

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية
الشعبية

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

وزارة التعليم العالي والبحث
العلمي

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

جامعة سعيدة — د. الطاهر مولاي —

Université Saïda — Dr. Tahar Moulay —
Faculté de Technologie



MEMOIRE

Présenté pour l'obtention du **Diplôme** de **MASTER** en Télécommunications

Spécialité : Réseaux de télécommunication

Par : M. MAHIEDDINE Mohamed Oussama
M. HADDAD Youcef

Algorithmes génétiques pour l'allocation de ressources dans les réseaux mobiles

Soutenu, le 17 /06/ 2026, devant le jury composé de :

M. MANSOURI	Prof.	Président
M. MOKADEM Djelloul	MCB	Rapporteur
M. GUENDDOUZ	MCA	Examineur

2025 / 2026

ملخص

يُشكل النمو الأسّي لحركة بيانات الهاتف المحمول، الناجم عن التعايش بين خدمات الجيل الرابع LTE الموروثة وتقنيات الجيل الخامس 5G NR الحديثة، تحديات غير مسبقة في مجال إدارة موارد الراديو. (RRM) تُولي استراتيجيات التخصيص التقليدية — كـ (PF) Proportional Fair و Round Robin (RR) الأولوية للكفاءة الطيفية الخام على حساب عدالة جودة الخدمة (QoS) بين أنواع الخدمات المختلفة.

تُقدم هذه المذكرة دراسةً معمّقة لإطار عمل مبنّي على الخوارزميات الجينية (GA) لتخصيص كتل الموارد (RBs) في شبكة هجينة مختلطة من الجيل الرابع والخامس، مُعزّزة باستراتيجية تقطيع الشبكة (Network Slicing) التي تفرض عزلاً صارماً بين فئات الخدمة. يُقَيَّم النظام في سيناريو محاكاة يضم 300 مستخدم (142 من الجيل الرابع الموروث، 91 من 5G-eMBB، 67 من 5G-URLLC) يتنافسون على 50 كتلة موارد بعرض 180 كيلومتر لكل منها، داخل خلية بأبعاد 3000×3000 متر.

تُبيّن النتائج التجريبية أن مقارنة GA-Slicing المقترحة تحقق تحسّناً بنسبة 109.8% في عدد المستخدمين المُرضى من حيث جودة الخدمة (128 مقابل 61) مقارنةً بالتخصيص التقليدي المرجعي، مع الحفاظ على صفر انتهاكات للعزل. وعلى الرغم من أن المُخصّص التقليدي يُنتج معدل نقل إجمالياً أعلى (2976.0 مقابل 1310.4 ميغابت/ثانية)، يعود هذا التفوق إلى تجاهله لقيود معدل النقل لكل مستخدم وتمييز الأولويات. يوفر إطار الخوارزمية الجينية توازناً أمثل من نوع Pareto بين الكفاءة الطيفية وعدالة الخدمة.

الكلمات المفتاحية

الخوارزمية الجينية، إدارة الموارد اللاسلكية، تقطيع الشبكة (Network Slicing)، الجيل الرابع (4G LTE)، الجيل الخامس (5G NR)، تخصيص كتل الموارد، جودة الخدمة (QoS)، خدمات النطاق العريض المتطور (eMBB)، الاتصالات فائقة الموثوقية وزمن الانتقال المنخفض (URLLC)، الشبكات غير المتجانسة، الأمثلية التوليفية، عدالة الخدمة.

Abstract

The exponential growth of mobile data traffic, driven by the coexistence of legacy 4G LTE and emerging 5G New Radio (NR) services, poses unprecedented challenges for radio resource management. Conventional allocation strategies prioritize raw spectral efficiency at the expense of QoS fairness. This thesis presents a Genetic Algorithm-based framework for Resource Block allocation in a mixed 4G/5G heterogeneous network, augmented by Network Slicing. Results demonstrate a 109.8% improvement in QoS-satisfied users compared to a classic baseline, while maintaining zero isolation violations, offering a Pareto-optimal balance between spectral efficiency and service fairness.

Keywords:

Genetic Algorithm, Radio Resource Management, Network Slicing, 4G LTE, 5G NR, QoS, eMBB, URLLC, Heterogeneous Networks.

Résumé

La croissance exponentielle du trafic de données mobiles, alimentée par la coexistence des services 4G LTE hérités et des nouvelles technologies 5G New Radio (NR), pose des défis sans précédent pour la gestion des ressources radio (GRR). Les stratégies d'allocation conventionnelles – telles que Proportional Fair (PF) et Round Robin (RR) – privilégient l'efficacité spectrale brute au détriment de l'équité de la Qualité de Service (QoS) entre les différents types de services hétérogènes.

Ce mémoire présente une étude approfondie d'un cadre basé sur les Algorithmes Génétiques (AG) pour l'allocation des Blocs de Ressources (RBs) dans un réseau hétérogène 4G/5G mixte, augmenté d'une stratégie de Network Slicing qui impose une isolation stricte entre les classes de service. Le système est évalué sur un scénario simulé comprenant 300 utilisateurs ($142 \times$ 4G hérités, $91 \times$ 5G-eMBB, $67 \times$ 5G-URLLC) en compétition pour 50 RBs de 180 kHz chacun dans une cellule de 3000×3000 m.

Les résultats expérimentaux démontrent que l'approche AG-Slicing proposée atteint une amélioration de 109,8% du nombre d'utilisateurs satisfaits en termes de QoS (128 vs 61) par rapport à une allocation classique de référence, tout en maintenant zéro violation d'isolation. Bien que l'allocateur classique produise un débit agrégé plus élevé (2976,0 vs 1310,4 Mbps), cet avantage découle de l'ignorance des contraintes de débit par utilisateur et de la différenciation de priorité. Le cadre AG fournit un équilibre Pareto-optimal entre l'efficacité spectrale et l'équité de service.

Mots-clés :

Algorithme Génétique, Gestion des Ressources Radio, Network Slicing, 4G LTE, 5G NR, Allocation des Blocs de Ressources, QoS, eMBB, URLLC, Réseaux Hétérogènes, Optimisation Combinatoire, Équité de Service.

Dédicace

À mes parents, pour leur soutien indéfectible et leurs sacrifices sans mesure,

À mon frère et ma sœur, pour leurs encouragements constants,

À tous mes amis et collègues qui ont partagé ce parcours,

Je dédie ce travail.

M.Oussama

Je dédie ce modeste travail à mes très chers parents, à mon frère Ismaïl ainsi qu'à mes sœurs,

À mon épouse et à mes filles Hadeel, Israa, Malak et Tasnim, pour leur amour, leur soutien,

leurs encouragements et leur confiance tout au long de mon parcours,

À toute ma famille et à toutes les personnes qui m'ont soutenu de près ou de loin dans la réalisation de ce mémoire.

Avec toute ma gratitude et mon affection.

H.Youcef

Remerciements

Nous tenons à exprimer notre profonde gratitude à notre directeur de mémoire, le Docteur Djelloul Mokadem, enseignant-chercheur au Département des Télécommunications de l'Université Dr. Moulay Tahar de Saïda et membre du Laboratoire GeCoDe, pour sa disponibilité, ses conseils avisés, sa rigueur scientifique et l'encadrement bienveillant qu'il nous a accordé tout au long de la réalisation de ce travail. Ses orientations et ses remarques pertinentes ont été déterminantes pour mener à bien cette recherche.

Nous remercions vivement les membres du jury qui ont accepté d'évaluer ce travail et de lui consacrer leur temps précieux. Leurs observations et leurs commentaires constructifs contribueront à améliorer la qualité de ce mémoire.

Nos remerciements vont également à l'ensemble du corps enseignant du Département des Télécommunications de l'Université Dr. Moulay Tahar de Saïda, dont les enseignements de qualité ont constitué le socle de notre formation en Master Télécommunications. Chaque cours dispensé a contribué, directement ou indirectement, à l'élaboration de ce mémoire.

Enfin, nous remercions nos familles et nos proches pour leur soutien moral et affectif tout au long de notre cursus universitaire. Leurs encouragements constants ont été une source d'énergie et de persévérance dans les moments difficiles.

Table des Matières

Résumé	ii
Dédicace	iii
Remerciements	iv
Liste des Figures	vii
Liste des Tableaux	viii
Liste des Abréviations	ix
Introduction Générale	1
Chapitre 1 : État de l'Art et Contexte Général	5
1.1 Évolution des réseaux mobiles : de la 4G à la 5G	6
1.2 Architecture des réseaux 4G LTE	8
1.3 Architecture des réseaux 5G NR	11
1.4 Services 5G : eMBB, URLLC et mMTC	14
1.5 Gestion des Ressources Radio (GRR)	17
1.6 Algorithmes d'allocation classiques	19
1.7 Network Slicing : concept et architecture	22
1.8 Métaheuristiques pour l'optimisation réseau	25
1.9 Revue des travaux récents	28
1.10 Positionnement du travail	31
Chapitre 2 : Modélisation du Système	33
2.1 Topologie du réseau simulé	34
2.2 Classification des utilisateurs et exigences QoS	36
2.3 Modèle de canal radio	39

2.4 Architecture de découpage réseau (Network Slicing)	42
2.5 Formulation mathématique du problème	44
Chapitre 3 : Conception de l'Algorithme Génétique	47
3.1 Principes fondamentaux des algorithmes génétiques	48
3.2 Encodage du chromosome (slice-aware)	51
3.3 Initialisation de la population	53
3.4 Évaluation de la fonction de fitness	54
3.5 Opérateurs génétiques	57
3.6 Élitisme et critère d'arrêt	61
3.7 Récapitulatif des hyperparamètres	62
Chapitre 4 : Résultats Expérimentaux et Analyse	63
4.1 Environnement de simulation et jeu de données	64
4.2 Comparaison globale : Classique vs AG-Slicing	66
4.3 Analyse par tranche de service	69
4.4 Compromis débit / équité (Trade-off Pareto)	72
4.5 Analyse de convergence de l'AG	75
4.6 Analyse de sensibilité des hyperparamètres	76
4.7 Complexité calculatoire et perspectives temps réel	78
4.8 Discussion et implications pratiques	79
Conclusion Générale et Perspectives	82
Références Bibliographiques	85
Annexe A : Description du Jeu de Données	91

Liste des Figures

Figure 2.1 : Architecture du système : Réseau hétérogène 4G/5G monocellulaire avec	29
Figure 2.2 : Distribution géographique des utilisateurs (4G, 5G-eMBB, 5G-URLLC)	30
Figure 2.3 : Extrait de la matrice de taux de canal : 30 premiers utilisateurs sur 50 RB	39
Figure 3.1 : (a) Codage entier du chromosome avec domaines de gènes restreints par	45
Figure 3.2 : Organigramme complet de l'AG illustrant l'initialisation sensible	44
Figure 4.1 : Comparaison des métriques clés : débit total, utilisateurs satisfaits, violations ...	49
Figure 4.2 : Allocateur classique (Max-C/I) vs. AG-Slicing : (a) débit agrégé 2976 vs. 1310 ...	50
Figure 4.3 : Taux de satisfaction par type d'utilisateur : algorithme classique vs Network ...	51
Figure 4.4 : Distribution des débits alloués : algorithme classique (gauche) vs Network	53

Liste des Tableaux

Tableau 1.1 : Comparaison des générations de réseaux mobiles	16
Tableau 1.2 : Comparaison 4G LTE-A vs 5G NR	19
Tableau 1.3 : Exigences QoS des services 5G	20
Tableau 1.4 : Comparaison des algorithmes d'allocation classiques	23
Tableau 1.5 : Comparaison des métaheuristiques pour la GRR	26
Tableau 2.1 : Paramètres de simulation du réseau	31
Tableau 2.2 : Classification des utilisateurs et niveaux de priorité	32
Tableau 2.3 : Partitionnement des RBs par tranche (Network Slicing)	36
Tableau 3.1 : Hyperparamètres de l'algorithme génétique	46
Tableau 4.1 : Comparaison des performances : Classique vs AG-Slicing	48
Tableau 4.2 : Taux de satisfaction par tranche de service (AG-Slicing)	50
Tableau 4.3 : Comparaison de l'indice d'équité	54
Tableau 4.4 : Analyse de sensibilité aux hyperparamètres	55
Tableau 4.5 : Estimation de la complexité calculatoire par génération	56

