l'espace de solution, elles collectent des informations historiques provenant de la population. L'algorithme 3 décrit une nouvelle technique appelée optimisation discrète par essaim de particules (DPSO) [74]. Cette méthode, similaire à PSO, permet de trouver les particules idéales et leurs positions en utilisant deux opérations caractéristiques des algorithmes génétiques (GA), à savoir la mutation avec une probabilité ($Pm = 0,05$) et le croisement avec une probabilité ($Pc = 0,8$). La position et la vitesse de chaque particule sont les deux paramètres qui la caractérisent. [75].

Algorithm 3 DPSO

Initialisation : la position des particules
For chaque particule i à la position x_i **do** **If** ($x^t > p_i$) **then** $p^t \leftarrow x^t$
end for
Actualisation g_i^t
for chaque particule i
 if randomGen < w
 $\lambda^{t+1} = \text{mutation}(x^t)$
 end if
 if randomGen < c_1
 $\beta^{t+1} = \text{croisement}(\lambda^t, p^t)$
 End if
 if randomGen < c_2
 $x^{t+1} = \text{croisement}(\beta^t, g^t)$
 End if

End for

3.3.1 Environnement et paramètre de simulation

En utilisant l'ordonnanceur PFS, nous présentons dans cette partie une évaluation de l'algorithme DPSO proposé [76], une population de 50 utilisateurs et 30 particules. Trois types de services sont supposés : vidéo, voix et communication de données. La largeur de bande du canal est de 20 MHz, la puissance d'émission est de 46 dBm, la fréquence des sous-porteuses est de 3,6 GHz et le nombre de sous-porteuses est fixé à 1200. La figure 3-6 illustre la convergence de l'algorithme intelligent DPSO par rapport à l'algorithme PSO après 100 itérations. En fait, DPSO converge après seulement 30 itérations, tandis que PSO converge après 45 itérations, ce qui confirme qu'il offre une utilité supérieure et qu'il est capable de résoudre les problèmes d'allocation des ressources tout en améliorant les performances du système, grâce à sa particularité d'utiliser les deux méthodes.

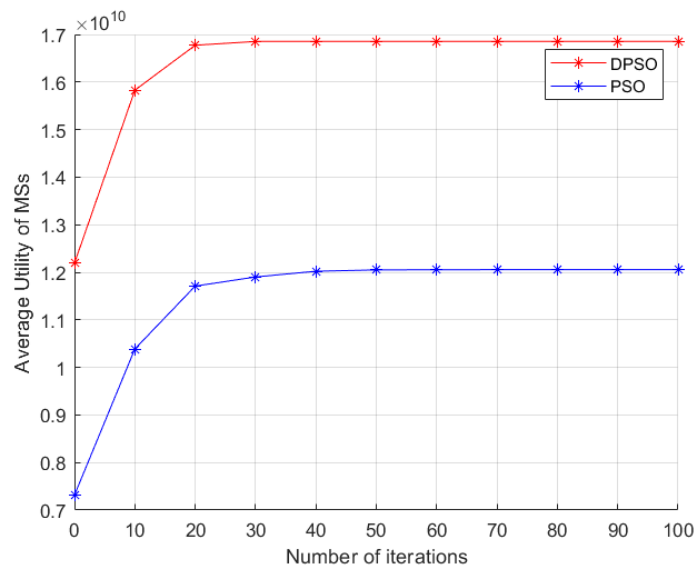


Figure 3- 6 La convergence de l'algorithme DPSO.

3.3.2 Évaluation des performances

- **Le débit**

La figure 3-7 montre le débit des deux algorithmes intelligents (DPSO et PSO). Le débit de DPSO est supérieur à celui de PSO, ce qui peut être attribué à la spécificité de ce nouvel algorithme, qui optimise l'utilisation de l'espace de recherche. Cela est rendu possible grâce à l'opération de croisement, qui met à jour la position des utilisateurs vers une position plus optimale. Ainsi, DPSO est en mesure d'évaluer la fonction objective de chaque particule à chaque itération, cela lui permet d'obtenir une allocation optimale des ressources [77].

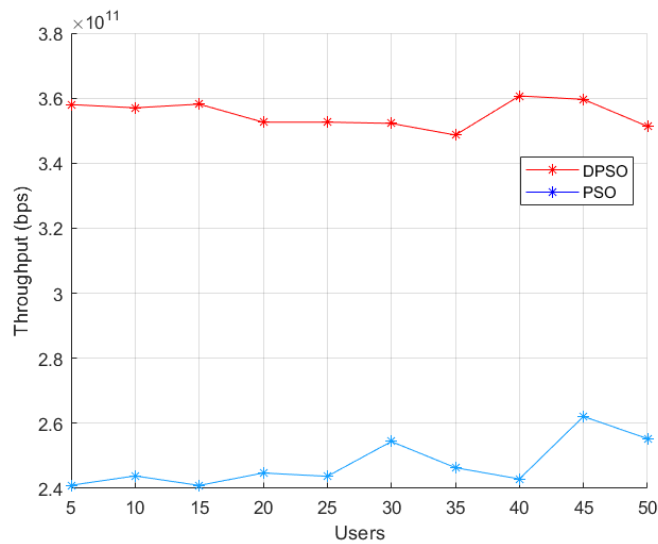


Figure 3- 7 Performances en termes de débit.

- **Efficacité spectrale**

La figure 3-8 montre une efficacité spectrale remarquablement élevée de l'algorithme discret DPSO, atteignant environ 10 bits/s/Hz, avec une augmentation rapide par rapport à l'algorithme PSO standard. Cette amélioration de l'efficacité spectrale

garantit également une meilleure satisfaction des utilisateurs et assure une qualité de service optimale.

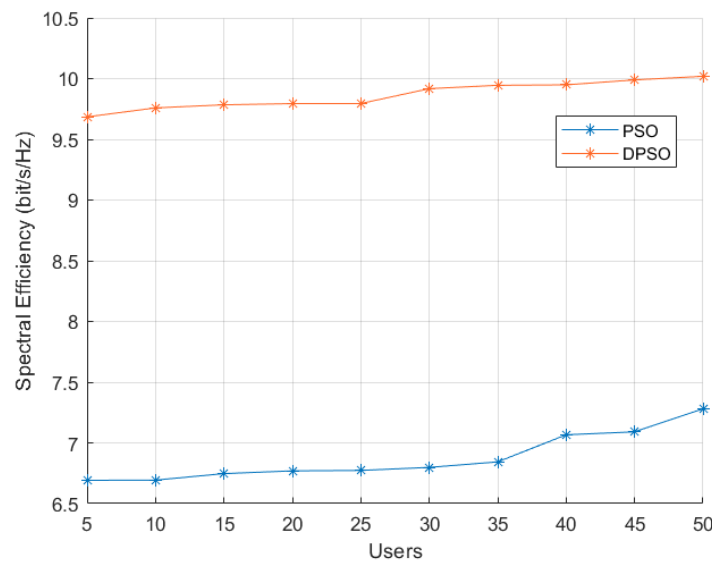


Figure 3- 8 Efficacités spectrales par rapport aux utilisateurs.

- **Efficacité énergétique**

D'après les résultats obtenus dans la figure 3-9, l'allocation des ressources utilisant l'algorithme proposé DPSO offre une efficacité énergétique supérieure pour tous les utilisateurs par rapport à l'algorithme PSO. Cela permet une utilisation optimale du spectre. Grâce à la technique NOMA, plusieurs utilisateurs peuvent être desservis simultanément malgré des conditions de canal différentes, ce qui permet de satisfaire les utilisateurs et de garantir la qualité du service.

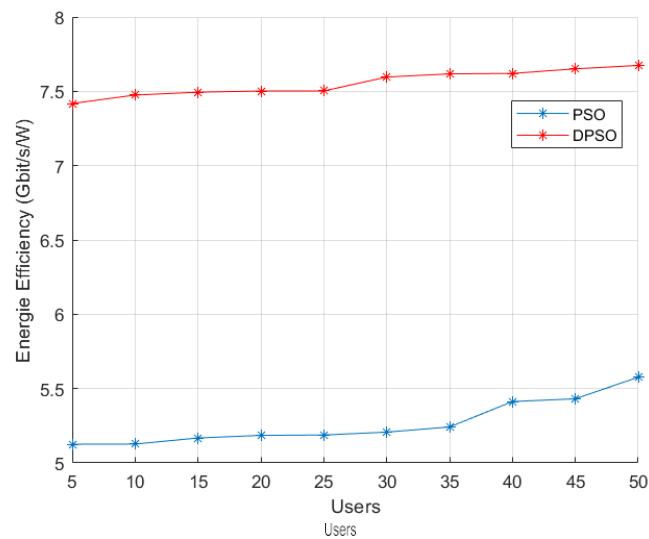


Figure 3- 9 Efficacités énergétiques par rapport aux utilisateurs.

- **Le délai**

La figure 3.10 illustre la probabilité de retard des deux algorithmes d'allocation des ressources DPSO et PSO. En utilisant 50 utilisateurs et 30 particules. En fait, le schéma DPSO atteint la probabilité zéro en 23 ms contre 34 ms pour PSO, ce qui permet à DPSO de transmettre plus de ressources que PSO avec une meilleure QoQ pour répondre aux attentes des utilisateurs.

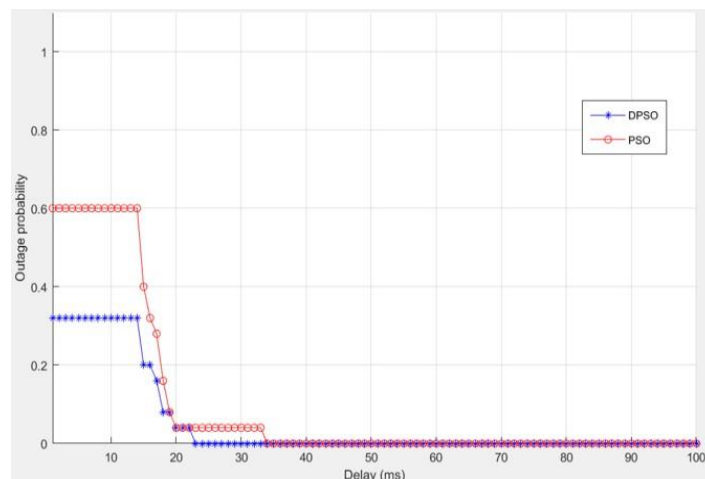


Figure 3- 10 Probabilité de délai par rapport aux utilisateurs.

Conclusion

Ce chapitre présente l'ensemble des études d'évaluation des performances menées dans ce travail. Les principaux résultats obtenus dans cette recherche sont résumés comme suit :

Premièrement, nous proposons une approche d'allocation des ressources fondée sur des algorithmes évolutionnaires hybrides PSO-GA utilisant la technique NOMA qui permet d'attribuer la même sous-porteuse à différents utilisateurs.

Deuxièmement, l'allocation des ressources est optimisée par un algorithme d'essaim de particules discrètes (DPSO), un algorithme d'allocation de ressources basé sur un essaim. Cet algorithme attribue de manière optimale les ressources entre les utilisateurs, tout en prenant en compte l'état du canal et la position des utilisateurs. La comparaison entre le DPSO et l'algorithme PSO valide l'efficacité de cette approche.

**4 Allocation de ressources basée sur un
nouvel algorithme évolutionnaire
intelligent : Algorithme d'optimisation
Archimède (AOA)**

Introduction

L'élaboration d'un système radio-mobile nécessite toujours une phase de planification et d'évaluation des performances dans l'environnement où il sera déployé. Dans le cadre de la 5G, plusieurs propositions de nouveaux modèles ont été formulées dans la littérature pour répondre aux nouveaux usages envisagés par cette technologie. Comme mentionné précédemment, dans les réseaux de communication cellulaires, un des défis principaux est de garantir une distribution optimale des ressources, en particulier à cause des contraintes imposées par les conditions du canal, ce qui entraîne une distribution inégale des ressources. Cette problématique complexe a poussé les chercheurs à chercher des solutions afin de satisfaire tous les utilisateurs [5]. En conséquence, l'utilisation des algorithmes évolutionnaires intelligents pour l'optimisation devient nécessaire pour résoudre les problèmes d'allocation des ressources, tout en assurant une amélioration de la QoS.

Dans ce chapitre, nous présentons les résultats obtenus dans cette thèse sur la base de quatre critères (*metrics*) : évaluation du système en fonction du débit, du délai et de l'efficacité spectrale et énergétique. Notre étude a été menée en deux parties distinctes.

La première partie : notre attention est concentrée sur la résolution du problème d'allocation, en tenant compte de NOMA (Non-Orthogonal Multiple Access) : une technique de transmission utilisée dans les réseaux sans fil [78]. À cet égard, on a développé méthode d'allocation basée sur l'algorithme d'optimisation Archimède (AOA), qui aide à optimiser la distribution des ressources, en particulier pour les utilisateurs situés dans des zones critiques. Cette nouvelle approche permet de fournir une solution optimale pour le problème d'allocation et d'améliorer ainsi les performances des utilisateurs.

La deuxième partie : sur la base des résultats de la première partie, nous avons entraîné l'algorithme AOA par des réseaux de neurones (RNN) pour une distribution plus efficace du débit, en réduisant le temps de latence. Pour ce faire, nous avons utilisé des RNNs à fonction de base radiale (RBFNN) pour prédire les demandes des utilisateurs, tout en optimisant l'utilisation des ressources disponibles et en évitant tout gaspillage de ressources allouées.

4.1 Partie 1 : Analyse des algorithmes évolutionnaires face à l'allocation de ressources

Dans cette partie, nous présenterons les différents algorithmes que nous avons mis en œuvre pour résoudre le problème d'allocation optimale des ressources. Nous avons développé un nouvel algorithme d'optimisation Archimède (AOA) qui permet de déterminer le meilleur emplacement pour affecter les ressources disponibles aux différentes zones d'intérêt. Cet algorithme vise à améliorer plusieurs critères de performance, notamment le débit, le délai et l'efficacité spectrale énergétique, afin d'optimiser la gestion des ressources et d'assurer une qualité de service optimale pour les utilisateurs [61].

4.1.1 Environnement et paramètres de simulation

Afin d'évaluer les algorithmes évolutionnaires intelligents, tels que l'algorithme génétique (GA), l'évolution différentielle (DE), l'optimisation par essaims de particules (PSO), l'optimisation discrète par essaims de particules (DPSO) et l'algorithme d'optimisation Archimède (AOA), nous avons mis en place un système comprenant une station de base (BS) et K utilisateurs bénéficiant de divers services. Ce système est étudié dans un contexte de mobilité et dans des conditions de canal critiques, comme illustré dans la figure 4-1. L'objectif est d'analyser les performances de ces algorithmes dans des scénarios réalistes, en considérant les défis liés à la gestion des ressources dans des environnements complexes.

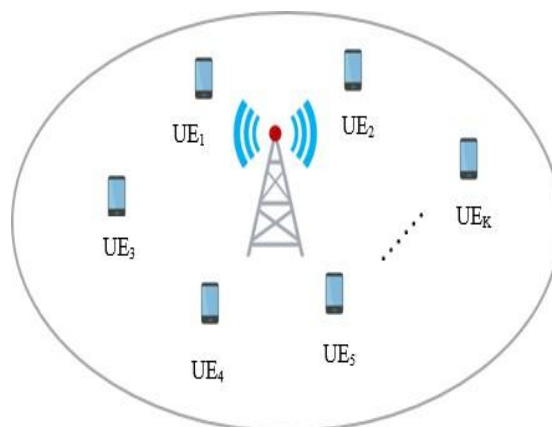


Figure 4- 1 Scénario de simulation.

En considérant comme services la vidéo, la voix et la transmission de données, la satisfaction des utilisateurs dans un système d'allocation de ressources est étudiée en fonction des positions des utilisateurs et de leurs demandes spécifiques. Le régime proposé doit satisfaire les exigences de QoS, notamment un débit très élevé et la contrainte de délai. Une comparaison des performances entre les algorithmes précédemment cités est effectuée afin de déterminer lequel offre les meilleures performances dans ce contexte. Le tableau 4.1 résume les paramètres utilisés dans la simulation pour ce scénario tels que la largeur de bande, la fréquence des sous-porteuses, la puissance d'émission, le nombre d'utilisateurs (K), ainsi que d'autres facteurs influençant la QoS et les performances du système pour les trois types de services considérés.

Tableau 4- 1 Contexte de simulation.

Paramètres	Valeurs
Fréquence de la porteuse	3.6GHZ
Bande passante	20MHZ
Nombre de sous-porteuses	1200
Puissance de transmission	46dBm
Durée d'un slot	0.5 ms
Modulation	16QAM
Ordonnanceur	PFS
Nombre d'utilisateurs	50, 100

Le tableau 4.2 ci-dessous résume les caractéristiques spécifiques de chaque algorithme, incluant des éléments tels que le nombre d'itérations, la taille de la population, les probabilités de croisement et de mutation pour les algorithmes génétiques, ainsi que d'autres paramètres importants qui influencent l'optimisation et l'allocation des ressources dans ce scénario. Ces paramètres jouent un rôle clé dans l'évaluation des performances des algorithmes, notamment en termes de débit, de délai, d'efficacité spectrale et énergétique, tout en répondant aux exigences du système.

Tableau 4- 2 Paramètres d'AOA et des algorithmes sélectionnés.

Algorithmes	Paramètres
GA	Probabilité de mutation = 0.01 Probabilité de croisement = 0.9 Type de croisement = croisement à deux points Nombre d'individus = 30 Nombre maximum d'itération = 100
PSO	Paramètre cognitif = 1 Paramètre social = 1 Facteur de constriction = 0.7 Taille de l'essaim = 30 Nombre maximum d'itération = 100
DPSO	Probabilité de mutation = 0.05 Probabilité de croisement = 0.8 Taille de l'essaim = 30 Nombre Maximum d'itération = 100
AOA	$C_1=2$, $C_2=2$ $C_3=2$ et $C_4=1$ Nombre d'objets = 30 Nombre maximum d'itération = 100

Une comparaison des performances entre ces algorithmes est analysée et exécutée à l'aide de MATLAB sur un PC Core (TM) i7-10th processor 1.50 GHz 20GB RAM.

4.1.2 Évaluation des performances

La position géographique des utilisateurs et les contraintes auxquelles ils sont soumis ont un impact majeur sur le débit maximal au sein de la cellule. En effet, les utilisateurs situés dans des zones critiques rencontrent souvent des perturbations qui entraînent des retards significatifs, ce qui peut générer de l'insatisfaction. Dans ce contexte, une étude comparative est réalisée entre cinq algorithmes afin de garantir une qualité de service optimale. Ces algorithmes sont : l'algorithme génétique (GA), l'évolution différentielle (DE), l'optimisation par essaims de particules (PSO), l'optimisation discrète par essaims de particules (DPSO) [76], et l'algorithme d'optimisation Archimède (AOA) [7], pour lequel le pseudo-code est exposé dans l'algorithme 4.

Algorithme 4 :AOA

Initialisation : taille de la population N , maximum d'itérations $iter_{max}$, $C1$, $C2$, $C3$, et $C4$)

Position, densité et volume (aléatoirement) selon (2.14), (2.15), and (2.16), respectivement

Évaluation : population initiale et calculer la valeur fitness

Début des itérations

While $t \leq t_{max}$ **do**

for chaque particule i **do**

 Mise à jour de la densité et le volume de chaque particule selon (2.17)

 Mise à jour du facteur de densité et de l'opérateur de transfert TF en utilisant (2.18) et (2.19).

If $TF \leq 0.5$ **then**

 Mise à jour de l'accélération selon (2.20) et l'accélération normaliser selon (2.22)

 Mise à jour la position eq (2.23)

 Else

 Mise à jour l'accélération selon (2.21) et l'accélération normaliser Selon (2.22)

 Mise à jour de la direction du drapeau F selon l'équation (2.25)

 Mise à jour de la position selon l'équation (2.24)

End if

End for

Évaluer chaque particule et sélectionner la meilleure valeur de fitness.

```
iter= iter +1
```

```
End while
```

```
Renvoie la particule ayant la meilleure valeur de fitness
```

```
End
```

- **Convergence**

La figure 4-2 illustre la convergence des cinq algorithmes (PSO, GA, DE, DPSO, AOA) après 100 itérations. L'algorithme AOA a démontré une meilleure convergence que les autres, même avec une augmentation du nombre d'utilisateurs. En effet, l'algorithme AOA parvient à atteindre une utilité supérieure en seulement 21 itérations (voir la figure 4-2 (b)), ce qui confirme sa capacité à résoudre efficacement les problèmes d'allocation et à améliorer les performances du système. L'algorithme AOA se rapproche progressivement de la solution optimale, finissant par atteindre la solution optimale finale. De plus, il a permis de trouver des solutions optimales supérieures à celles obtenues par les quatre autres algorithmes.