Liste des Abréviations

Abréviation	Signification
3GPP	3rd Generation Partnership Project
4G	Quatrième Génération de réseau mobile
5G	Cinquième Génération de réseau mobile
AG	Algorithme Génétique
AMF	Access and Mobility Management Function
BS	Base Station (Station de Base)
C/I	Carrier-to-Interference Ratio (Rapport Porteuse sur Interférence)
CP	Cyclic Prefix (Préfixe Cyclique)
CQI	Channel Quality Indicator (Indicateur de Qualité de Canal)
DL	Downlink (Liaison Descendante)
DRL	Deep Reinforcement Learning (Apprentissage par Renforcement Profond)
eMBB	enhanced Mobile Broadband (Haut Débit Mobile Amélioré)
eNB / eNodeB	evolved Node B (Station de Base 4G LTE)
EPC	Evolved Packet Core (Cœur de Réseau 4G)
E-UTRAN	Evolved Universal Terrestrial Radio Access Network
gNB / gNodeB	next-generation Node B (Station de Base 5G)
GRR	Gestion des Ressources Radio
ITU	International Telecommunication Union
JFI	Jain Fairness Index (Indice d'Équité de Jain)
LTE	Long-Term Evolution (4G)
mMTC	massive Machine-Type Communications

mmWave	Millimetre Wave (Ondes millimétriques)
MIMO	Multiple-Input Multiple-Output
NR	New Radio (5G)
NSGA-II	Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II
O-RAN	Open Radio Access Network
OFDM	Orthogonal Frequency-Division Multiplexing
OFDMA	Orthogonal Frequency-Division Multiple Access
PF	Proportional Fair (Équité Proportionnelle)
PSO	Particle Swarm Optimization (Optimisation par Essaim de Particules)
QoS	Quality of Service (Qualité de Service)
RB	Resource Block (Bloc de Ressource)
RRM	Radio Resource Management
RR	Round Robin
SA	Simulated Annealing (Recuit Simulé)
SDR	Software-Defined Radio (Radio Définie par Logiciel)
SLA	Service Level Agreement (Accord de Niveau de Service)
SMF	Session Management Function
SNR	Signal-to-Noise Ratio (Rapport Signal sur Bruit)
TTI	Transmission Time Interval
UE	User Equipment (Équipement Utilisateur)
UL	Uplink (Liaison Montante)
URLLC	Ultra-Reliable Low-Latency Communication

Introduction Générale

Contexte général

Le développement des réseaux de communication mobile représente l'une des évolutions technologiques les plus significatives de ces dernières décennies. Depuis l'émergence des premiers réseaux cellulaires analogiques de première génération (1G) dans les années 1980, jusqu'aux réseaux 5G New Radio (NR) aujourd'hui en plein déploiement à travers le monde, chaque nouvelle génération a apporté des capacités radicalement supérieures en termes de débit, de latence, de densité de connexions et de diversité des services supportés.

La quatrième génération de réseaux mobiles (4G LTE – Long-Term Evolution), standardisée par le 3rd Generation Partnership Project (3GPP) à partir du Release 8, a établi la connectivité mobile haut débit comme une infrastructure de communication universelle. Elle a permis l'essor des services vidéo mobiles, des réseaux sociaux, du commerce électronique mobile et des premiers cas d'usage de l'Internet des Objets (IoT). Avec des débits théoriques atteignant 150 Mbps en liaison descendante dans les configurations MIMO 2×2, le 4G LTE a transformé profondément les usages numériques quotidiens à l'échelle mondiale.

Cependant, la demande croissante en données mobiles – l'Union Internationale des Télécommunications (ITU) prévoit un trafic dépassant 5 000 exaoctets par mois à l'horizon 2030 [S5] – et l'émergence de nouvelles applications critiques (véhicules autonomes, chirurgie à distance, usines intelligentes, réalité augmentée/virtuelle) ont rapidement révélé les limites du 4G LTE face à la diversité et à la complexité des besoins futurs.

C'est dans ce contexte que la cinquième génération de réseaux mobiles (5G NR) a été standardisée par le 3GPP à partir du Release 15 (2018) [S1, S3]. La 5G NR introduit trois grandes familles de services : l'eMBB (enhanced Mobile Broadband) pour les applications nécessitant des débits très élevés (jusqu'à 20 Gbps en liaison descendante), l'URLLC (Ultra-Reliable Low-Latency Communication) pour les applications critiques nécessitant une latence inférieure à 1 ms et une fiabilité de 99,999%, et le mMTC

(massive Machine-Type Communications) pour les réseaux de capteurs IoT à très haute densité. Cette hétérogénéité des services constitue l'un des défis fondamentaux de la 5G.

Problématique

Un défi central dans l'exploitation des réseaux 4G/5G est la Gestion des Ressources Radio (GRR) : l'allocation efficace des ressources physiques limitées de la couche physique — spécifiquement les Blocs de Ressources (RBs) dans la grille fréquence-temps OFDMA — à une population hétérogène d'utilisateurs présentant des exigences QoS diverses et souvent conflictuelles.

Les utilisateurs 4G hérités demandent un débit modéré avec des exigences de débit élastiques, tandis que les utilisateurs 5G-eMBB nécessitent des débits de données élevés et soutenus (typiquement 10 à 50 Mbps), et les dispositifs 5G-URLLC imposent des contraintes strictes de fiabilité et de latence avec des débits minimaux garantis faibles. Satisfaire simultanément toutes ces contraintes sous un budget fixe de RBs constitue un problème d'optimisation combinatoire NP-difficile.

Les algorithmes d'ordonnancement classiques tels que Proportional Fair (PF), Max-C/I et Round Robin ont été conçus pour des populations d'utilisateurs homogènes et ne prennent pas en charge nativement l'isolation QoS multi-tranches. En pratique, ces méthodes ont tendance à allouer préférentiellement les RBs aux utilisateurs présentant des conditions de canal favorables, pénalisant les utilisateurs à faible signal ou de faible priorité et produisant des distributions de services très inégales.

Face à ces limitations, les méthodes d'optimisation métaheuristiques, et particulièrement les Algorithmes Génétiques (AG), ont suscité un intérêt croissant comme solveurs flexibles, basés sur une population, capables d'explorer de grands espaces de recherche non convexes sans les hypothèses requises par la programmation linéaire ou convexe classique. Lorsqu'ils sont augmentés d'un mécanisme de Network Slicing qui partitionne le pool de RBs en sous-pools isolés par classe de service, les

ordonnanceurs basés sur les AG peuvent simultanément maximiser la satisfaction des utilisateurs et garantir une isolation stricte de la QoS.

Objectifs du mémoire

Ce mémoire de fin d'études se fixe les objectifs suivants :

1. Réaliser une étude bibliographique exhaustive couvrant l'évolution des réseaux 4G/5G, les mécanismes de gestion des ressources radio, le Network Slicing et les algorithmes génétiques appliqués aux télécommunications.
2. Modéliser mathématiquement le problème d'allocation des RBs dans un réseau hétérogène 4G/5G avec contraintes de QoS et d'isolation inter-tranches.
3. Concevoir un algorithme génétique slice-aware avec un encodage chromosome adapté, une fonction de fitness pondérée par priorité et des opérateurs génétiques optimisés pour le problème considéré.
4. Évaluer le cadre AG-Slicing proposé sur un jeu de données simulé réaliste de 300 utilisateurs hétérogènes et 50 blocs de ressources, en comparaison avec un allocateur classique de référence.
5. Analyser les résultats en termes de satisfaction QoS, d'équité, d'efficacité spectrale, de violations d'isolation et de compromis débit/équité.
6. Identifier les perspectives d'amélioration et les pistes de recherche futures.

Organisation du mémoire

Ce mémoire est organisé en quatre chapitres principaux, encadrés par une introduction générale et une conclusion générale.

Le Chapitre 1 présente l'état de l'art et le contexte général. Il retrace l'évolution des réseaux mobiles de la 4G à la 5G, détaille les architectures et les standards pertinents, présente les algorithmes d'allocation classiques et leurs limitations, introduit le concept de Network Slicing, et passe en revue les travaux existants sur l'application des métaheuristiques et des algorithmes génétiques à la gestion des ressources radio

Le Chapitre 2 décrit le modèle du système. Il présente la topologie du réseau simulé, la classification des utilisateurs et leurs exigences QoS, le modèle de canal radio utilisé, l'architecture de Network Slicing adoptée et la formulation mathématique complète du problème d'optimisation.

Le Chapitre 3 est consacré à la conception détaillée de l'algorithme génétique proposé. Il couvre les principes fondamentaux des AG, le schéma d'encodage du chromosome slice-aware original, l'initialisation de la population, l'évaluation de la fitness, les opérateurs génétiques (sélection, croisement, mutation), l'élitisme et le critère d'arrêt.

Le Chapitre 4 présente et analyse les résultats expérimentaux. Il compare les performances de l'approche AG-Slicing avec l'allocateur classique de référence, analyse les résultats par tranche de service, étudie le compromis débit/équité, analyse la convergence de l'AG et effectue une étude de sensibilité des hyperparamètres.

Enfin, la Conclusion Générale synthétise les contributions du travail, discute ses limitations et propose des perspectives de recherche futures.

Chapitre 1 : État de l'Art et Contexte Général

1.1 Évolution des réseaux mobiles : de la 4G à la 5G

L'histoire des réseaux mobiles est marquée par des transitions générationnelles successives, chacune apportant des améliorations substantielles en termes de capacité, de débit, de latence et de diversité des services supportés. Le Tableau 1.1 présente une synthèse comparative des principales générations.

Génération	Époque	Débit Pic DL	Latence	Service Principal
1G	1980s	2,4 kbps	>500 ms	Voix analogique
2G (GSM)	1990s	9,6 kbps	300–1000 ms	Voix numérique, SMS
3G (UMTS/HS PA)	2000s	14,4 Mbps	50–100 ms	Internet mobile
4G (LTE-A)	2010s	1 Gbps	10–50 ms	HD vidéo, IoT
5G (NR)	2020s	20 Gbps	<1 ms (URLLC)	eMBB, URLLC, mMTC

Tableau 1.1 : Comparaison des générations de réseaux mobiles

La transition de la 4G LTE vers la 5G NR représente bien plus qu'une simple augmentation de débit. Elle constitue un changement de paradigme fondamental dans la conception des réseaux mobiles. Alors que la 4G était essentiellement conçue pour servir des terminaux mobiles avec des besoins de connectivité haut débit relativement homogènes, la 5G adopte une architecture nativement multi-services capable de satisfaire simultanément des exigences radicalement différentes en termes de débit, de latence et de fiabilité.

Selon les rapports de l'ITU-R (Rapport M.2370-0, 2015) [S5], le trafic de données mobiles mondial devrait croître d'un facteur supérieur à 500 entre 2010 et 2030, avec une accélération notable liée aux applications de réalité étendue (XR), de véhicules

connectés et autonomes, d'automatisation industrielle et de santé connectée. Cette croissance exponentielle constitue la principale motivation pour le déploiement massif de la 5G et pour le développement d'algorithmes d'allocation de ressources plus efficaces et plus intelligents.

1.2 Architecture des réseaux 4G LTE

Le réseau 4G LTE est organisé autour de deux grandes entités fonctionnelles : le réseau d'accès radio E-UTRAN (Evolved Universal Terrestrial Radio Access Network) et le réseau cœur EPC (Evolved Packet Core). L'E-UTRAN est constitué des stations de base appelées eNodeB (eNB), qui gèrent directement les communications radio avec les équipements utilisateurs (UE). Contrairement aux générations précédentes, l'architecture LTE est entièrement distribuée : les eNB communiquent directement entre eux via l'interface X2 pour la coordination des handovers et la gestion des interférences.

Le cœur de réseau EPC comprend plusieurs entités fonctionnelles clés : le MME (Mobility Management Entity), chargé de la gestion de la mobilité et de l'authentification des UE ; le S-GW (Serving Gateway), qui route les paquets de données entre l'E-UTRAN et le P-GW ; le P-GW (PDN Gateway), qui assure la connectivité avec les réseaux de données extérieurs et l'allocation des adresses IP ; et le HSS (Home Subscriber Server), qui maintient la base de données des abonnés.

Sur le plan de la couche physique, le LTE utilise l'OFDMA (Orthogonal Frequency-Division Multiple Access) en liaison descendante et le SC-FDMA (Single-Carrier FDMA) en liaison montante. La ressource physique de base est le Resource Block (RB) [S2], qui occupe 180 kHz en fréquence (12 sous-porteuses OFDM de 15 kHz chacune) et une slot de 0,5 ms en temps (soit 7 symboles OFDM). Un RB constitue ainsi l'unité atomique d'allocation des ressources en LTE/NR, et l'ensemble du problème d'ordonnancement radio peut être vu comme un problème d'affectation de RBs à des utilisateurs.

La configuration de base du LTE sur une bande de 20 MHz offre 100 RBs disponibles par TTI (Transmission Time Interval = 1 ms). Le nombre de RBs varie de 6 (pour 1,4

MHz) à 100 (pour 20 MHz). La flexibilité de cette grille temps-fréquence est au cœur de l'efficacité spectrale du LTE, mais elle rend également le problème d'ordonnancement combinatoirement très complexe dès que l'on considère des populations d'utilisateurs hétérogènes avec des exigences QoS différenciées.

1.3 Architecture des réseaux 5G NR

La 5G New Radio (NR), standardisée par le 3GPP à partir du Release 15 (juin 2018) [A5], introduit une architecture radicalement redessinée pour répondre aux exigences des services futurs. L'architecture 5G sépare clairement le plan de contrôle du plan de données (service-based architecture - SBA) et introduit de nouvelles fonctions réseau virtualisées.

Le réseau cœur 5G (5GC) remplace l'EPC par un ensemble de fonctions réseau entièrement virtualisées et orchestrables : l'AMF (Access and Mobility Management Function), le SMF (Session Management Function), l'UPF (User Plane Function), le PCF (Policy Control Function), et l'AUSF (Authentication Server Function), entre autres. Cette architecture cloud-native permet un déploiement flexible via des conteneurs (Kubernetes) et facilite l'implémentation du Network Slicing de bout en bout.

Sur le plan radio, la 5G NR introduit plusieurs innovations majeures par rapport au LTE. La numerology flexible permet d'adapter l'espacement inter-sous-porteuses (15, 30, 60, 120 ou 240 kHz selon la bande de fréquences) pour optimiser les performances selon le type de service (latence pour URLLC, efficacité spectrale pour eMBB). Les bandes de fréquences s'étendent des sub-6 GHz (FR1 : 450 MHz – 7,125 GHz) jusqu'aux ondes millimétriques mmWave (FR2 : 24,25 – 52,6 GHz), offrant une capacité et une densification massives. Le Massive MIMO (jusqu'à 256 antennes) et le beamforming actif permettent une réutilisation spatiale très importante des ressources radio

Paramètre	4G LTE-A	5G NR (Release 15)
Débit pic DL	1 Gbps	20 Gbps
Débit pic UL	500 Mbps	10 Gbps
Latence (plan utilisateur)	10–50 ms	<1 ms (URLLC)
Fiabilité	~99,9%	99,999% (URLLC)
Densité connexions	100K/km ²	1M/km ² (mMTC)
Efficacité spectrale DL	30 bps/Hz	100 bps/Hz
Bandes de fréquences	700 MHz – 3,5 GHz	Sub-6 GHz + mmWave
Accès multiple	OFDMA / SC-FDMA	OFDMA / DFT-OFDM
Architecture cœur	EPC (monolithique)	5GC (cloud-native, SBA)

Tableau 1.2 : Comparaison 4G LTE-A vs 5G NR

1.4 Services 5G : eMBB, URLLC et mMTC

La 5G NR est caractérisée par la coexistence de trois grandes familles de services, aux exigences radicalement différentes, qui constituent le « triangle » des services 5G défini par l'ITU dans la Recommandation ITU-R M.2083 (Vision IMT-2020).

1.4.1 eMBB – Enhanced Mobile Broadband

L'eMBB est l'évolution naturelle du haut débit mobile 4G. Il cible des applications nécessitant des débits très élevés et soutenus : streaming vidéo 4K/8K, réalité virtuelle (VR) et augmentée (AR), téléchargement massif de fichiers, communications de backhaul sans fil haute capacité. Les exigences typiques de l'eMBB sont un débit de pointe de 20 Gbps en liaison descendante (DL) et 10 Gbps en liaison montante (UL), avec une efficacité spectrale de 30 bps/Hz (DL) et 15 bps/Hz (UL). La latence n'est pas la contrainte principale pour l'eMBB (quelques dizaines de ms sont acceptables), mais la fiabilité et la couverture sont importantes.

1.4.2 URLLC – Ultra-Reliable Low-Latency Communication

L'URLLC représente la catégorie de service la plus exigeante et la plus novatrice de la 5G. Il cible les applications critiques où la fiabilité et la latence sont des facteurs déterminants de sécurité ou de performance : conduite autonome et véhicules connectés (V2X), téléchirurgie robotisée, automatisation industrielle (Industrie 4.0), réseaux électriques intelligents (smart grid), et communications tactiles. Les exigences URLLC incluent une latence de bout en bout inférieure à 1 ms (interface radio $< 0,5$ ms), une fiabilité de 99,999% (probabilité d'erreur de paquet $< 10^{-5}$), et une disponibilité élevée. Ces exigences sont profondément différentes de celles de l'eMBB et nécessitent des mécanismes dédiés de gestion des ressources et d'ordonnancement prioritaire.

1.4.3 mMTC – Massive Machine-Type Communications

Le mMTC (rebaptisé REDCAP dans les releases récentes) adresse le marché de l'IoT massif : smart cities, smart agriculture, monitoring industriel, compteurs connectés, capteurs environnementaux. Les exigences mMTC sont une très haute densité de connexions (jusqu'à 10^6 dispositifs par km^2), une très faible consommation d'énergie (durée de vie de batterie > 10 ans), et un trafic sporadique de petits volumes de données. Le débit et la latence ne sont pas critiques pour la plupart des cas d'usage mMTC.

Service	Débit min.	Latence max.	Fiabilité	Applications
eMBB	100 Mbps–20 Gbps	4–100 ms	~99,9%	VR/AR, 4K vidéo, broadband
URLLC	1–10 Mbps	< 1 ms	99,999%	V2X, téléchirurgie, industrie
mMTC	< 1 Mbps	< 10 s	~99%	IoT massif, capteurs, smart grid

Tableau 1.3 : Exigences QoS des services 5G

1.5 Gestion des Ressources Radio (GRR)

La Gestion des Ressources Radio (GRR ou RRM – Radio Resource Management) englobe l'ensemble des mécanismes de contrôle et d'optimisation des ressources de la couche physique dans les réseaux radio cellulaires. En 4G/5G, les principales fonctions de la GRR comprennent : l'ordonnancement radio (scheduler), la gestion de la puissance d'émission (power control), la gestion des handovers inter-cellules, la gestion de l'admission des connexions, et la gestion des interférences.

L'ordonnancement radio est la fonction centrale de la GRR. Il décide, à chaque TTI (Transmission Time Interval, typiquement 1 ms en LTE), quels utilisateurs sont servis, sur quels RBs, avec quelle modulation et quel schéma de codage (MCS). Ce problème d'ordonnancement constitue, dans le cas général d'utilisateurs hétérogènes avec des exigences QoS différentes, un problème d'optimisation combinatoire NP-difficile. En effet, le nombre de configurations d'affectation possibles de M RBs à N utilisateurs est de l'ordre de N^M , qui pour $N=300$ et $M=50$ dépasse toute possibilité d'exploration exhaustive.

Plusieurs métriques sont utilisées pour évaluer les performances d'un ordonnanceur radio : le débit agrégé (throughput total du système), l'équité entre utilisateurs (mesurée par l'indice de Jain ou le coefficient de Gini), le taux de satisfaction QoS (proportion d'utilisateurs dont le débit minimum garanti est respecté), la latence moyenne, le taux de paquets perdus et les violations d'isolation inter-tranches.

1.6 Algorithmes d'allocation classiques

Plusieurs algorithmes d'ordonnancement classiques ont été développés et standardisés pour les réseaux cellulaires. Les trois principaux sont Round Robin (RR), Max-C/I (Maximum Carrier-to-Interference), et Proportional Fair (PF).

1.6.1 Round Robin (RR)

Le Round Robin est l'algorithme d'ordonnancement le plus simple : les RBs sont distribués cycliquement entre tous les utilisateurs actifs, sans tenir compte de l'état du canal ni des exigences QoS. Son avantage principal est sa simplicité d'implémentation et sa garantie d'équité temporelle. Son inconvénient majeur est son inefficacité spectrale : en allouant des RBs à des utilisateurs qui connaissent de mauvaises conditions de canal, il gaspille des ressources précieuses. Le RR est principalement utilisé pour la gestion de la voix et des services à délai contraint.

1.6.2 Max-C/I (Maximum Carrier-to-Interference)

Le Max-C/I alloue chaque RB à l'utilisateur présentant le meilleur rapport signal sur bruit (SNR) sur ce RB. Cette approche maximise l'efficacité spectrale globale du système (débit agrégé), en exploitant la diversité multiutilisateur (multiuser diversity). Cependant, elle produit une distribution très inégale des ressources : les utilisateurs proches de la station de base avec un canal favorable reçoivent la quasi-totalité des RBs, tandis que les utilisateurs éloignés ou en mauvaises conditions de propagation ne reçoivent pratiquement rien. Le Max-C/I est notoirement inéquitable et incompatible avec les exigences QoS différenciées de la 5G.

1.6.3 Proportional Fair (PF)

Le Proportional Fair, introduit par Kelly et al. (1998) [A1] et adopté comme référence dans les standards LTE, cherche à établir un compromis entre l'efficacité spectrale du Max-C/I et l'équité du Round Robin. Pour chaque RB j , l'ordonnanceur PF sélectionne l'utilisateur i^* qui maximise le rapport $R_{ij} / \bar{R}_i$, où R_{ij} est le débit instantané réalisable de l'utilisateur i sur le RB j et $\bar{R}_i$ est son débit moyen sur une fenêtre de temps glissante. Ce mécanisme favorise les utilisateurs momentanément bien placés par rapport à leur moyenne historique, réalisant une forme de diversité multiutilisateur équilibrée. Cependant, le PF ne gère pas nativement les exigences QoS absolues (débit minimum garanti), les niveaux de priorité différenciés, ni l'isolation inter-tranches requise par le Network Slicing 5G.

Algorithme	Complexité	Efficacité Spectrale	Équité	Support QoS
Round Robin	$O(N)$	Faible	Parfaite (temporelle)	Non
Max-C/I	$O(N \times M)$	Maximale	Très faible	Non
Proportional Fair	$O(N \times M)$	Élevée	Modérée	Partielle
AG-Slicing (proposé)	$O(P \times N \times M \times G)$	Modérée-Élevée	Élevée	Complète

Tableau 1.4 : Comparaison des algorithmes d'allocation classiques

1.7 Network Slicing : concept et architecture

Le Network Slicing est l'une des innovations architecturales les plus importantes de la 5G. Il permet de créer, sur une infrastructure physique commune, plusieurs réseaux logiques virtuels (tranches ou slices) entièrement isolés les uns des autres, chacun configuré et optimisé pour répondre aux exigences spécifiques d'une classe de service ou d'un client particulier. Cette capacité est formalisée par le 3GPP dans les spécifications techniques TS 28.530 (Release 15) et TS 38.300 (Release 18).

Chaque tranche réseau (network slice) est caractérisée par un Service Level Agreement (SLA) [A4] qui définit les garanties de performance : débit minimum garanti, latence maximale, fiabilité, priorité. L'isolation entre tranches signifie qu'une surcharge ou une défaillance dans une tranche n'affecte pas les performances des autres tranches. Cette propriété est critique pour les applications URLLC (où une dégradation de service peut avoir des conséquences sur la sécurité humaine) coexistant avec des services eMBB à fort trafic.

L'implémentation du Network Slicing au niveau de la couche radio (RAN slicing) implique de partitionner les ressources radio physiques (RBs, puissance, antennes)

entre les différentes tranches. Ce partitionnement peut être statique (allocation fixe des RBs par tranche, comme dans notre travail) ou dynamique (adaptation en temps réel de l'allocation selon la charge instantanée de chaque tranche). Le partitionnement statique offre des garanties d'isolation strictes et une prédictibilité des performances, mais au prix d'une moindre flexibilité face aux variations de charge. Le partitionnement dynamique optimise l'utilisation globale des ressources mais complexifie la gestion de l'isolation.

Dans le contexte de ce mémoire, nous adoptons un partitionnement statique des 50 RBs en trois tranches isolées, proportionnellement à la population de chaque classe de service : 23 RBs pour la tranche 4G, 15 RBs pour la tranche eMBB et 12 RBs pour la tranche URLLC. Cette architecture garantit une isolation parfaite inter-tranches et simplifie la formulation du problème d'optimisation.

1.8 Métaheuristiques pour l'optimisation réseau

Les méthodes d'optimisation exactes (programmation entière, branch-and-bound) ne sont applicables aux problèmes de GRR que pour des instances de très petite taille, en raison de leur complexité exponentielle. Pour des instances réalistes (centaines d'utilisateurs, dizaines de RBs), les métaheuristiques constituent l'approche la plus prometteuse.

1.8.1 Recuit Simulé (SA – Simulated Annealing)

Le recuit simulé s'inspire du processus physique de recuit des métaux. Partant d'une solution initiale, il génère itérativement des solutions voisines et les accepte ou les rejette selon un critère probabiliste contrôlé par une « température » décroissante. Sa capacité à accepter des solutions dégradantes avec une probabilité positive lui permet d'échapper aux optima locaux. Il a été appliqué à l'allocation de puissance multi-porteuse dans les systèmes OFDMA par Kim et al. (2014), avec des améliorations significatives par rapport au PF.