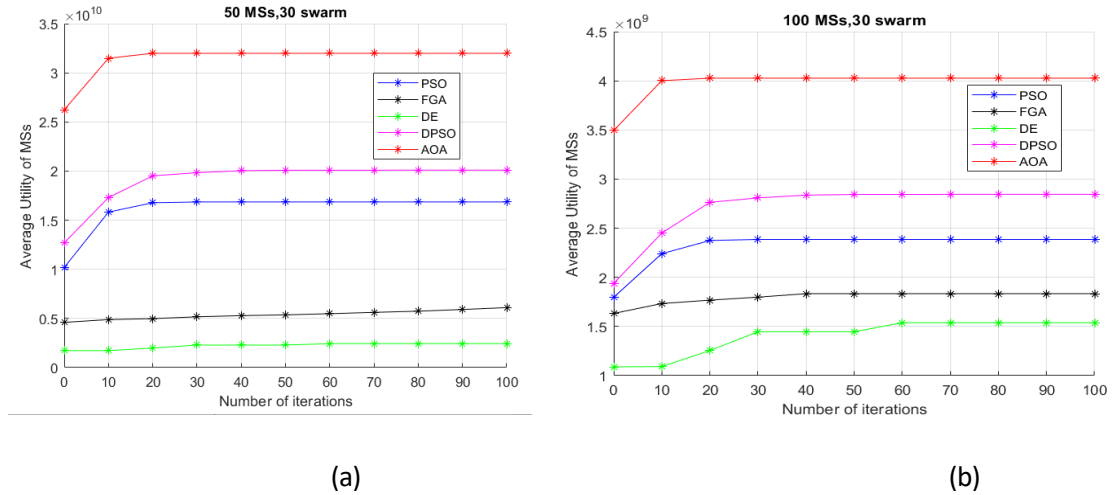


Figure 4- 2 Convergence de l'algorithme AOA.

• Débit

Nous évaluons l'impact du nombre d'utilisateurs sur le débit de chaque utilisateur dans une même cellule simulée, en comparant les performances des cinq algorithmes. La figure 4-3 présente les performances des algorithmes intelligents. L'algorithme AOA se distingue des autres en raison de sa capacité à maximiser l'utilisation de l'espace de recherche et à évaluer la fonction objective de chaque particule à chaque itération, ce qui permet d'allouer les ressources de manière optimale. Même avec l'accroissement du nombre d'utilisateurs dans la cellule, les figures 4.3 (a) et (b) montrent que l'algorithme AOA parvient à maintenir un débit système élevé.

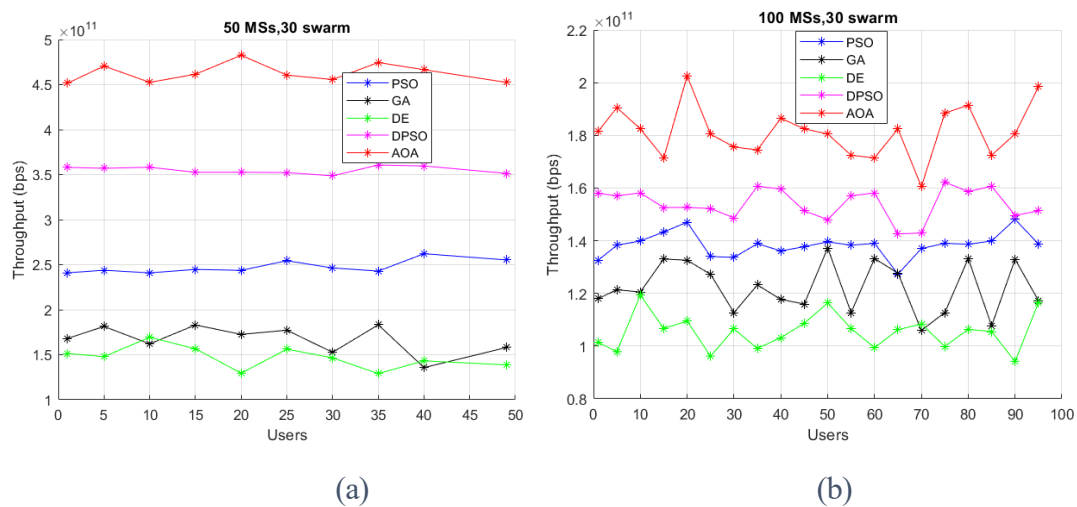


Figure 4- 3 Performance en termes de débit

- **Efficacité spectrale et énergétique**

Selon [79], la réutilisation de la bande passante dans des zones plus petites est une méthode efficace pour augmenter l'efficacité spectrale (SE) du réseau cellulaire. Cependant, l'augmentation des interférences, qui peut réduire l'efficacité énergétique (EE), constitue un défi majeur dans ce contexte. L'allocation des ressources par l'algorithme d'optimisation archimédienne (AOA) permet d'obtenir l'efficacité spectrale la plus élevée pour tous les utilisateurs, comme le montrent les résultats présentés dans les figures 4-4 (a) et (b). Même avec un nombre élevé d'utilisateurs, l'algorithme AOA offre une meilleure efficacité spectrale. En effet, la méthode NOMA permet de desservir simultanément plusieurs utilisateurs dans des conditions de canal variées [61] [76], tout en permettant à tous les utilisateurs d'accéder aux sous-porteuses et aux ressources disponibles au sein de la même cellule.

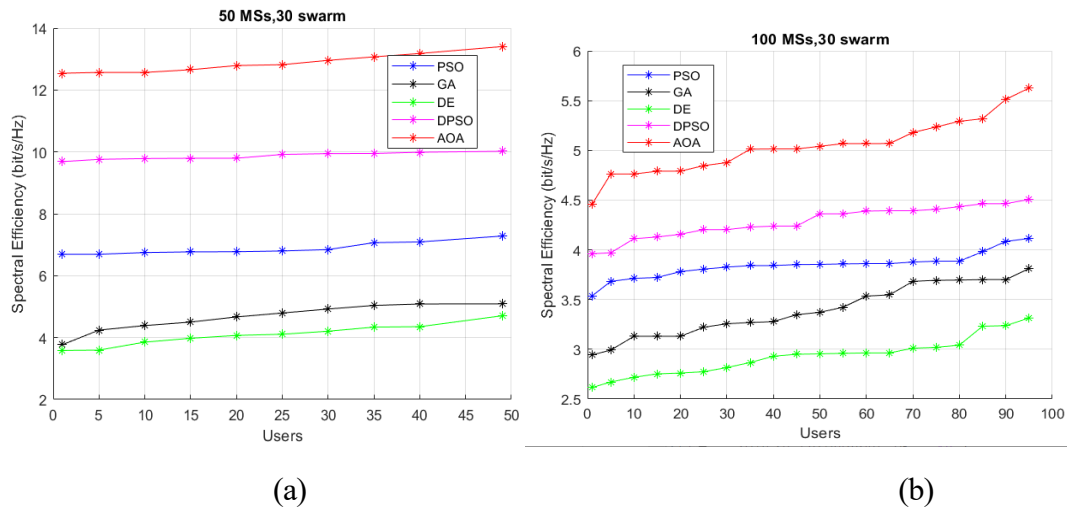


Figure 4- 4 Efficacité spectrale en fonction du nombre d'utilisateurs.

La figure 4-5 illustre également l'efficacité énergétique, où l'algorithme AOA surpasse les autres (PSO, GA, DE, DPSO). Grâce à la technologie NOMA, qui offre une grande efficacité, nous pourrions desservir les utilisateurs à différents niveaux de puissance en exploitant une nouvelle plage de puissance. Les utilisateurs présentant de mauvaises conditions de canal recevront une puissance de transmission élevée, et inversement.

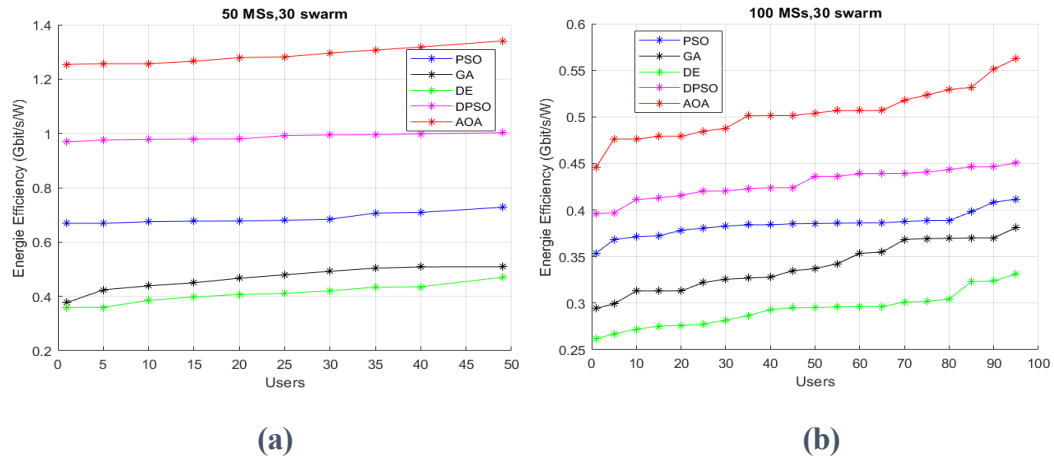


Figure 4- 5 Efficacité énergétique en fonction du nombre d'utilisateurs. (a) 50 utilisateurs (b), 100 utilisateurs.

• Délai

L'un des principaux objectifs de la 5G est de garantir, pour les utilisateurs, un débit très élevé et une latence extrêmement faible. Chaque application a des exigences spécifiques en termes de délai. Dans ce travail, on a pris en considération trois services : la voix, la vidéo et les données avec des taux d'utilisation respectifs de 50 %, 40 % et 10 %. Les débits ont été respectivement de 40 Mbps, 9 Mbps et 15 Mbps. La figure 4-6 montre la probabilité de retard en terme de latence obtenue pour 50 (a) et 100 utilisateurs (b). En comparant les cinq algorithmes étudiés, l'algorithme AOA parvient à réduire la probabilité de retard plus rapidement que les autres algorithmes évolutionnaires, avec un avantage de 21 ms pour 50 utilisateurs (a) et de 17 ms pour 100 utilisateurs (b), grâce à sa capacité à converger plus rapidement vers une solution optimale.

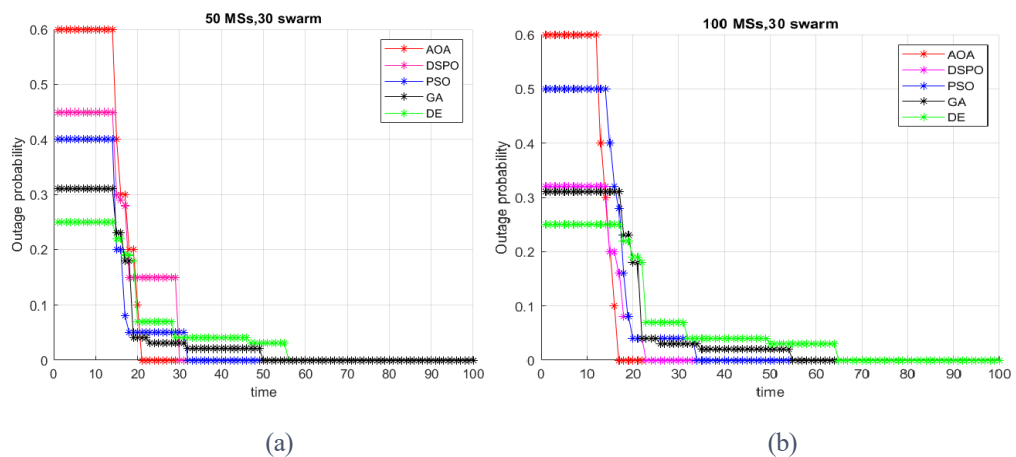


Figure 4- 6 Probabilité de délai en fonction du temps. (a) 50 utilisateurs, (b) 100 utilisateurs.