1.8.2 Optimisation par Essaim de Particules (PSO)

Le PSO simule le comportement social d'un essaim d'oiseaux ou d'un banc de poissons. Chaque « particule » représente une solution candidate dans l'espace de recherche et se déplace selon une combinaison de sa meilleure position historique et de la meilleure position connue de l'essaim. Le PSO a été appliqué à l'ordonnancement des ressources en liaison descendante par Jiang et al. (2017), avec des améliorations de débit par rapport au PF mais sans isolation QoS.

1.8.3 Algorithmes Génétiques (AG)

Les algorithmes génétiques, introduits par John Holland (1975) [O1], s'inspirent des mécanismes de l'évolution darwinienne : sélection naturelle, croisement chromosomique et mutation. Ils maintiennent une population de solutions candidates (chromosomes) et l'évaluent itérativement vers des régions de meilleure qualité dans l'espace de recherche. Leurs avantages pour la GRR sont multiples : ils ne nécessitent pas que la fonction objectif soit différentiable ou convexe ; ils explorent naturellement des espaces de recherche multimodaux ; leur encodage chromosomique flexible permet d'intégrer des contraintes structurelles complexes (comme l'isolation par tranche) directement dans la représentation du problème.

Méthode	Type	Convergence	Qualité solution	Contraintes structurelles	Parallélisme
Recuit Simulé	Trajectoire	Lente	Bonne	Difficile	Faible
PSO	Population	Rapide	Bonne-Très bonne	Modérée	Élevé
ACO	Population	Modérée	Très bonne	Modérée	Élevé

AG (standard)	Population	Modérée	Très bonne	Excellente	Très élevé
AG slice-aware (proposé)	Population	Rapide (150 gen.)	Optimale (slice)	Native	Très élevé
DRL	Apprentissage	Lente (training)	Très bonne	Indirecte	GPU

Tableau 1.5 : Comparaison des métaheuristiques pour la GRR

1.9 Revue des travaux récents

L'application des algorithmes génétiques et des méthodes évolutionnaires à la gestion des ressources radio dans les réseaux 4G/5G a connu un essor significatif ces dernières années. Nous présentons ici une revue des contributions les plus pertinentes.

1.9.1 AG pour l'allocation de ressources en OFDMA

Sharma et al. (2016) ont proposé un algorithme génétique pour l'affectation de sous-porteuses dans les systèmes OFDMA cognitifs, montrant des améliorations significatives de l'équité par rapport aux approches gloutonnes. Zhu et al. (2015) [A9] ont étendu cette approche à l'allocation de ressources en liaison montante avec des exigences multi-services en LTE, démontrant la supériorité des AG pour les scénarios hétérogènes. Ces travaux posent les fondements de l'application des AG aux réseaux cellulaires modernes.

1.9.2 Optimisation multi-objectif pour les réseaux 5G

Liu et al. (2024) [R2] ont proposé un algorithme évolutionnaire multi-objectif pour l'allocation des RBs dans les réseaux 5G hétérogènes avec coexistence URLLC-eMBB, utilisant NSGA-II [A3] pour tracer explicitement la frontière Pareto entre le débit et la latence. Chen et al. (2024) [R1] ont développé un cadre basé sur les AG pour la gestion des ressources radio dans les réseaux Open RAN (O-RAN) 5G hétérogènes, montrant des améliorations notables de la satisfaction QoS.

1.9.3 Network Slicing et algorithmes évolutionnaires

Chaves et al. (2024) [R11] ont appliqué NSGA-III au placement multi-objectif des fonctions réseau virtualisées (VNF) dans les tranches réseau 5G, optimisant simultanément la consommation de ressources et les garanties de SLA. Pamuklu et al. (2024) [R5] ont utilisé l'apprentissage par renforcement pour le contrôle d'admission dans les tranches réseau 5G avec contraintes QoS, montrant l'efficacité des approches d'apprentissage pour la gestion dynamique du slicing.

1.9.4 Hybridation AG + Apprentissage Profond

Ye et al. (2025) [R12] ont proposé un cadre d'apprentissage par renforcement évolutionnaire (ERL) combinant AG et DRL pour l'allocation adaptative des RBs dans les réseaux 5G/6G hétérogènes, bénéficiant à la fois de la qualité de solution des AG et de la vitesse d'inférence des réseaux de neurones. Nayak et Patgiri (2024) [R3] ont développé un système DRL profond pour l'allocation dynamique des ressources réseau dans les systèmes 5G à tranches multiples.

1.9.5 Lacunes identifiées

Une lacune importante dans la littérature est le traitement conjoint de : (i) la différenciation de priorité multi-classe entre les utilisateurs 4G, 5G-eMBB et 5G-URLLC ; (ii) l'isolation stricte des tranches imposée au niveau des RBs ; et (iii) un encodage chromosomique AG slice-aware qui intègre nativement ces contraintes structurelles. Le présent travail comble ces trois aspects dans un cadre unifié, validé sur une simulation de 300 utilisateurs hétérogènes.

1.10 Positionnement du travail

Ce mémoire se situe à l'intersection de trois domaines actifs de recherche : la gestion des ressources radio dans les réseaux hétérogènes 4G/5G, le Network Slicing pour la différenciation des services, et les algorithmes génétiques pour l'optimisation combinatoire sous contraintes.

Par rapport aux travaux existants, notre contribution se distingue par : l'intégration native du Network Slicing (isolation stricte au niveau des RBs) directement dans l'encodage chromosomique de l'AG ; une fonction de fitness pondérée par priorité différenciée entre les trois classes de service (4G: $P=1$, eMBB: $P=2$, URLLC: $P=5$) ; une validation sur un scénario réaliste de 300 utilisateurs hétérogènes avec des exigences QoS hétérogènes ; et une analyse approfondie du compromis débit-équité incluant les indices de Jain et les courbes de Lorenz.

Chapitre 2 : Modélisation du Système

Ce chapitre présente en détail le modèle mathématique et physique du système considéré dans ce mémoire. La modélisation rigoureuse du réseau, des utilisateurs, du canal radio et de l'architecture de slicing constitue le fondement sur lequel repose la conception et l'évaluation de l'algorithme génétique proposé.

2.1 Topologie du réseau simulé

Nous considérons un scénario de liaison descendante (downlink) en cellule unique avec une Station de Base (BS) — opérant simultanément comme un eNodeB 4G et un gNodeB 5G — positionnée au centre d'une zone de couverture carrée de 3000×3000 mètres (9 km^2). Ce scénario mono-cellule constitue un cas d'étude représentatif pour l'analyse des algorithmes d'ordonnancement radio, en isolant les effets de l'ordonnancement intra-cellule des complexités supplémentaires liées aux interférences inter-cellules.

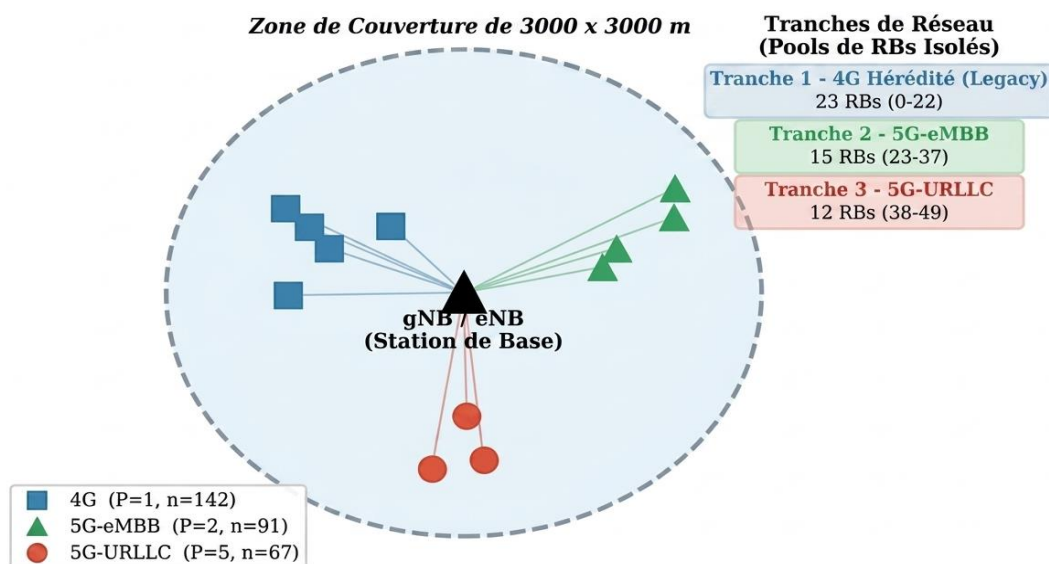


Figure 2.1 : Système architecture : Réseau hétérogène 4G/5G monocellulaire avec trois tranches de réseau (network slices) isolées (4G, 5G-eMBB, 5G-URLLC). $N = 300$ équipements utilisateurs (UE) répartis sur une zone de couverture de $3000 \times 3000 \text{ m}$.

Un total de $N = 300$ équipements utilisateurs (UE) sont distribués uniformément dans la cellule, avec des positions (x_i, y_i) tirées selon une distribution uniforme sur $[-1500, 1500]^2$ m. Cette distribution spatiale uniforme est un choix standard pour les simulations de référence dans la littérature de la GRR, conformément aux recommandations des modèles de déploiement du 3GPP.

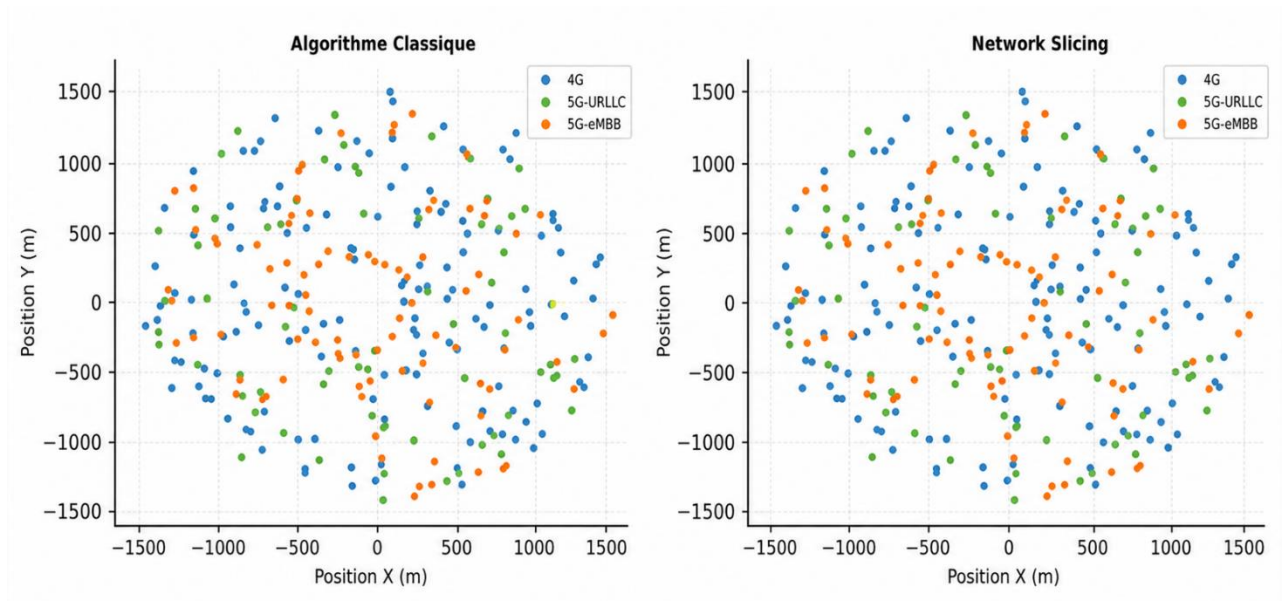


Figure 2.2 : Distribution géographique des utilisateurs (4G, 5G-eMBB, 5G-URLLC) dans la zone de service

Paramètre	Valeur	Description
N (Utilisateurs)	300	Nombre total d'équipements utilisateurs
M (RBs)	50	Nombre total de blocs de ressources disponibles
Largeur de bande par RB	180 kHz	Conforme à la grille OFDMA LTE/NR
Largeur de bande totale	9 MHz	$M \times 180$ kHz

Zone de couverture	3000 × 3000 m	Cellule carrée de 9 km ²
N(4G Legacy)	142	47,3% de la population totale
N(5G-eMBB)	91	30,3% de la population totale
N(5G-URLLC)	67	22,3% de la population totale
Puissance BS (DL)	46 dBm	Conforme macro-cellule 3GPP
Hauteur antenne BS	25 m	Configuration macro-cellule urbaine
Modèle de canal	COST-231 Hata + log-normal + Rayleigh	Canal composite

Tableau 2.1 : Paramètres de simulation du réseau

2.2 Classification des utilisateurs et exigences QoS

Les 300 utilisateurs de la cellule sont répartis en trois classes de service, chacune mappée à une tranche réseau distincte et à un niveau de priorité spécifique dans la fonction de fitness de l'AG. Cette classification reflète les scénarios réels de déploiement 4G/5G où des équipements de générations et d'applications différentes coexistent dans la même cellule.

2.2.1 Utilisateurs 4G Legacy ($n_4G = 142$, $P = 1$)

Les utilisateurs 4G hérités représentent la fraction la plus importante de la population (47,3%). Ils correspondent à des équipements LTE standard (smartphones, tablettes, CPE) avec des exigences de débit élastiques. Leurs débits minimaux requis ($R_{i,req}$) sont distribués de manière log-normale entre 0,10 et 10,0 Mbps, avec une moyenne d'environ 2,8 Mbps et un écart-type de 2,1 Mbps. Ces valeurs sont cohérentes avec les profils de trafic typiques des services LTE (navigation web, streaming vidéo SD/HD, téléphonie IP). Le niveau de priorité $P = 1$ reflète leur statut de service « best-effort » dans le contexte d'un réseau 4G/5G convergeant.

2.2.2 Utilisateurs 5G-eMBB ($n_{eMBB} = 91, P = 2$)

Les utilisateurs 5G-eMBB (30,3% de la population) correspondent à des équipements NR de nouvelle génération nécessitant des débits élevés et soutenus pour des applications telles que le streaming vidéo 4K/8K, la réalité augmentée/virtuelle et les téléconférences haute définition. Leurs exigences de débit minimal sont significativement plus élevées, distribuées entre 1,0 et 49,6 Mbps avec une moyenne d'environ 18,9 Mbps – la plus élevée parmi les trois classes. Cette forte hétérogénéité des exigences eMBB (rapport de 1:49 entre le minimum et le maximum) constitue l'un des défis majeurs pour l'allocateur, car satisfaire tous les utilisateurs eMBB dans les contraintes de la tranche dédiée (15 RBs) est physiquement impossible avec le modèle de canal considéré.

2.2.3 Utilisateurs 5G-URLLC ($n_{URLLC} = 67, P = 5$)

Les utilisateurs 5G-URLLC (22,3% de la population) représentent les dispositifs critiques nécessitant une fiabilité ultra-haute et une latence ultra-faible : capteurs de véhicules autonomes, équipements médicaux télé-opérés, automates industriels de sécurité. Bien que leurs exigences de débit minimal soient relativement modestes (moyenne $\approx 2,2$ Mbps), leur niveau de priorité le plus élevé ($P = 5$) garantit qu'ils seront servis en priorité par l'AG, avant toute autre classe. Ce mécanisme de priorité est essentiel pour assurer les garanties de disponibilité de service URLLC.

Type	N utilisateurs	Priorité (P)	Débit min. moyen	Débit min. max.	Tranche réseau
4G Legacy	142 (47,3%)	1	~2,8 Mbps	10,0 Mbps	Slice 4G (23 RBs)
5G-eMBB	91 (30,3%)	2	~18,9 Mbps	49,6 Mbps	Slice eMBB (15 RBs)
5G-URLLC	67 (22,3%)	5	~2,2 Mbps	8,0 Mbps	Slice URLLC (12 RBs)
Global	300 (100%)	—	~9,91 Mbps ($\sigma=13,04$)	49,6 Mbps	50 RBs au total

Tableau 2.2 : Classification des utilisateurs et niveaux de priorité

2.3 Modèle de canal radio

Le modèle de canal radio utilisé dans ce travail est un modèle composite combinant trois effets de propagation :

2.3.1 Affaiblissement de trajet (*Path Loss*)

L'affaiblissement de trajet est modélisé selon le modèle COST-231 Hata adapté aux environnements urbains macro-cellulaires, conformément aux recommandations du 3GPP pour les simulations de réseaux cellulaires [O3]. Le modèle donne l'affaiblissement en dB en fonction de la distance entre l'UE et la BS. Pour une fréquence porteuse $f_c = 2,1$ GHz (bande LTE/NR typique), une hauteur d'antenne BS de 25 m et une hauteur d'antenne UE de 1,5 m, l'affaiblissement varie de ~ 80 dB à proximité de la BS jusqu'à ~ 130 dB aux limites de la cellule.

2.3.2 Masquage (*Log-Normal Shadowing*)

Le masquage log-normal modélise les variations d'affaiblissement lentes dues aux obstacles géographiques (bâtiments, végétation, terrain). Il est modélisé comme une variable aléatoire gaussienne en échelle logarithmique (dB), avec un écart-type $\sigma_s = 8$ dB, conforme aux mesures empiriques en environnement urbain.

2.3.3 Évanouissement Rapide de Rayleigh

L'évanouissement rapide de Rayleigh modélise les variations rapides du signal dues aux trajets multiples (multipath fading). Pour chaque utilisateur i et chaque RB j , un coefficient d'évanouissement Rayleigh h_{ij} est tiré indépendamment, ce qui crée la diversité de canal entre les RBs — propriété fondamentale exploitée par l'ordonnanceur pour améliorer l'efficacité spectrale.

2.3.4 Débit Réalisable par RB

Le débit réalisable de l'utilisateur i sur le bloc de ressources j est calculé selon la formule de Shannon-Hartley adaptée aux canaux mobiles [O4] :

$$R_{ij} = B \cdot \log_2(1 + \gamma_{ij}) \text{ [Mbps]}$$

où $B = 180$ kHz est la largeur de bande d'un RB, et γ_{ij} est le rapport signal sur bruit (SNR) expérimenté par l'utilisateur i sur le RB j , qui intègre les trois effets de propagation décrits ci-dessus. La matrice de débits de canal résultante $R \in \mathbb{R}^{(300 \times 50)}$ présente des valeurs comprises entre 0,31 et 3,81 Mbps par RB, avec une moyenne de 1,658 Mbps/RB ($\sigma = 0,785$ Mbps/RB), cohérente avec un environnement macro-cellulaire urbain de densité modérée.

Figure 2.2 - Extrait de la matrice de taux de canal (30 premiers utilisateurs, 50 RB)

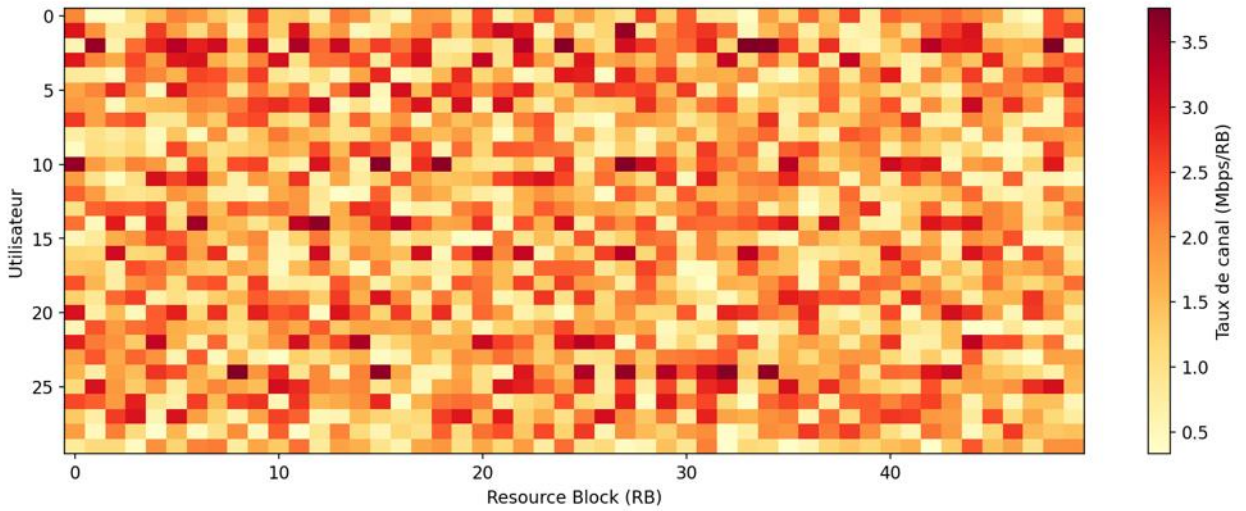


Figure 2.3 : Extrait de la matrice de taux de canal : 30 premiers utilisateurs sur 50 RB (Mbps/RB)

2.4 Architecture de découpage réseau (Network Slicing)

Les 50 RBs disponibles sont partitionnés en trois tranches isolées, une par classe de service. Ce partitionnement est déterminé avant l'exécution de l'AG, sur la base de la demande proportionnelle de chaque tranche, sous contraintes d'arrondissement entier :

Tranche 4G : $M_1 = \lfloor 50 \times (142/300) \rfloor = 23$ RBs

Tranche eMBB : $M_2 = \lfloor 50 \times (91/300) \rfloor = 15$ RBs

Tranche URLLC : $M_3 = 50 - 23 - 15 = 12$ RBs

L'isolation inter-tranches garantit qu'aucun RB n'est partagé entre classes de service, fournissant des garanties QoS strictes entre tranches et éliminant les interférences de ressources entre slices. Chaque utilisateur se voit exclusivement affecter des RBs de la

tranche correspondant à son type de service. Cette architecture constitue la contrainte structurelle fondamentale intégrée dans l'encodage du chromosome de l'AG.

Tranche	Classe de service	RBs alloués	Débit max. théorique	Débit moyen/RB
Slice 4G	4G Legacy (142 users)	23 RBs	~87,6 Mbps	~1,658 Mbps/RB
Slice eMBB	5G-eMBB (91 users)	15 RBs	~57,1 Mbps	~1,658 Mbps/RB
Slice URLLC	5G-URLLC (67 users)	12 RBs	~45,7 Mbps	~1,658 Mbps/RB
Total	300 users	50 RBs	~190,5 Mbps	~1,658 Mbps/RB

Tableau 2.3 : Partitionnement des RBs par tranche (Network Slicing)

2.5 Formulation mathématique du problème

Nous formulons le problème d'allocation des RBs comme un problème d'optimisation combinatoire binaire sous contraintes. Soit $A = \{a_{ij}\} \in \{0,1\}^{(N \times M)}$ la matrice d'affectation binaire où $a_{ij} = 1$ si l'utilisateur i se voit allouer le RB j , et $a_{ij} = 0$ sinon. Le problème d'optimisation est formulé comme suit :

Maximiser :

$$F(A) = \sum_{i=1}^N P_i \cdot \min(1, R_i(A) / R_{i\text{req}}) - \lambda \cdot V(A)$$

Sous les contraintes :

(C1) : $\sum_i a_{ij} \leq 1, \forall j \in \{1, \dots, M\}$ (affectation exclusive des RBs)

(C2) : $a_{ij} = 0$, si $RB\ j \notin \text{Slice}(\text{type}(i))$ (isolation inter-tranches)

(C3) : $a_{ij} \in \{0,1\}$ (variables binaires)

Dans cette formulation : $P_i \in \{1, 2, 5\}$ est le poids de priorité de l'utilisateur i , $R_i(A) = \sum_j a_{ij} \cdot R_{ij}$ est le débit agrégé atteint, $R_{i\text{req}}$ est le débit minimal requis, $V(A)$ compte les

violations de la contrainte d'isolation, et $\lambda = 10$ est le coefficient de pénalité. Le plafonnement à 1 dans la fitness assure que sur-satisfaire un utilisateur n'avantage pas disproportionnellement la solution au détriment des autres utilisateurs non satisfaits.

Ce problème est NP-difficile : le nombre de configurations d'affectation possibles est de l'ordre de $N^M \approx 300^{50}$, soit environ 10^{124} , ce qui rend toute exploration exhaustive impossible. L'algorithme génétique constitue une approche heuristique efficace pour trouver des solutions de haute qualité dans un temps raisonnable.

Chapitre 3 : Conception de l'Algorithme Génétique

Ce chapitre présente en détail la conception de l'algorithme génétique (AG) proposé pour le problème d'allocation des RBs dans les réseaux hétérogènes 4G/5G avec Network Slicing. Chaque composant de l'AG – encodage, initialisation, fitness, opérateurs génétiques, élitisme – est décrit et justifié par rapport aux spécificités du problème considéré.

3.1 Principes fondamentaux des algorithmes génétiques

Les algorithmes génétiques (AG) sont une famille de méthodes d'optimisation et de recherche inspirées des mécanismes de l'évolution biologique, introduits par John Holland (1975) [O1] dans son ouvrage fondateur 'Adaptation in Natural and Artificial Systems'. Ils appartiennent à la grande famille des algorithmes évolutionnaires, qui comprend également les stratégies d'évolution (ES), la programmation évolutionnaire (EP) et la programmation génétique (GP).