4.2 Partie 2 : entraînement des performances de l'algorithme AOA par le RBFNN

Il est envisageable de créer un système de communication amélioré en intégrant différents concepts d'intelligence artificielle (IA) pour planifier les appareils des utilisateurs et concevoir des infrastructures sans fil [80]. Les algorithmes de réseaux neuronaux artificiels (ANN) sont utilisés dans les systèmes de communication sans fil en raison de leur capacité à gérer l'augmentation du trafic sans fil et à favoriser l'émergence de nouveaux services. Grâce aux ANN [81], il devient possible d'analyser les prévisions du réseau, d'observer le comportement des utilisateurs et de proposer des solutions aux divers problèmes rencontrés dans les réseaux sans fil. Dans cette partie, une allocation de ressources basée sur le RBFNN est effectuée pour améliorer la prédiction des besoins des utilisateurs et réaffecter les ressources en fonction des résultats attendus [87].

4.2.1 La formulation du problème

Considérons une architecture de cellule macro, comme illustrée dans la figure 4-7, où la station de base (MBS) est située au centre d'un hexagone. La station de base est responsable de la gestion de l'ordonnancement des utilisateurs et de l'allocation des ressources. Un total de K utilisateurs sont déployés de manière aléatoire et uniforme autour de cette station de base macro.

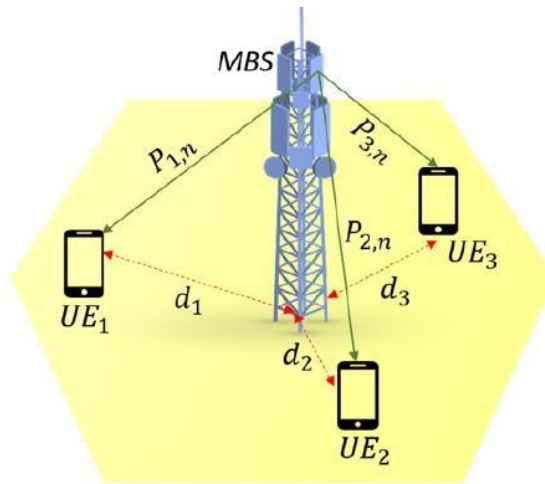


Figure 4- 7 Modèle du réseau 5G.

Les ressources spectrales sont exprimées par un ensemble de sous-porteuses partagées, noté $n=\{1,2,\dots,N\}$. Le système garantit une transmission de haute qualité et veille à ce que le rapport signal sur bruit et interférence (SINR) des utilisateurs (UE) respecte les normes de qualité spécifiées. Comme indiqué dans les recherches de [82], la station de base macro (MBS) réalise régulièrement des estimations du canal afin de déterminer l'état actuel du canal pour chaque sous-porteuse. De plus, il est supposé que les variations du canal sur chaque sous-porteuse se produisent lentement par rapport à la fréquence des estimations effectuées par le MBS. Dans ce contexte, nous offrons un modèle mathématique permettant d'évaluer l'allocation optimale des ressources. La matrice de débit B représente la quantité de débit attribuée aux utilisateurs sur chaque sous-porteuse. Pour un utilisateur k sur une sous-porteuse n , cette matrice peut être formulée comme suit :

$$B = \{b_1, b_2, \dots, b_N\} \text{ ou } b_n \in (1, K) \quad (4.1)$$

Toutes les variables b_n de la matrice B représentent le débit associé à l'utilisateur k sur la sous-porteuse n . Il est également essentiel d'optimiser le débit global du système, qui correspond à la somme des débits moyens de tous les utilisateurs. Cette mesure permet d'évaluer l'efficacité du système après l'optimisation de l'allocation des ressources [88]. Par la suite, nous analysons les performances du système en fonction de la probabilité de retard et du débit, qui sont calculés de la manière suivante :

$$\theta = \frac{1}{T} \sum_{T+1}^T O_{BEST} \quad (4.2)$$

Où $O_{BEST} = \{b_1^*, b_2^*, \dots, b_n^*\}$ correspond au débit moyen généré par l'AOA. Plus précisément, dans les réseaux sans fil tels que la 5G, où les utilisateurs partagent les ressources de la station de base, il peut arriver qu'ils ne reçoivent pas les ressources nécessaires (bande passante, débit, etc.) dans un délai acceptable. Cela peut entraîner des retards dans la transmission des données. Dans notre étude, nous nous sommes intéressés à minimiser ces risques de retard afin de garantir une QoS idéale, ce qui est particulièrement crucial pour les applications en temps réel et les services essentiels. La formule permettant de calculer la probabilité de retard est la suivante :

$$\pi(k, t) = 1 - \sum_{1-t}^T \frac{b(k, t)}{R_{min}} \quad (4.3)$$

Où R_{min} représente le débit minimum attribué aux utilisateurs.

Afin d'améliorer la fiabilité des solutions de débit optimales obtenues avec l'AOA, nous avons intégré un algorithme de Réseau de Fonction de Base Radiale (RBFN). Cette étape vise à affiner les solutions en apprenant à partir des résultats plus robustes, permettant ainsi au système de s'adapter et d'optimiser ses performances dans des conditions dynamiques. Cela offre une approche plus fiable et flexible pour maximiser le débit du réseau.

Dans cette section, nous détaillons comment notre approche peut être utilisée pour améliorer à la fois le débit et le délai pour chaque utilisateur en fonction des paramètres du réseau. Le RBFNN est un type de réseau neuronal multicouche à rétroaction non linéaire, basé sur la théorie de l'approximation des fonctions. Cela en fait un réseau particulièrement efficace pour résoudre les problèmes d'allocation des ressources.

Une fois que le RBFN a été formé, il peut être utilisé pour prédire avec précision les solutions optimales pour de nouvelles configurations de réseau, sans nécessiter de réexécuter l'AOA chaque fois qu'un paramètre change. Les solutions fournies par le RBFNN seront plus robustes et fiables, car il aura appris les tendances générales des données générées par l'AOA. Compte tenu des distances variables entre la station de base et les utilisateurs, ainsi que des conditions du canal (notamment le SINR), le RBFN est capable d'adapter rapidement et efficacement les solutions pour garantir des débits optimaux.

Soit B_i le vecteur d'entrée avec $B_i \in \mathbb{R}$, qui dans ce cas représente un débit optimal obtenu par l'AOA pour un utilisateur particulier. Chaque utilisateur du réseau a un débit qui lui est attribué, et ces débits forment un vecteur d'entrée pour le RBFNN.

4.2.2 Environnement et paramètres de simulation

Dans ce scénario de simulation, une station de base (MBS) est située au centre d'une cellule de dimensions 1000 x 1000 m². Les utilisateurs sont distribués de manière aléatoire dans la cellule, chaque utilisateur étant supposé être associé à une seule sous-porteuse. La puissance d'émission de la MBS est répartie de manière uniforme entre tous les utilisateurs. Par ailleurs, les gains de canal entre les utilisateurs et la MBS sont calculés selon les spécifications du 3GPP. La figure 4-8 montre la répartition des

utilisateurs dans la cellule. Il est à noter que les utilisateurs éloignés de la station de base subissent des interférences accrues, entraînant ainsi des retards significatifs.

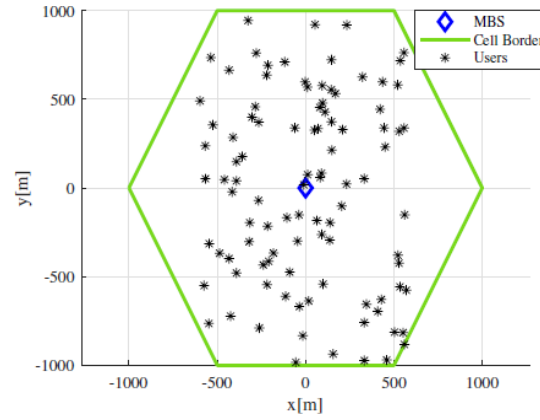


Figure 4- 8 MBS et déploiement des utilisateurs

Dans cette section, l'algorithme d'optimisation Archimède (AOA) est évalué, et les résultats obtenus sont ensuite traités par un réseau neuronal à fonction de base radiale (RBFNN) afin d'améliorer les performances et garantir une qualité de service optimale. Le pseudo-code de l'algorithme RBFNN est montré dans l'algorithme 6. Les paramètres du système utilisés pour les simulations sont résumés dans le tableau 4.3. Les simulations ont été réalisées sur un ordinateur portable équipé d'un processeur Intel Core i7-10 à 1,50 GHz et d'une mémoire de 20 Go. MATLAB (R2020a) a été utilisé comme outil de simulation pour obtenir les résultats présentés dans les figures suivantes.

Algorithme 6 : pseudo-code de RBFNN

Initialiser les paramètres de RBF (nombre de neurones, Gaussien Kernel)
Taux d'apprentissage initial
Évaluer la population et choisir celle qui a la meilleure condition physique
Initialiser le vecteur d'entrée $B = (b_1, b_2, \dots, b_K)$

For

 Initialisation aléatoire des poids W et des biais β de la RBF

For

$$\text{Noyau Gaussien: } \phi_i(\|b - b_i\|) = \exp\left(-\frac{\|b - b_i\|^2}{\sigma^2}\right)$$

End for

$$\text{La sortie du RBF } y = \sum_{i=1}^m w_i \phi_i(\|b - b_i\|) + \beta$$

 Apprentissage adaptatif basé sur la descente de gradient W et biais β

End for

Afficher l'entrée x et la sortie y

Tableau 4- 3 Paramètres de Simulation.

Paramètres	Valeurs
System :	
Bande passante	20MHZ
Fréquence	3.6GHZ
Nombre de sous-porteuses	1200
Puissance de transmission	46dBm
Duré d'un time slot	0.5 ms
Modulation	16QAM
Ordonnanceur	PFS
Nombre d'utilisateurs	100
AOA	
C1, C2, C3	2
C4	1
Nombre d'objets	30
Nombre maximum d'itération	100
RBF	
Nombre de neurones	6
Gaussien kernel	0.1

4.2.3 Résultats et discussion

Dans le cadre des réseaux 5G, l'utilité moyenne sert à évaluer la répartition des ressources entre les utilisateurs. En analysant les variations de cette utilité, on peut déterminer si le système utilise efficacement les ressources et les répartit de manière équitable. La figure 4-9 montre que la fonction d'utilité évolue au fil des itérations de l'algorithme AOA, particulièrement lorsque le nombre d'utilisateurs dans la zone de couverture augmente. Selon les résultats, l'AOA parvient plus rapidement à une solution optimale avec un nombre réduit d'utilisateurs, en particulier lorsque celui-ci reste inférieur à 100. Cette rapidité est facilitée par la diminution des contraintes réseau, permettant ainsi une meilleure maximisation de l'efficacité. Au début de

l'itération, une convergence rapide est observée, car l'algorithme explore de nombreuses solutions possibles. Ensuite, la convergence se stabilise progressivement à mesure que les meilleures solutions sont retenues [87]. Cependant, un inconvénient potentiel réside dans le fait que même avec moins de contraintes, la solution obtenue peut ne pas être parfaitement adaptée à des situations réelles, où les réseaux rencontrent des contraintes plus complexes, ce qui peut emporter une perte de temps et des solutions moins robustes. C'est pourquoi l'intégration du RBFNN devient essentielle pour améliorer la répartition des ressources et rendre le système plus flexible et performant.

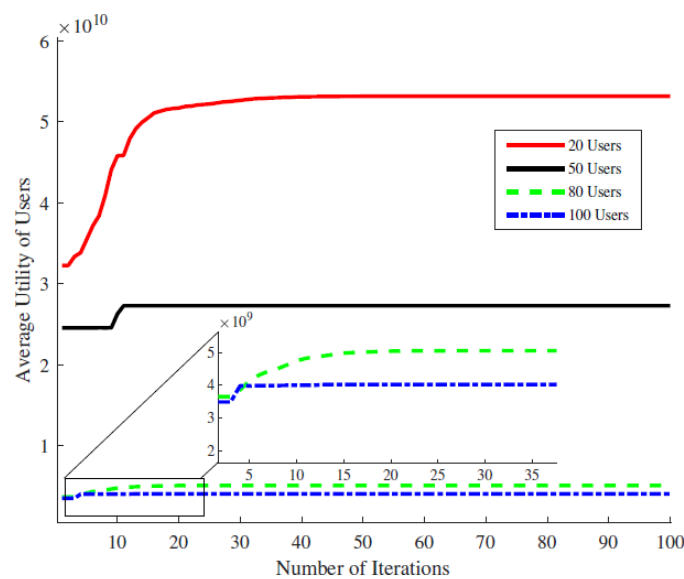


Figure 4- 9 Convergence de l'algorithme AOA, 20, 50 ,80, 100 utilisateurs

Dans le cadre du RBFNN basé sur l'AOA, nous avons pris l'erreur quadratique moyenne (MSE) comme critère pour évaluer la qualité des solutions obtenues. À chaque itération, le MSE diminue progressivement, ce qui indique que le RBFNN devient de plus en plus précis dans la prédiction des sorties optimales, comme le montre la figure 4-10. Au début des itérations, nous avons observé un MSE relativement élevé, ce qui suggère que les solutions fournies par le RBFNN étaient assez éloignées des valeurs attendues. Cela indique que, lors des premières étapes, l'algorithme a rencontré des difficultés pour optimiser de manière efficace. Cependant, à mesure que le RBFNN affine ses prédictions, le MSE diminue progressivement, confirmant la précision croissante de ses estimations. Lorsque le MSE tend vers zéro, cela signifie que le RBFNN est capable de prédire les sorties optimales avec une grande précision, s'appuyant sur les solutions optimisées par l'AOA. Cela démontre

l'efficacité et la fiabilité de l'approche combinée, qui offre des résultats optimaux et fiables.

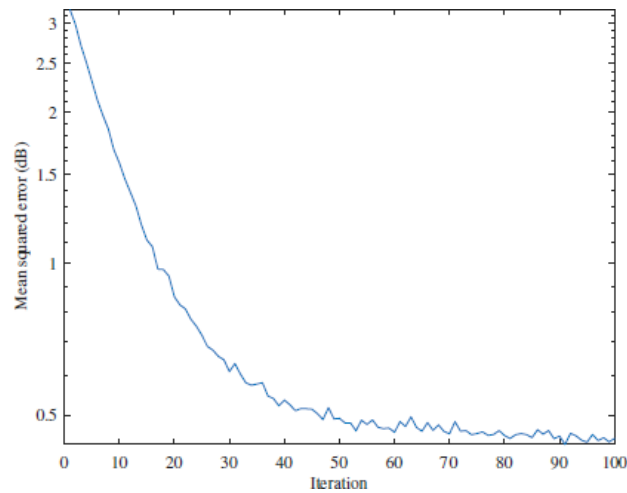


Figure 4- 10 Évaluation de MSE en fonction des itérations.

La figure 4-11 présente la comparaison entre l'AOA et le RBFNN en termes de débit en fonction du nombre d'utilisateurs. Il est clair que l'association AOA/RBFNN surpasse toujours l'AOA seul en termes de performance. En effet, chaque utilisateur bénéficie d'une amélioration substantielle du débit, ce qui peut être expliqué par l'efficacité accrue de la combinaison AOA/RBFNN. Cette amélioration est due à l'acquisition et à l'ajustement des résultats, ceci permet la diminution des erreurs de prédiction et l'optimisation du débit. En revanche, bien que l'AOA parvienne à trouver un bon compromis pour les utilisateurs, il ne parvient pas toujours à garantir le débit maximal possible en raison des incertitudes associées à l'exploration des solutions.

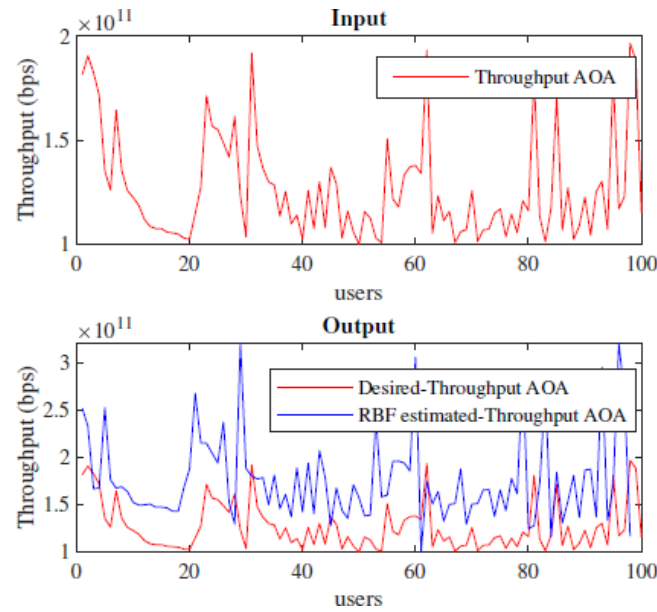


Figure 4- 11 Comparaison le débit d'entrée et de sortie de RBFNN.

La figure 4-12 compare la performance de l'AOA/RBFNN avec celle obtenue par l'AOA seul. Les résultats montrent que le débit augmente en fonction de l'amélioration du SINR. Cependant, notre méthode permet d'atteindre des vitesses plus élevées. L'intégration du RBFNN améliore la modélisation du débit en apprenant les relations complexes entre le SINR et les débits, ce qui permet d'obtenir des prévisions plus précises. Le RBFNN joue également un rôle primordial dans la réduction des variations de débit, en fournissant des résultats plus stables pour les utilisateurs dont le SINR varie. Ainsi, il agit comme un filtre qui optimise les solutions de l'AOA, en évitant les sauts de performance.

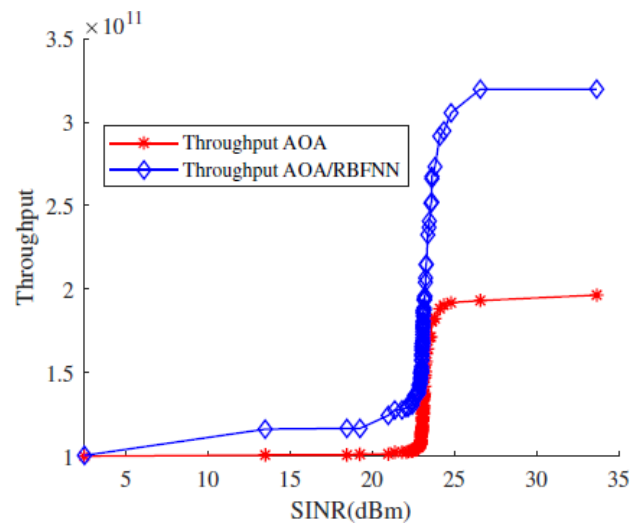


Figure 4- 12 Débit en fonction du rapport signal/bruit.

Les résultats du réseau, notamment la probabilité de retard, dépendent largement de l'efficacité des algorithmes de gestion des ressources et des mécanismes de régulation du trafic utilisés. Dans cette étude, nous comparons les probabilités de retard entre l'AOA et l'extension que nous proposons, où les résultats de l'AOA servent d'entrée pour le RBFNN. D'abord, l'AOA calcule la probabilité de retard en optimisant des paramètres clés du réseau, tels que le nombre d'utilisateurs et l'allocation des sous-porteuses. Une fois ces calculs effectués, les résultats optimaux (indiqués par le graphique rouge) sont ensuite transmis comme données d'entrée au RBFNN.

Le RBFNN utilise ces informations pour prédire des solutions plus efficaces face aux fluctuations du réseau, comme les variations du nombre d'utilisateurs et de la répartition des sous-porteuses. Grâce à son fonctionnement, le RBFNN parvient à maintenir une probabilité de retard faible, même dans des conditions fluctuantes (voir la figure 4-13). Cela met en évidence son efficacité dans la gestion des scénarios de congestion, tout en réduisant efficacement les retards dans le réseau.

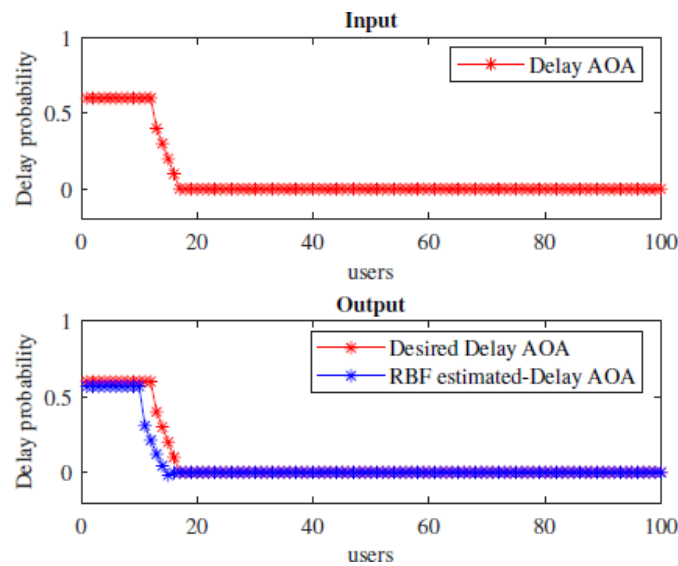


Figure 4- 13 Probabilité de retard en fonction des utilisateurs.