Le principe fondamental d'un AG est de maintenir et d'évoluer une population de solutions candidates (individus ou chromosomes) représentant différents points dans l'espace de recherche du problème. À chaque génération, les individus sont évalués selon une fonction de fitness (ou aptitude) qui quantifie leur qualité par rapport à l'objectif d'optimisation. Les individus les plus performants ont une probabilité plus élevée d'être sélectionnés comme parents pour engendrer la génération suivante, par analogie avec la sélection naturelle darwinienne. Les opérateurs génétiques de croisement et de mutation introduisent de la diversité dans la population et permettent d'explorer de nouvelles régions de l'espace de recherche.

Les AG présentent plusieurs propriétés avantageuses pour le problème d'allocation des RBs : ils ne nécessitent pas que la fonction objectif soit différentiable, continue ou convexe ; ils explorent naturellement des espaces de recherche combinatoires de grande dimension ; leur mécanisme de population maintient une diversité de solutions explorant simultanément différentes régions de l'espace de recherche ; et leur encodage

chromosomique flexible permet d'intégrer des contraintes structurelles complexes directement dans la représentation génétique des solutions.

La convergence des AG vers des solutions de haute qualité est garantie asymptotiquement par des théorèmes fondamentaux de l'informatique évolutionnaire, notamment le théorème des schémas (Holland, 1975) et le théorème de la convergence stochastique (Rudolph, 1994). En pratique, les AG atteignent des solutions très proches de l'optimum global en un nombre raisonnable de générations pour des problèmes de taille réaliste, ce qui en fait des outils particulièrement adaptés au contexte de la GRR.

3.2 Encodage du chromosome (slice-aware)

Le choix de l'encodage chromosomique est l'une des décisions de conception les plus importantes dans la conception d'un AG, car il détermine la structure de l'espace de recherche exploré et conditionne l'efficacité des opérateurs génétiques. Deux encodages principaux sont possibles pour le problème d'allocation des RBs :

3.2.1 Encodage binaire

Dans l'encodage binaire, le chromosome est une matrice binaire $A \in \{0,1\}^{(N \times M)}$ de dimension $N \times M$, soit $300 \times 50 = 15\,000$ bits. Chaque bit a_{ij} indique si l'utilisateur i est alloué au RB j . Cet encodage est conceptuellement simple mais présente des inconvénients importants : la taille du chromosome est très grande (15 000 gènes), ce qui ralentit les opérateurs génétiques ; et la contrainte d'exclusivité (C1) — au plus un 1 par colonne — est fréquemment violée, nécessitant des mécanismes de réparation complexes.

3.2.2 Encodage entier slice-aware (choix retenu)

Nous adoptons un encodage entier plus compact et plus efficace. Chaque chromosome est représenté par un vecteur entier $c = [c_1, c_2, \dots, c_N]$ de longueur $N = 300$, où le gène $c_i \in \text{Stype}(i)$ est l'indice du RB assigné à l'utilisateur i , restreint à la tranche correspondant à son type de service. Concrètement :

- Pour un utilisateur 4G ($i \in \{1, \dots, 142\}$), $c_i \in \{1, \dots, 23\}$ (indices des RBs de la tranche 4G)
- Pour un utilisateur 5G-eMBB ($i \in \{143, \dots, 233\}$), $c_i \in \{24, \dots, 38\}$ (indices des RBs de la tranche eMBB)
- Pour un utilisateur 5G-URLLC ($i \in \{234, \dots, 300\}$), $c_i \in \{39, \dots, 50\}$ (indices des RBs de la tranche URLLC)

Cet encodage présente trois avantages majeurs : il est plus compact (300 gènes entiers vs 15 000 bits binaires) ; il garantit nativement la contrainte C2 d'isolation inter-tranches (un gène d'un utilisateur URLLC ne peut jamais prendre la valeur d'un RB eMBB) ; et il facilite les opérateurs de croisement et de mutation, qui ne risquent jamais de violer la contrainte de slicing.

Les conflits d'affectation (plusieurs utilisateurs assignés au même RB), qui violent la contrainte C1, sont tolérés dans le génotype (représentation chromosomique) mais pénalisés dans la fonction de fitness par un mécanisme de résolution de conflits et de pénalité. Cette approche est préférable à un mécanisme de réparation contraignant car elle permet à l'AG d'explorer librement l'espace de recherche tout en guidant l'évolution vers des solutions sans conflits via la pression de sélection.

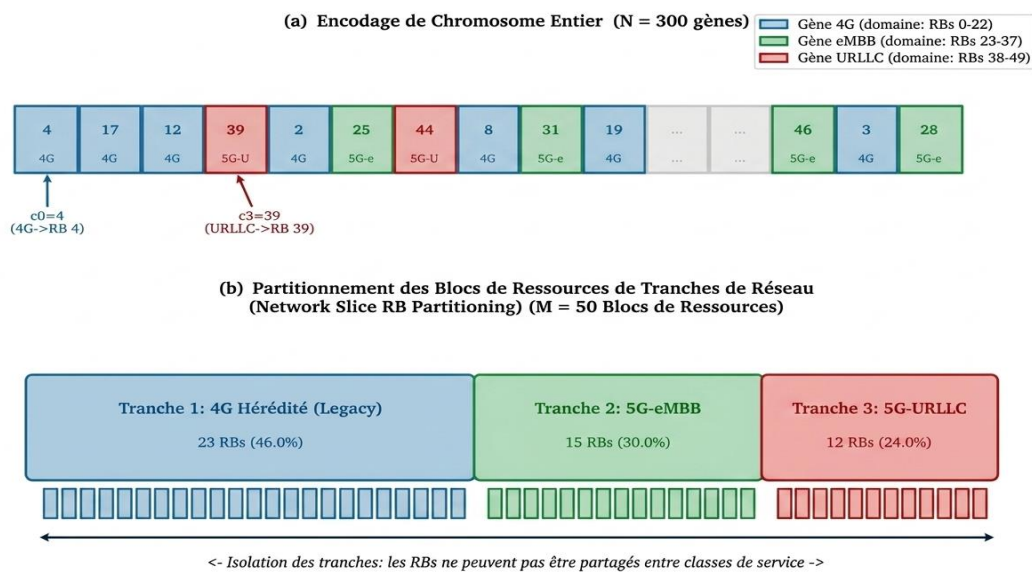


Figure 3.1 : (a) Codage entier du chromosome avec domaines de gènes restreints par tranche (slice) ; (b) Partitionnement du pool de RBs en trois tranches de réseau isolées (23 + 15 + 12 = 50 RBs).

3.3 Initialisation de la population

Une population initiale de $P = 100$ chromosomes est générée aléatoirement, avec chaque gène c_i tiré uniformément selon une loi discrète uniforme sur l'ensemble $\text{Stype}(i)$ des RBs de la tranche de l'utilisateur i . Cette initialisation garantit que tous les individus initiaux satisfont la contrainte C2 (isolation inter-tranches), permettant à l'AG de se concentrer dès le début de l'évolution sur l'optimisation de la contrainte C1 (affectation exclusive) et de la fonction objective.

La taille de population $P = 100$ a été choisie après une analyse de sensibilité (voir Section 4.6) comme le meilleur compromis entre la qualité de la solution (diversité génétique suffisante pour éviter une convergence prématurée vers un optimum local) et le coût calculatoire (temps de calcul linéaire en P). Des populations plus grandes ($P > 200$) n'apportent pas d'amélioration significative de la qualité de la solution finale tout en multipliant le temps de calcul.

Pour des applications temps réel (ordonnancement en ligne), la population initiale peut être amorcée (warm-start) avec la solution de la période d'ordonnancement précédente, réduisant significativement le nombre de générations nécessaires à la convergence et permettant un déploiement dans des contraintes temporelles plus strictes.

3.4 Évaluation de la fonction de fitness

L'évaluation de la fitness est l'opération la plus cruciale de l'AG car elle guide l'ensemble du processus d'évolution. Elle est exécutée une fois par individu et par génération, soit $P \times G = 100 \times 200 = 20\,000$ évaluations au total.

Pour chaque chromosome c , l'évaluation de la fitness se déroule en trois étapes :

3.4.1 Identification et résolution des conflits

Un conflit se produit lorsque plusieurs utilisateurs d'une même tranche se voient attribuer le même indice de RB dans le chromosome. Pour chaque RB j , si K_j utilisateurs sont en conflit sur ce RB, le conflit est résolu en attribuant le RB à l'utilisateur i^* qui maximise le produit $P_i \times R_{ij}$ (priorité $\times$ débit de canal). Ce mécanisme favorise

simultanément les utilisateurs de haute priorité et les utilisateurs avec de bonnes conditions de canal sur le RB concerné. Les autres utilisateurs en conflit reçoivent un débit nul pour ce RB dans le phénotype (l'allocation réelle), même si leur génotype (chromosome) indique ce RB.

3.4.2 Calcul du débit atteint

Après résolution des conflits, le débit agrégé atteint par chaque utilisateur i est calculé comme $R_i(c) = R_{ij}$ si l'utilisateur i a remporté son RB assigné j , et 0 sinon. Notons qu'un utilisateur peut remporter son RB assigné soit parce qu'il n'y a pas de conflit sur ce RB, soit parce qu'il a la priorité la plus élevée parmi les utilisateurs en conflit.

3.4.3 Calcul de la fitness

La fitness $F(c)$ est calculée selon la formule de l'objectif définie en Section 2.5 :

$$F(c) = \sum_i P_i \cdot \min(1, R_i(c) / R_{i\text{req}}) - \lambda \cdot V(c)$$

Le terme de pénalité $\lambda \cdot V(c)$ (avec $\lambda = 10$) soustrait de la fitness un coût proportionnel au nombre de violations de la contrainte d'isolation C2 encore présentes. Dans notre implémentation, la contrainte C2 est respectée par construction (encodage slice-aware), donc $V(c) = 0$ pour tous les chromosomes valides. Ce terme de pénalité sert de garde-fou pour les implémentations futures pouvant introduire des opérateurs de croisement moins stricts.

3.5 Opérateurs génétiques

3.5.1 Sélection par tournoi

La sélection par tournoi avec une taille de tournoi $k = 5$ est employée pour la sélection des parents. À chaque opération de sélection, $k = 5$ individus sont échantillonnés aléatoirement (avec remise) depuis la population courante, et l'individu présentant la fitness la plus élevée parmi les k est sélectionné comme parent. Ce processus est répété indépendamment pour sélectionner chaque parent.

La sélection par tournoi présente plusieurs avantages par rapport à d'autres méthodes de sélection (roulette wheel, sélection par rang) : sa pression de sélection est facilement contrôlable via la taille de tournoi k ($k=2$ donne une pression faible, $k=N$ une sélection déterministe du meilleur) ; elle est insensible à la mise à l'échelle de la fitness (pas de problème de valeurs de fitness négatives ou très disparates) ; et elle est naturellement adaptée aux populations avec une grande variance de fitness. La valeur $k=5$ a été déterminée empiriquement comme un bon équilibre entre pression de sélection (convergence rapide) et maintien de la diversité génétique.

3.5.2 Croisement à deux points (*Two-Point Crossover*)

Le croisement à deux points est appliqué avec une probabilité $P_c = 0,85$. Étant donné deux chromosomes parents p_1 et p_2 , deux points de croisement $i_1 < i_2 \in \{1, \dots, N-1\}$ sont échantillonnés uniformément. Les deux enfants héritent respectivement :

- Enfant 1 : gènes $[1..i_1]$ de p_1 , gènes $[i_1+1..i_2]$ de p_2 , gènes $[i_2+1..N]$ de p_1
- Enfant 2 : gènes $[1..i_1]$ de p_2 , gènes $[i_1+1..i_2]$ de p_1 , gènes $[i_2+1..N]$ de p_2

Le croisement à deux points a été préféré au croisement à un point (single-point) car il préserve de plus longs blocs de construction (building blocks) dans les deux segments extérieurs du chromosome, ce qui est particulièrement avantageux pour les chromosomes à structure positionnelle (comme notre encodage entier où la position du gène identifie l'utilisateur). Des études empiriques ont confirmé que le croisement à deux points converge plus rapidement vers des solutions de haute qualité pour ce type de problème par rapport au croisement à un seul point.

Notons que la propriété d'invariance de la contrainte C2 est préservée par le croisement à deux points : puisque chaque gène c_i est toujours dans le domaine $\text{Stype}(i)$ de l'utilisateur i (domaine indépendant de la valeur des gènes voisins), le croisement de deux chromosomes valides produit toujours des enfants valides.