La figure 4-14 présente la probabilité de retard en fonction du SINR, et montre clairement que lorsque le SINR est faible, les utilisateurs expérimentent une mauvaise qualité de signal, avec davantage d'interférences et un signal plus faible. Cela entraîne des retards fréquents dans la transmission des données, dus à une diminution du débit et à un manque de ressources suffisantes. L'algorithme AOA améliore la répartition des ressources en fonction des conditions du canal, ce qui contribue à réduire les

retards et à garantir une transmission plus fluide. Toutefois, ses performances ne sont pas aussi efficaces que celles de l'algorithme AOA/RBFNN.

L'algorithme AOA a tendance à se retrouver coincé dans des solutions locales optimales, au lieu de trouver des solutions globales optimales, ce qui provoque une augmentation de la probabilité de retard. En revanche, l'algorithme AOA/RBFNN, après que les résultats de l'AOA aient été appris, optimise plus efficacement la gestion des ressources en fonction du SINR. Lorsque le SINR est élevé, la probabilité de retard chute considérablement et approche de zéro, ce qui suggère que cette combinaison permet une gestion des ressources beaucoup plus performante [87].

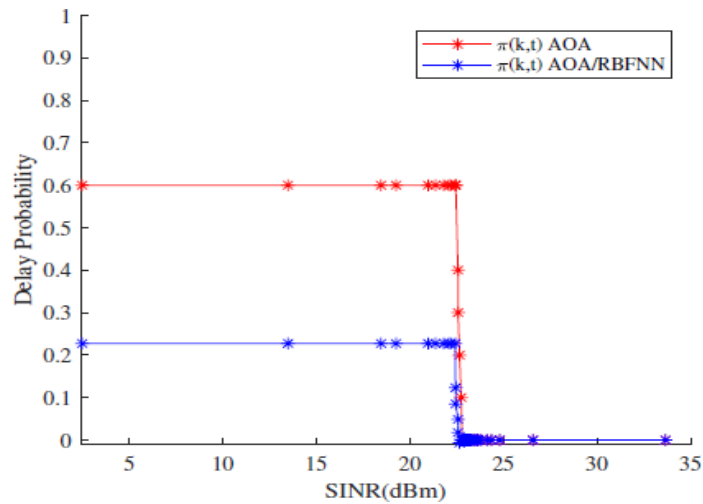


Figure 4- 14 Probabilité de retard en fonction du rapport signal/bruit.

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons exposé les résultats de nos travaux visant à résoudre les problèmes liés à l'insatisfaction des utilisateurs situés dans des zones critiques et à l'impact du nombre d'utilisateurs.

Tout d'abord, nous avons comparé quatre algorithmes évolutionnaires intelligents bien établis (GA, DE, PSO, DPSO) à un nouvel algorithme intelligent, l'AOA. Les résultats de la simulation ont présenté que l'algorithme AOA s'est révélé particulièrement efficace pour optimiser les performances en fonction du débit, du délai et de l'efficacité spectrale et énergétique.

Ensuite, nous avons étudié l'entraînement des résultats obtenus avec l'algorithme AOA à l'aide d'un réseau de neurones RBFNN. Ce réseau permet de prédire plus précisément la position des utilisateurs dans la cellule, tout en améliorant les performances de l'algorithme AOA.

Conclusion générale

Conclusion générale

La demande croissante en communications mobiles à haut débit a rendu nécessaire le déploiement massif des réseaux cellulaires. Cependant, cette densification peut conduire à une allocation inefficace des ressources. Dans cette recherche, nous avons montré qu'il est possible de résoudre le problème d'allocation en ajustant l'allocation des ressources en fonction de la localisation des utilisateurs et de leurs besoins. Pour y parvenir, nous avons employé des algorithmes évolutionnaires et des techniques d'optimisation dans une approche intelligente. L'objectif est d'assister les utilisateurs situés dans des conditions de canal défavorables, ayant un SINR faible, afin de répondre à leurs besoins, contrairement à ceux bénéficiant de meilleures conditions de canal.

Cette thèse a pour objectif de présenter diverses méthodes d'attribution des ressources, développées pour les réseaux cellulaires de nouvelle génération, tout en garantissant une QoS optimale. L'objectif est de proposer une répartition efficace et optimale des ressources pour accroître le débit et faire face à au nombre sans cesse croissant d'utilisateurs connectés à la station de base, tout en réduisant la latence.

Dans un premier temps, nous avons élaboré un modèle pour évaluer la performance de notre contribution. Ensuite, une analyse comparative de cinq algorithmes intelligents de gestion des ressources, inspirés par la nature, adaptés aux réseaux mobiles (GA, DE, PSO, DPSO, AOA). Cette analyse a été axée sur la résolution du problème de la distribution des ressources, la satisfaction des utilisateurs en termes de performances, en particulier pour ceux situés dans des zones critiques, En prenant en considération les contraintes associées à la QoS.

Les simulations ont montré que l'algorithme Archimède (AOA) a produit des résultats significatifs, prouvant son efficacité à trouver la solution optimale globale par rapport à d'autres méthodes d'optimisation et d'attribution des ressources. L'algorithme AOA a fait preuve d'une grande efficacité de recherche, réussissant à maintenir un bon équilibre entre exploration et exploitation. Cela démontre également

que l'algorithme AOA est flexible et capable de générer des solutions optimales pour une variété de problèmes.

Sur la base des résultats obtenus avec l'algorithme AOA, nous proposons une approche visant à améliorer l'allocation des ressources dans les réseaux 5G. Cette approche combine l'algorithme AOA avec les réseaux de neurones à fonction de base radiale (RBFNN), dans le but d'améliorer le débit et de réduire la probabilité de latence. Notre méthode, qui intègre l'AOA pour une évaluation efficace du débit et le RBFNN pour une optimisation supplémentaire de la distribution des ressources, permet de relever les défis majeurs liés à la gestion des différents services 5G, Notamment uRLLC (Ultra-Reliable Low Latency Communications), mMTC (Massive Machine-Type Communications) et eMBB (Enhanced Mobile Broadband). Chacun de ces services ayant des exigences spécifiques par rapport à la bande passante, de latence et de fiabilité.

Les résultats de la simulation ont démontré que notre méthode hybride surpasse systématiquement les techniques traditionnelles d'attribution des ressources AOA. Elle améliore la robustesse du système, réduit les délais et garantit une allocation plus équitable des ressources entre les utilisateurs. Cette approche offre une solution prometteuse pour les réseaux de nouvelle génération, en gérant efficacement les fluctuations de la demande des utilisateurs et en assurant des performances optimales dans des environnements 5G en constante évolution.

Une évolution prometteuse de cette recherche consiste à adopter une optimisation multi-objectifs, nécessaire pour répondre aux exigences variées et parfois contradictoires des réseaux 5G et 6G (QoS, énergie, équité, résilience, etc.). Cette approche permettrait d'améliorer la flexibilité et l'efficacité de l'allocation intelligente des ressources basée sur le modèle AOA–RBFNN, en l'adaptant mieux aux scénarios complexes et réels comme le slicing réseau, les applications à faible latence ou l'IoT dense.

Bibliographie

Bibliographie

- [1] Balyan V. Cooperative relay to relay communication using NOMA for energy efficient wireless communication. *Telecommun Syst.* 2021;77(2):271-81.
- [2] Amer A. Resource Allocation in NOMA-based cellular networks [dissertation]. Université Paris-Saclay; 2024.
- [3] Sylia Z, Cédric G, Amine OM, Abdelkrim K. Resource allocation in a multi-carrier cell using scheduler algorithms. In: *Proceedings of the IEEE 4th International Conference on Optimization and Applications*; 2018; Morocco. IEEE; 2018. p. 1-5. doi: 10.1109/ICOA.2018.8370525.
- [4] Pallois JP, Mérouane D. IA: rendre les réseaux mobiles intelligents. *Political Science.* 2018 Oct 18.
- [5] Hashim FA, Houssein EH, Hussain K, Mabrouk MS, Al-Atabany W. Honey Badger Algorithm: New metaheuristic algorithm for solving optimization problems. *Math Comput Simul.* 2022;192:84-110. doi: 10.1016/j.matcom.2021.08.013.
- [6] Mamane A, El Ghazi M, Mazer S, Bekkali M, Fattah M, Mahfoudi M. Study of the impact of different scheduling algorithms for femto-cells for real-time traffic in the 5G network. *Mediterr Rev Telecommun.* 2018;8(2). doi: 10.1109/ISIVC.2018.8709175.
- [7] López-Pérez D, De Domenico A, Piovesan N, Xinli G, Bao H, Qitao S, et al. A Survey on 5G Radio Access Network Energy Efficiency: Massive MIMO, Lean Carrier Design, Sleep Modes, and Machine Learning. *IEEE Commun Surv Tutor.* 2022;24(1):653-97. doi: 10.1109/COMST.2022.3142532.
- [8] Babu DV, Venkata S, Gireesh N, Chandra ML. Optimization of cluster head selection and enhancing energy efficiency in wireless sensor networks using

- novel metaheuristic algorithms. *Telecommun Radio Eng.* 2023;82(4). doi: 10.1615/TelecomRadEng.2023043935.
- [9] Kao S-J, Hsiao K-C, Chang F-M. Radio resource allocation using genetic algorithm in heterogeneous networks. *Int J Commun Syst.* 2019;32(15):e4089. doi: 10.1002/dac.4089.
 - [10] Yang Y, Zhang Q, Wang Y, Emoto T, Akutagawa M, Konaka S. Adaptive resources allocation algorithm based on modified PSO for cognitive radio system. *China Commun.* 2019;16(5):83-92. doi: 10.23919/j.cc.2019.05.007.
 - [11] Yu J. An Improved Particle Swarm Optimization for Evolving Feedforward Artificial Neural Networks. *Neural Process Lett.* 2007. doi: <https://doi.org/10.1007/s11063-007-9053-x>.
 - [12] Sylia Z, Gueguen C, Lamine B, Larbi T, Khireddine A. New strategy for resource allocation using PSO-PFS hybrid. *Int J Wirel Mob Comput.* 2020;18(2):175-82. doi: 10.1504/IJWMC.2020.105711.
 - [13] Mohammadian Z, Dehghani MJ, Eslami M. Efficient resource allocation algorithms for high energy efficiency with fairness among users in OFDMA networks. *Eng Sci Technol Int J.* 2020;23(5):982-8. doi: 10.1016/j.jestch.2020.01.003.
 - [14] Ghorbanzadeh M, Abdelhadi A, Ghorbanzadeh M, Abdelhadi A. Resource Allocation Without Channel. In: *Practical Channel-Aware Resource Allocation: With MATLAB and Python Code.* 2022. p. 31-70.
 - [15] Huang M, Leung VC, Liu A, Xiong NN. TMA-DPSO: Towards Efficient Multi-Task Allocation with Time Constraints for Next Generation Multiple Access. *IEEE J Sel Areas Commun.* 2022;40(5):1652-66. doi: 10.1109/JSAC.2022.3143205.

- [16] Xinzhe W, Yao W. A Discrete Particle Swarm Optimization Algorithm for Dynamic Scheduling of Transmission Tasks. *Appl Sci.* 2023;13(7):4353. doi: 10.3390/app13074353.
- [17] Aslan, M. . Archimedes optimization algorithm based approaches for solving energy demand estimation problem: a case study of Turkey. *Neural Computing and Applications*, 2023 35(26), 19627-19649.
- [18] Jun, D. Niyato. Revenue-optimal auction for resource allocation in wireless virtualization: A deep learning approach. *IEEE Trans Mob Comput.* 2020;21(4):1374-87.
- [19] Hajipour S, Habibi M, Beyranvand H. Artificial neural network-aided multiclass service provisioning and prioritization in eons. *IEEE Trans Netw Serv Manag.* 2022;19(4):4566-82.
- [20] Abualigah L, Diabat A, Mirjalili S, Abd Elaziz M, Gandomi AH. The arithmetic optimization algorithm. *Comput Methods Appl Mech Eng.* 2021;376:113609.
- [21] Chen M, Challita U, Saad W, Yin C, Debbah M. Artificial neural networks-based machine learning for wireless networks: A tutorial. *IEEE Commun Surv Tutor.* 2019;21(4):3039-71.
- [22] Zounemat-Kermani M, et al. Ensemble data mining modeling in corrosion of concrete sewer: A comparative study of network-based (MLPNN & RBFNN) and tree-based (RF, CHAID, & CART) models. *Adv Eng Inform.* 2020;43:101030.
- [23] Xiao X, Zheng X. A dynamic network resource demand predicting algorithm based on incremental design of RBF. *Procedia Comput Sci.* 2019;147:29-35.
- [24] Kumaresan SP, Tan CK, Ng YH. Efficient user clustering using a low-complexity artificial neural network (ANN) for 5G NOMA systems. *IEEE Access.* 2020;8:179307-16.

- [25] Zhang Y. Network function virtualization: concepts and applicability in 5G networks. John Wiley & Sons; 2018.
- [26] Chen M, Miao Y, Gharavi H, Humar I. Intelligent Traffic Adaptive Resource Allocation for Edge Computing-based 5G Networks. IEEE Trans Cogn Commun Netw. 2019;1-1. doi: 10.1109/tccn.2019.2953061.
- [27] Sachs J. 5G Ultra-Reliable and low latency communication. 2017. Available from: [http://cscn2017.ieeeescn.org/files/2017/08/Janne Peisa Ericsson CSCN2017.pdf](http://cscn2017.ieeeescn.org/files/2017/08/Janne_Peisa_Ericsson_CSCN2017.pdf).
- [28] Miao W, Min G, Wu Y, Huang H, Zhao Z, Wang H, Luo C. Stochastic Performance Analysis of Network Function Virtualisation in Future Internet. IEEE J Sel Areas Commun. 2019;37(3):613-26.
- [29] Anand A, De Veciana G, Shakkottai S. Joint Scheduling of URLLC and eMBB Traffic in 5G Wireless Networks. IEEE INFOCOM 2018;1970-78; Honolulu, HI, USA; 16-19 April 2018.
- [30] Austine A, Amel, Suji Pramila R. Hybrid Optimization Algorithm for Resource Allocation in LTE-Based D2D Communication. Comput Syst Sci Eng. 2023;46(2).
- [31] Manini M. Allocation de ressources et ordonnancement dans les réseaux de 5ème génération [dissertation]. Rennes 1; 2021.
- [32] Gupta, R., Kumari, A., & Tanwar, S. (2021). Fusion of blockchain and artificial intelligence for secure drone networking underlying 5G communications. Transactions on Emerging Telecommunications Technologies, 32(1), e4176.
- [33] Hambebo BM, Carvalho MM, Ham FM. Performance evaluation of static frequency reuse techniques for OFDMA cellular networks. In: Networking, Sensing and Control (ICNSC), IEEE 11th International Conference on; 2014. p. 355-60.

- [34] Skiribou C. Canal de propagation 5G et mécanisme de contrôle d'intégrité : application à la localisation sûre des rames dans un tunnel. Electromagnétisme. Sorbonne Université; Université Cadi Ayyad (Marrakech, Maroc); 2018.
- [35] Tabbane S. Reseaux Mobiles. Hermes; 1996.
- [36] Salaün L. Resource allocation and optimization for the non-orthogonal multiple access. Networking and Internet Architecture [cs.NI]. Institut Polytechnique de Paris; 2020.
- [37] Farah J, Sfeir E, Nour CA, Douillard C. New resource allocation techniques for base station power reduction in orthogonal and non-orthogonal multiplexing systems. IEEE Int Conf Commun Workshops (ICC Workshops); 2017. p. 618-24.
- [38] Khan SA, Kavak A, Küçük K. A novel fractional frequency reuse scheme for interference management in LTE-A HetNets. IEEE Access. 2019;7:109662-72.
- [39] Hamza AA. Amélioration des techniques d'accès multiple non-orthogonales coopératives (CNOMA) et renforcement de la sécurité de la couche physique pour les systèmes sans fil au-delà de la 5G (B5G) et des futurs réseaux de Santé. 2023.
- [40] B D, ja mel. Démystifier le Machine Learning, Partie 2 : les Réseaux de Neurones artificiels. 2019.
- [41] Nikolaos L. Machine Learning Techniques for Online Resource Allocation in Wireless Networks. Optimization and Control [math.OC]. Sorbonne Université; 2019.
- [42] El Amine A. Radio resource allocation in 5G cellular networks powered by the smart grid and renewable energies. Artif Intell [cs.AI]. École nationale supérieure Mines-Télécom Atlantique; 2019.
- [43] Ayoughi SA, et al. Interference mitigation for ultrareliable low-latency wireless communication. IEEE J Sel Areas Commun. 2019;37(4):869-80.

- [44] Miozzo M, Dini P. Layered learning radio resource management for energy harvesting small base stations. In: IEEE 87th Vehicular Technology Conference (VTC Spring); 2018. p. 1-6.
- [45] Hebb D. The Organization of Behavior. New York: Wiley; 1949.
- [46] Mouelhi-Chibani W. Apprentissage autonome de réseaux de neurones pour le pilotage en temps réel des systèmes de production basé sur l'optimisation via simulation. Réseau de neurones [cs.NE]. Université Blaise Pascal - Clermont-Ferrand II; 2009.
- [47] Fissah B. Modélisation de la résistance au choc thermique d'un matériau fragile: céramique de type alumine (Al_2O_3) [dissertation]. Université Echahid Cheikh Larbi-Tebessi-Tébessa; 2023.
- [48] Sakat R, Saadoon R, Abbod M. Load balancing using neural networks approach for assisted content delivery in heterogeneous network. In: Intelligent Systems and Applications: Proceedings of the 2019 Intelligent Systems Conference (IntelliSys) Volume 2. Springer International Publishing; 2020.
- [49] Naikwadi MH, Patil KP. A survey of artificial neural network based spectrum inference for occupancy prediction in cognitive radio networks. In: 2020 4th International Conference on Trends in Electronics and Informatics (ICOEI); 2020. p. 48184.
- [50] Khan S, Naseem I, Togneri R, et al. Un nouveau noyau adaptatif pour les réseaux neuronaux RBF. *Processus de signal Circuits Syst.* 2017;36:1639-53. doi: 10.1007/s00034-016-0375-7.
- [51] Ahmed F, YH et al. Optimized Downlink Scheduling over LTE Network Based on Artificial Neural Network. *Comput.* 2023;12(9):179.
- [52] Lim EA, Tan WH, Junoh AK. An improved radial basis function networks based on quantum evolutionary algorithm for training nonlinear datasets. *IAES Int J Artif Intell.* 2019;8(2):120.

- [53] Pei E, Yang G. A Deep Learning based Resource Allocation Algorithm for Variable Dimensions in D2D-Enabled Cellular Networks. In: 2020 IEEE/CIC International Conference on Communications in China (ICCC); 2020. p. 277-82. doi: 10.1109/ICCC49849.2020.9238799.
- [54] Albadr MA, et al. Genetic algorithm based on natural selection theory for optimization problems. *Symmetry*. 2020;12(11):1758.
- [55] Bansod R, Shastry A, Kumar B, Mishra PK. GA-Based Resource Allocation Scheme for D2D Communication for 5G Networks. In: 2018 International Conference on Inventive Research in Computing Applications (ICIRCA); 2018. p. 748-52. doi: 10.1109/icirca.2018.8597186.
- [56] Sahraoui S. Parallélisation de l'Algorithme à Evolution Différentielle d'optimisation Mono-objectif. 2020.
- [57] Kennedy J, Eberhart RC. Particle swarm optimization. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks; 1995. p. 1942-48. doi: 10.1109/ICNN.1995.488968.
- [58] Kacimi MA, Guenounou O, Brikh L, Yahiaoui F, Hadid N. New mixed-coding PSO algorithm for a self-adaptive and automatic learning of Mamdani fuzzy rules. *Eng Appl Artif Intell*. 2020. doi: 10.1016/j.engappai.2019.103417.
- [59] Pradeepmon TG, Panicker VV, Sridharan R. Parameter Selection of Discrete Particle Swarm Optimization Algorithm for the Quadratic Assignment Problems. *Procedia Technol*. 2016;25:998-1005. doi: 10.1016/j.protcy.2016.08.199.
- [60] Hashim FA, Hussain K, Houssein EH, Mabrouk MS, Al-Atabany W. Archimedes optimization algorithm: a new metaheuristic algorithm for solving optimization problems. *Appl Intell*. 2020;51:1531-51. doi: 10.1007/s10489-020-01893-z.