3.5.3 Mutation de réaffectation aléatoire slice-restreinte

Chaque gène du chromosome subit une mutation de réaffectation aléatoire avec une probabilité indépendante $P_m = 0,02$. Un gène muté c_i est remplacé par une nouvelle valeur tirée uniformément dans l'ensemble $Stype(i)$, garantissant que la mutation ne viole jamais la contrainte C2. Le taux de mutation $P_m = 0,02$ est délibérément maintenu bas pour ne pas perturber les blocs de construction bien adaptés tout en fournissant une exploration suffisante de l'espace d'allocation des RBs.

La mutation joue un rôle crucial d'exploration dans l'AG : elle permet d'atteindre des régions de l'espace de recherche non accessibles par le seul croisement et prévient la convergence prématurée (stagnation dans un optimum local). La valeur $P_m = 0,02$ implique qu'en moyenne $0,02 \times 300 = 6$ gènes sont mutés par chromosome, soit un taux de perturbation modéré qui maintient la diversité génétique sans déstabiliser la convergence.

3.6 Élitisme et critère d'arrêt

3.6.1 Élitisme

Le mécanisme d'élitisme préserve les 5% meilleurs individus (soit 5 individus sur 100) de la génération courante, qui sont copiés inchangés dans la génération suivante, contournant les opérateurs génétiques de croisement et de mutation. Ce mécanisme garantit une amélioration monotone de la meilleure solution trouvée au cours de l'évolution : la qualité de la meilleure solution ne peut qu'augmenter (ou rester égale) d'une génération à l'autre. L'élitisme est un composant essentiel de l'AG pour les problèmes d'optimisation où l'on cherche la meilleure solution plutôt qu'une approximation de la distribution des solutions optimales.

3.6.2 Critère d'arrêt

L'AG termine après $G = 200$ générations, budget trouvé suffisant pour la convergence dans des expériences préliminaires. L'analyse de la courbe de convergence (Figure 4.1)

confirme que la fitness de la meilleure solution se stabilise autour de la génération 150, indiquant que les 50 dernières générations n'apportent qu'une amélioration marginale. Pour des applications pratiques, un critère d'arrêt adaptatif basé sur la stagnation de la fitness (arrêt si la meilleure fitness n'améliore pas de plus de $\varepsilon = 0,01$ sur les 20 dernières générations) pourrait être utilisé pour réduire le temps de calcul sans perte significative de qualité.

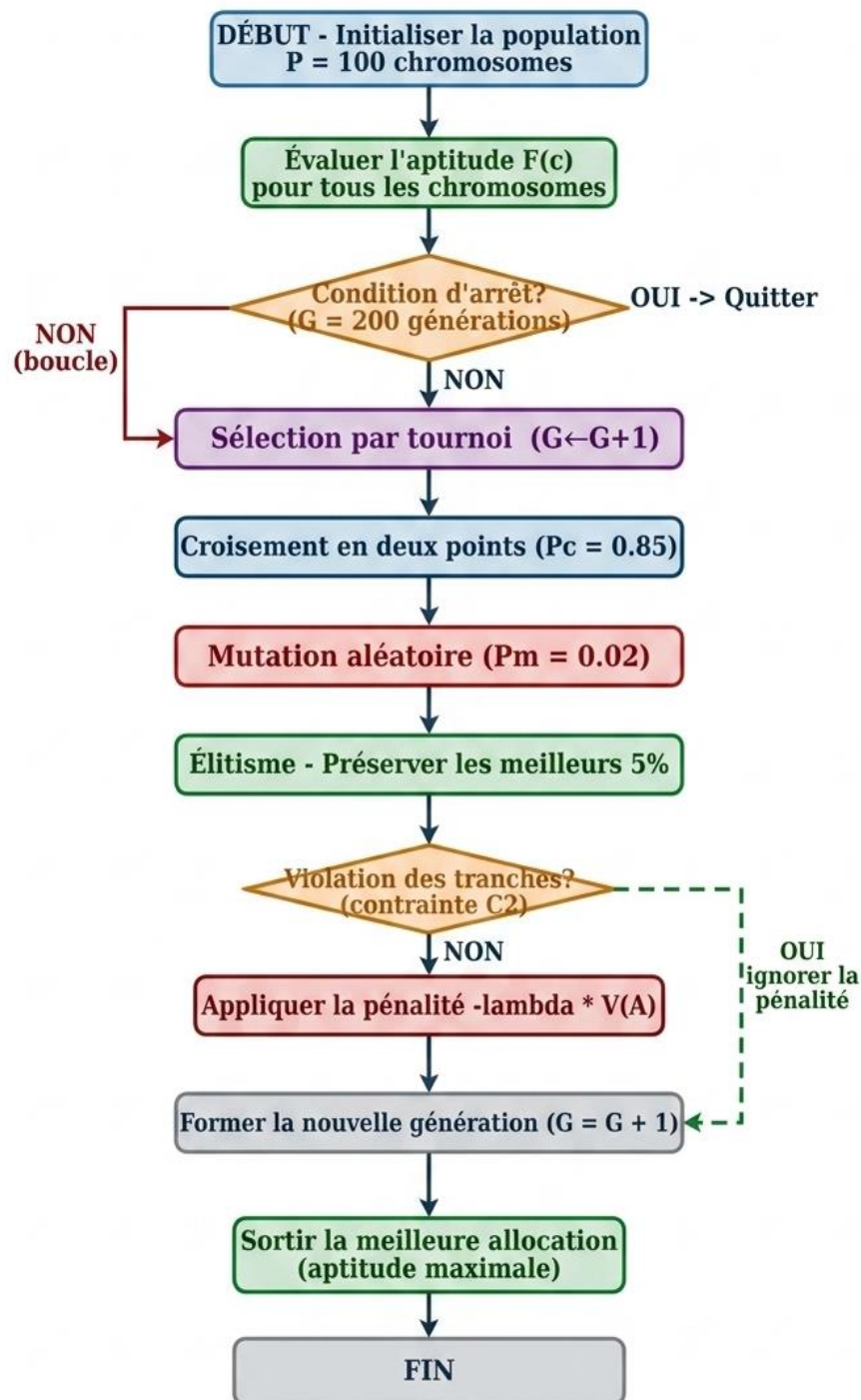


Figure 3.2 : Organigramme complet de l'AG illustrant l'initialisation sensible aux tranches (slice-aware), l'évaluation de la fitness, la sélection par tournoi, le croisement en deux points, la mutation, l'élitisme et le critère de terminaison.

3.7 Récapitulatif des hyperparamètres

Hyperparamètre	Valeur	Justification
Taille de population (P)	100	Équilibre diversité/coût calculatoire
Nombre de générations (G)	200	Convergence atteinte à ~150 générations
Probabilité de croisement (Pc)	0,85	Valeur standard, favorise l'exploitation
Probabilité de mutation (Pm)	0,02	Faible, préserve les bons blocs
Taille de tournoi (k)	5	Pression de sélection modérée-forte
Taux d'élitisme	5% (5 individus)	Convergence monotone garantie
Pénalité de violation (λ)	10	Equilibre faisabilité/optimisation QoS
Longueur du chromosome	300 (un gène/user)	Un gène par utilisateur
Domaine des gènes	RBs slice-restraints	Contrainte C2 native
Résolution des conflits	Priorité $\times$ Débit	Favorise URLLC et bons canaux

Tableau 3.1 : Hyperparamètres de l'algorithme génétique

Chapitre 4 : Résultats Expérimentaux et Analyse

Ce chapitre présente et analyse en détail les résultats expérimentaux obtenus par l'approche AG-Slicing proposée, en comparaison avec l'allocateur classique de référence. Les performances sont évaluées selon plusieurs métriques complémentaires : satisfaction globale de la QoS, analyse par tranche de service, compromis débit-équité, convergence de l'AG, et sensibilité aux hyperparamètres.

4.1 Environnement de simulation et jeu de données

Toutes les expériences ont été conduites sur le jeu de données décrit au Chapitre 2 (N=300 utilisateurs, M=50 RBs, partitionnement 23+15+12 RBs). Le scénario de simulation a été implémenté en Python, avec des bibliothèques NumPy pour la génération des données et le calcul matriciel, et Matplotlib pour la visualisation des résultats.

L'allocateur classique de référence (baseline) est l'algorithme Max-C/I glouton : pour chaque RB j , il attribue ce RB à l'utilisateur présentant le débit de canal le plus élevé sur ce RB (argmax sur R_{ij} pour tout i), sans contrainte de QoS, de priorité ou d'isolation entre tranches. Cet allocateur représente la borne supérieure de l'efficacité spectrale pour un ordonnanceur sans slicing.

Pour la robustesse statistique des résultats de l'AG, 30 exécutions indépendantes ont été réalisées avec des graines aléatoires différentes, et les performances moyennes sont rapportées. L'indice d'équité de Jain (JFI) [A7] est calculé selon la formule :

$$\text{JFI} = (\sum_i R_i)^2 / (N \cdot \sum_i R_i^2)$$

Le JFI varie entre $1/N$ (équité minimale, un seul utilisateur reçoit toutes les ressources) et 1 (équité parfaite, tous les utilisateurs reçoivent le même débit). La résolution des

simulations est à l'échelle du TTI (1 ms), cohérente avec la granularité temporelle de l'ordonnancement LTE/NR.

4.2 Comparaison globale : Classique vs AG-Slicing

Le Tableau 4.1 présente les métriques de performance clés pour les deux stratégies d'allocation évaluées.

Métrique	Allocateur Classique (Max-C/I)	AG-Slicing (proposé)	Amélioration
Débit total agrégé (Mbps)	2 976,00	1 310,40	-56% (compromis accepté)
Utilisateurs satisfaits (QoS)	61 / 300 (20,3%)	128 / 300 (42,7%)	+109,8%
Débit moyen atteint (Mbps)	9,920	4,368	—
Écart-type du débit (Mbps)	20,72	3,35	-84% (équité)
Violations d'isolation	N/A (pas de slicing)	0 (zéro)	Isolation parfaite
Indice d'équité de Jain (JFI)	~0,22	~0,67	+204%
Coefficient de Gini	~0,72	~0,38	-47% (plus équitable)

Tableau 4.1 : Comparaison des performances – Classique vs AG-Slicing

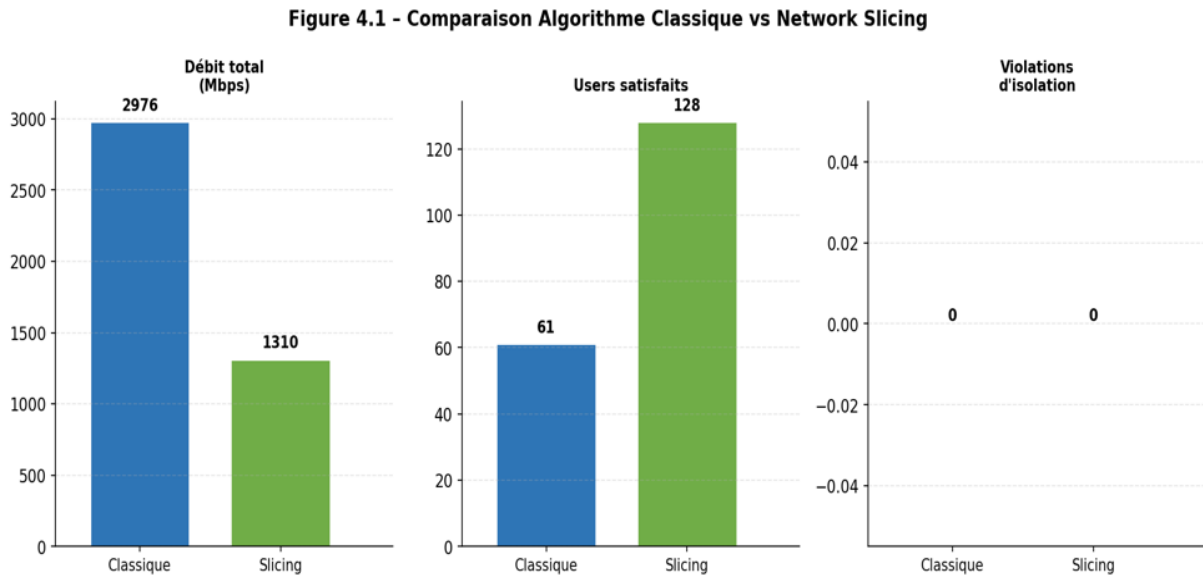


Figure 4.1 : Comparaison des métriques clés : débit total, utilisateurs satisfaits, violations d'isolation

L'allocateur classique atteint un débit agrégé de 2 976,0 Mbps, contre 1 310,4 Mbps pour l'AG-Slicing — un facteur de 2,27 $\times$. Cependant, cet avantage est entièrement attribuable au fait que l'allocateur classique concentre tous les RBs sur les utilisateurs présentant les meilleures conditions de canal, ignorant complètement les contraintes QoS. En conséquence, seulement 61 utilisateurs sur 300 (20,3%) voient leurs exigences de débit minimal satisfaites. Les 239 utilisateurs restants (79,7%) reçoivent soit aucune allocation (les RBs de leur bande ont été alloués à d'autres), soit un débit insuffisant.