- [61] Zaidi N, Sylia Z, Zenadji A, Hamida FH, et al. Resource Allocation for 5G Mobile Communication Based NOMA using Evolutionary Approach. *Telecommunication and Radio Engineering*. DOI: 10.1615/TelecomRadEng.2025053207.
- [62] Ali MH, Soliman AMA, Elsayed SK. Optimal power flow using Archimedes optimizer algorithm. *Int J Power Electron Drive Syst (IJPEDS)*. 2022. doi: 10.11591/ijpeds.v13.i3.pp1390-1405.
- [63] Hashim FA, Hussain K, Houssein EH, Mabrouk MS, Al-Atabany W. Archimedes optimization algorithm: a new metaheuristic algorithm for solving optimization problems. *Appl Intell*. 2020. doi: 10.1007/s10489-020-01893-z.
- [64] Sadou B, Alhak Alqudami D, Zaaimea MZ. Study of modulation techniques for next-generation 5G mobile networks. [dissertation]. Université de Jijel; 2020.
- [65] Xiao X, Tao X, Lu J. Energy-Efficient Resource Allocation in LTE-Based MIMO-OFDMA Systems With User Rate Constraints. *IEEE Trans Veh Technol*. 2015;64(1):185-97. doi: 10.1109/tvt.2014.2319078.
- [66] Khan WU, Imtiaz N, Ullah I. Joint optimization of NOMA-enabled backscatter communications for beyond 5G IoT networks. *Internet Technol Lett*. 2021;4(2):e265.
- [67] Kumar A, et al. A survey on NOMA techniques for 5G scenario. In: *Proceedings of the International Conference on Advances in Electronics, Electrical & Computational Intelligence (ICAEEC)*; 2019.
- [68] Tabassum H, Hossain E, Hossain MJ. Modeling and Analysis of Uplink Non-Orthogonal Multiple Access (NOMA) in Large-Scale Cellular Networks Using Poisson Cluster Processes. *IEEE Trans Commun*. 2017.
- [69] Benammar B, Amraoui A. Application of artificial intelligence in cognitive radio networks. In: *Intelligent network management and control: smart*

security, multi-criteria optimization, Cloud Computing, Internet of Vehicles, radio intelligente. 2020. p. 233.

- [70] Kao SJ, Hsiao KC, Chang FM. Radio resource allocation using genetic algorithm in heterogeneous networks. *Int J Commun Syst*. 2019.
- [71] Ragaleux A, Baey S. Resource Allocation in pre-5G Cellular Networks. *ALGOTEL 2016 - 18th Rencontres Francophones sur les Aspects Algorithmiques des Télécommunications*, Bayonne, France. 2016. Available from: {hal-01302444}.
- [72] Fozooni A, et al. An Analysis of the Operation Factors of Three PSO-GA-ED Meta-Heuristic Search Methods for Solving a Single-Objective Optimization Problem. *Comput Intell Neurosci*. 2022;2022:2748215.
- [73] Choudhary A, Kumar M, Gupta MK, et al. Mathematical modeling and intelligent optimization of submerged arc welding process parameters using hybrid PSO-GA evolutionary algorithms. *Neural Comput Appl*. 2020;32:5761-74. doi: 10.1007/s00521-019-04404-5.
- [74] Amiri P. Discrete particle swarm optimization for flexible flow line scheduling. [dissertation]. Clemson University; 2015.
- [75] Pradeepmon TG, Panicker VV, Sridharan R. Parameter selection of discrete particle swarm optimization algorithm for the quadratic assignment problems. *Procedia Technol*. 2016;25:998-1005.
- [76] Zaidi N, Zenadji S, Djafri Z, Brikh L. Allocation resource using new intelligent algorithm: discrete particle swarm optimization (DPSO). In: *International Conference on Electrical Engineering and Advanced Technology (ICEEAT)*; Batna, Algeria; 2023. p. 1-5. doi: 10.1109/ICEEAT60471.2023.10426443.
- [77] Lu D, Ricciuto D, Stoyanov M, Gu L. Calibration of the E3SM Land Model Using Surrogate-Based Global Optimization. *J Adv Model Earth Syst*. 2018.

- [78] Tabassum H, Hossain E, Hossain MJ. Modeling and Analysis of Uplink Non-Orthogonal Multiple Access (NOMA) in Large-Scale Cellular Networks Using Poisson Cluster Processes. *IEEE Trans Commun.* 2017.
- [79] Randa J. Compromis efficacité énergétique et efficacité spectrale pour les objets communicants autonomes. [dissertation]. Université de Nantes; 2017.
- [80] Brik B, Boutiba K, Ksentini A. Deep learning for b5g open radio access network: Evolution, survey, case studies, and challenges. *IEEE Open J Commun Soc.* 2022;3:228-50.
- [81] Khan BS, Jangsher S, Hussain N, Arafah MA. Artificial neural network-based joint mobile relay selection and resource allocation for cooperative communication in heterogeneous network. *IEEE Syst J.* 2022;16(4):5809-20.
- [82] Kumaresan SP, Tan CK, Ng YH. Efficient user clustering using a low complexity artificial neural network (ANN) for 5G NOMA systems. *IEEE Access.* 20
- [83] Ford, R., Zhang, M., Mezzavilla, M., Dutta, S., Rangan, S., & Zorzi, M. (2016). Achieving Ultra-Low Latency in 5G Millimeter Wave Cellular Networks 2016.
- [84] Simeone, O., Maeder, A., Peng, M., Sahin, O., & Yu, W. (2015). Cloud Radio Access Network: Virtualizing Wireless Access for Dense Heterogeneous Systems 2015.
- [85] Rochman, M. I., Ye, W., Zhang, Z.-L., & Ghosh, M. A Comprehensive Real-World Evaluation of 5G Improvements over 4G in Low- and Mid-Bands 2023.
- [86] Ahamed, Md Maruf, and Saleh Faruque. "5G network coverage planning and analysis of the deployment challenges." *Sensors* 21.19 (2021): 6608.
- [87] Zaidi.N , Zenadji S., Ouamri M. A., Singh D. and FERHAT. HAMIDA. A, "CARRAS: Combined AOA and RBFNN for Resource Allocation in Single Site 5G Network," in *IEEE Transactions on Network and Service Management*, doi: 10.1109/TNSM.2025.357379

- [88] RENAULT, Gabriel. *Combinatorial games on graphs*. 2013. Thèse de doctorat. Université Sciences et Technologies-Bordeaux I.

- [89] Alkama D, Berkouk S, *Nouvelle approche pour l'optimisation de l'allocation des ressources dans les réseaux cellulaires*, mémoire de master, Université Abderrahmane Mira – Béjaïa, 2020.

Résumé

Les progrès significatifs dans les applications mobiles et la demande croissante des utilisateurs ont mis en évidence la nécessité de solutions de conception optimales dans les réseaux 5G. L'allocation des ressources est un enjeu majeur pour ces réseaux, où une station de base alloue des ressources à un ensemble d'utilisateurs géographiquement dispersés dans une cellule afin d'atteindre un objectif global. Une allocation optimale des ressources est cruciale pour maximiser les performances du réseau sans fil, en termes de débit, de latence, d'efficacité spectrale et énergétique. Cet objectif ne peut être atteint que par l'amélioration des techniques traditionnelles de mise en réseau grâce à l'intelligence artificielle. Dans ce contexte, cette thèse propose des améliorations en adoptant une approche hybride. Nous proposons une nouvelle technique d'allocation des ressources intégrant un réseau neuronal à fonction de base radiale (RBFNN), associé à l'algorithme d'optimisation Archimède (AOA). Le RBFNN est conçu pour optimiser et anticiper les besoins des utilisateurs, afin de réaffecter les ressources de manière optimale. Les résultats des simulations montrent que l'allocation des ressources utilisant l'algorithme AOA-RBFNN permet une distribution efficace du débit avec un temps de latence réduit. De plus, elle permet de prédire les demandes des utilisateurs, tout en améliorant l'utilisation des ressources disponibles et en évitant leur gaspillage.

Mots clés : allocation de ressources; réseau cellulaire; 5G; intelligence artificielle; AOA- RBFNN.

Abstract

The significant advancements in mobile applications and the growing demand from users have highlighted the need for optimal design solutions in 5G networks. Resource allocation is a key issue for these networks, where a base station allocates resources to a set of geographically dispersed users in a cell to achieve a global objective. Optimal resource allocation is crucial to maximize the performance of wireless networks in terms of throughput, latency, spectral efficiency, and energy efficiency. This goal can only be achieved by improving traditional networking techniques through artificial intelligence. In this context, this thesis proposes improvements by adopting a hybrid approach. We present a new resource allocation technique that integrates a radial basis function neural network (RBFNN) with the Archimedes optimization algorithm (AOA). The RBFNN is designed to optimize and anticipate user needs, in order to reallocate resources efficiently. Simulation results show that resource allocation using the AOA-RBFNN algorithm provides efficient throughput distribution with reduced latency. Additionally, it allows for predicting user demands while improving the use of available resources and avoiding resource wastage.

Keywords: Resource allocation; Cellular network; 5G; artificial intelligence; AOA-RBFNN.

ملخص

لقد أظهر التقدم الملحوظ في تطبيقات الهواتف المحمولة والزيادة المستمرة في الطلب من المستخدمين الحاجة إلى حلول تصميم مثالية لشبكات الجيل الخامس. يُعتبر تخصيص الموارد قضية أساسية لهذه الشبكات، حيث تقوم المحطة الأساسية بتوزيع الموارد على مجموعة من المستخدمين المنتشرين جغرافياً ضمن الخلية بهدف تحقيق أهداف عامة. إن التخصيص الأمثل للموارد يعد أمراً بالغ الأهمية لتعزيز أداء الشبكة اللاسلكية، سواء من حيث معدل الإرسال أو زمن الوصول أو الطيفية وكفاءة الطاقة. ولا يمكن تحقيق هذا الهدف إلا من خلال تحسين تقنيات الشبكات التقليدية باستخدام الذكاء الاصطناعي. في هذا الإطار، نقترح هذه الأطروحة إدخال تحسينات عبر اعتماد نهج هجين. نقترح تقنية جديدة لتخصيص الموارد تجمع بين الشبكة العصبية ذات الدالة الأساسية الشعاعية وخوارزمية التحسين أرخميدس تم تصميم الشبكات العصبية لتحسين وتوقع احتياجات المستخدمين بهدف إعادة تخصيص الموارد بشكل مثالي. وقد أظهرت نتائج المحاكاة أن تخصيص الموارد باستخدام هذه الخوارزمية يسمح بتوزيع فعال لمعدل الإرسال مع تقليل زمن الكمون. بالإضافة إلى ذلك، يساهم في التنبؤ باحتياجات المستخدمين، مما يعزز استخدام الموارد المتاحة ويمنع هدرها.

الكلمات المفتاحية : تخصيص الموارد، الشبكة الخلوية، شبكات الجيل الخامس، الذكاء الاصطناعي، الدالة الأساسية الشعاعية خوارزمية التحسين أرخميدس "س".