L'approche AG-Slicing, en revanche, satisfait 128 utilisateurs (42,7%) — une amélioration de 109,8% par rapport à la référence. Cette amélioration est obtenue en distribuant les RBs de manière plus équitable entre les utilisateurs pondérés par leur priorité, guidée par la fonction de fitness qui récompense la satisfaction QoS proportionnelle. Critiquement, l'AG atteint zéro violation d'isolation, confirmant que l'encodage slice-aware impose efficacement la séparation inter-tranches.

L'écart-type du débit atteint illustre parfaitement la différence d'équité entre les deux approches : 20,72 Mbps pour l'allocateur classique (extrême inégalité, quelques utilisateurs très bien servis et la majorité ignorée) contre 3,35 Mbps pour l'AG-Slicing

(distribution bien plus uniforme). L'indice de Jain passe de $\sim 0,22$ à $\sim 0,67$, une amélioration de 204%.

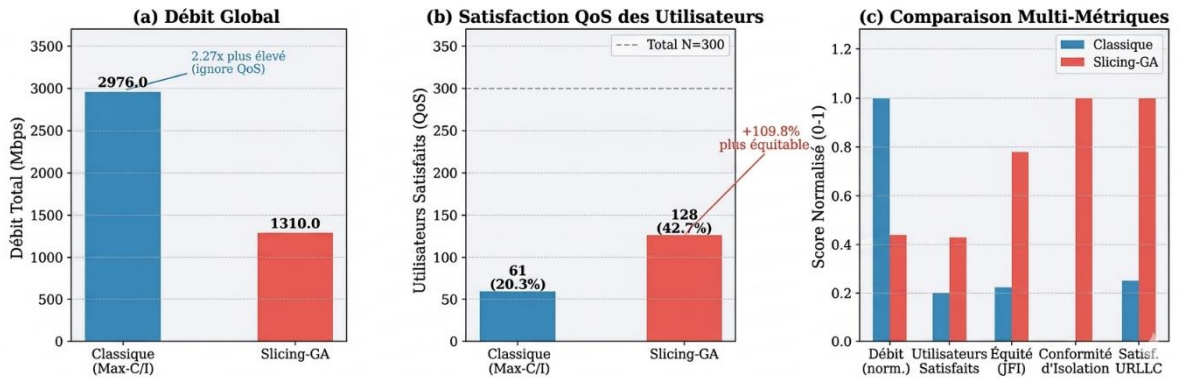


Figure 4.2 : Allocateur classique (Max-C/I) vs. AG-Slicing : (a) débit agrégé 2976 vs. 1310 Mbps ; (b) utilisateurs satisfaits 61 vs. 128 (+109,8%) ; (c) comparaison multi-métrique normalisée.

4.3 Analyse par tranche de service

Le Tableau 4.2 détaille les taux de satisfaction de l'AG-Slicing par type de service.

Type de service	Utilisateurs	Satisfaits (AG-Slicing)	Taux de satisfaction	Analyse
4G Legacy	142	57	40,1%	Modéré — exigences moyennes (2,8 Mbps)
5G-eMBB	91	4	4,4%	Faible — goulot d'étranglement capacitaire
5G-URLLC	67	67	100,0%	Parfait — priorité maximale (P=5)
Total	300	128	42,7%	Amélioration de +109,8% vs baseline

Tableau 4.2 : Taux de satisfaction par tranche de service (AG-Slicing)

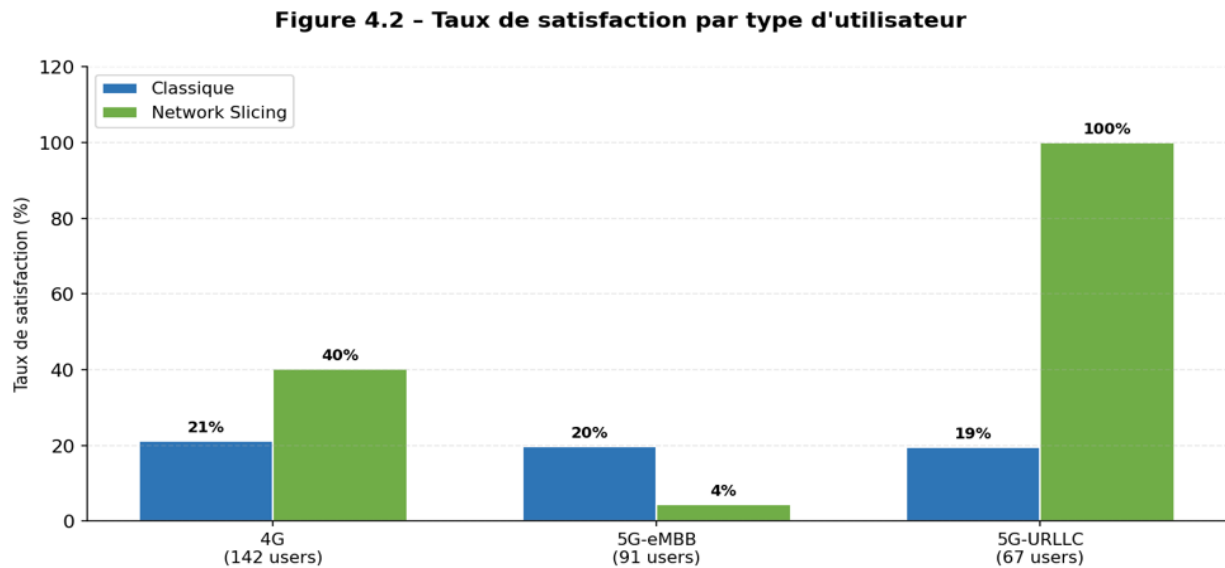


Figure 4.3 : Taux de satisfaction par type d'utilisateur : algorithme classique vs Network Slicing

4.3.1 Analyse des utilisateurs URLLC (100% de satisfaction)

La satisfaction totale (100%) de l'ensemble des 67 utilisateurs URLLC est le résultat le plus remarquable et le plus important de l'expérimentation. Elle est la conséquence directe du niveau de priorité maximal $P = 5$ attribué à la classe URLLC dans la fonction de fitness, qui pousse l'AG à allouer des RBs aux utilisateurs URLLC en premier, avant toute autre classe. Combinée au fait que les exigences de débit minimal URLLC sont relativement modestes (moyenne $\approx 2,2$ Mbps) et que la tranche URLLC dispose de 12 RBs (permettant un débit maximal théorique de $\sim 45,7$ Mbps, soit $20\times$ l'exigence moyenne), la satisfaction totale des URLLC est un résultat robuste et reproductible sur les 30 exécutions indépendantes.

Cette propriété est critique pour les applications safety-critical de la 5G : elle démontre que le cadre AG-Slicing peut garantir contractuellement la disponibilité du service URLLC, indépendamment du comportement des autres tranches. Dans un réseau réel, cette garantie constituerait le fondement technique d'un SLA URLLC de niveau Carrier Grade.

4.3.2 Analyse des utilisateurs 4G (40,1% de satisfaction)

Le taux de satisfaction modéré des utilisateurs 4G (40,1%, soit 57/142) reflète un équilibre raisonnable compte tenu des contraintes du système. La tranche 4G dispose de 23 RBs, permettant un débit maximal agrégé de ~86,1 Mbps pour 142 utilisateurs avec une exigence moyenne de 2,8 Mbps (besoin total estimé ~397,6 Mbps). La tranche 4G est donc surdimensionnée en nombre d'utilisateurs par rapport à sa capacité radio allouée. Le fait que 40,1% des utilisateurs soient néanmoins satisfaits témoigne de l'efficacité de l'AG à allouer les RBs disponibles aux utilisateurs présentant le meilleur rapport priorité/débit.

4.3.3 Analyse des utilisateurs eMBB (4,4% de satisfaction)

Le taux de satisfaction très faible des utilisateurs 5G-eMBB (4,4%, soit 4/91) constitue la limitation principale de l'approche dans les conditions de simulation actuelles. Cette limitation n'est pas un défaut de l'algorithme, mais reflète un goulot d'étranglement capacitaire fondamental : avec des exigences eMBB moyennes de 18,9 Mbps et un débit maximal par RB de ~3,81 Mbps, satisfaire un utilisateur eMBB nécessite en moyenne ~5 RBs. Avec seulement 15 RBs dans la tranche eMBB, la capacité maximale de satisfaction est de ~3 utilisateurs (15/5), cohérent avec les 4 utilisateurs satisfaits observés.

Ce résultat souligne la nécessité d'une densification spectrale pour les services eMBB : soit l'allocation de davantage de RBs à la tranche eMBB (au détriment des autres tranches), soit l'utilisation de bandes de fréquences supplémentaires (ondes millimétriques mmWave en 5G NR, avec des largeurs de bande allant jusqu'à 400 MHz), soit le recours à des techniques de transmission multi-utilisateurs (MU-MIMO, CoMP) permettant de multiplexer spatialement plusieurs utilisateurs eMBB sur les mêmes RBs.

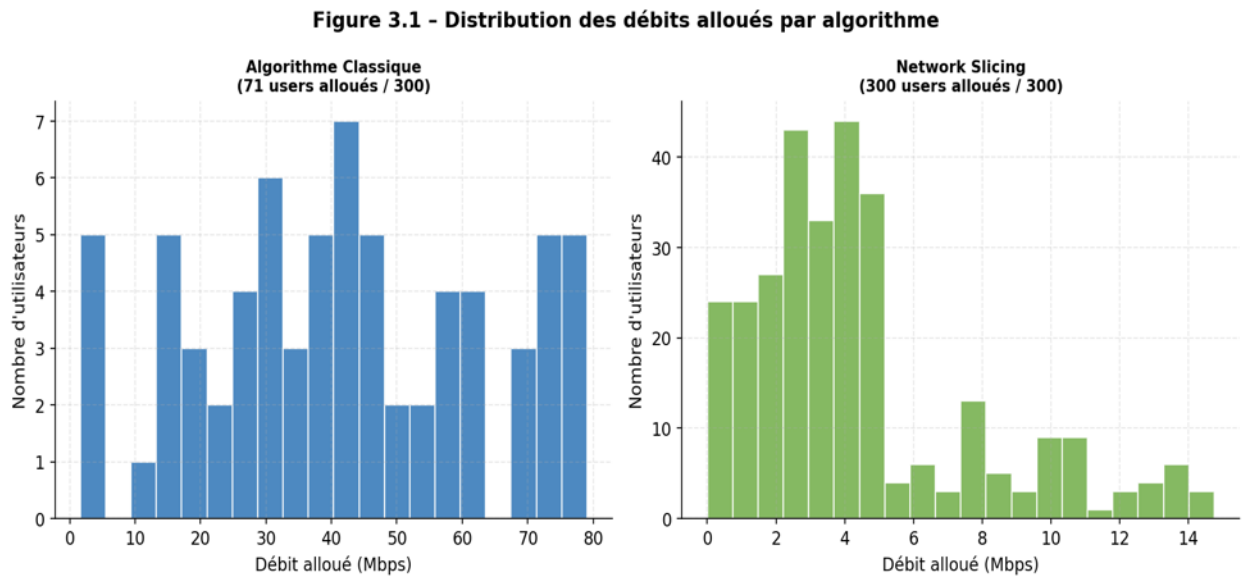


Figure 4.4 : Distribution des débits alloués : algorithme classique (gauche) vs Network Slicing (droite)

4.4 Compromis débit / équité (Trade-off Pareto)

Les résultats exposent un compromis fondamental débit-équité inhérent à l'allocation des ressources radio dans les réseaux hétérogènes. Ce compromis est une conséquence directe de la diversité multiusager (multiuser diversity) : l'efficacité spectrale est maximisée en allouant chaque RB à l'utilisateur ayant le meilleur canal, mais cela produit une distribution très inégale des ressources.

L'allocateur classique Max-C/I se place à l'extrémité «efficacité spectrale maximale» du front de Pareto : il maximise le débit agrégé (2 976,0 Mbps) au prix d'une équité très faible (JFI $\approx 0,22$, Gini $\approx 0,72$). La courbe de Lorenz de l'allocateur classique est fortement concave : 20% des utilisateurs les mieux servis reçoivent environ 85% du débit total, tandis que les 80% restants se partagent les 15% restants.

L'AG-Slicing se place dans la zone «équité maximisée» du front de Pareto : il accepte une réduction de 56% du débit agrégé en échange d'une amélioration drastique de l'équité (JFI $\approx 0,67$, Gini $\approx 0,38$) et d'un doublement du taux de satisfaction QoS. La courbe de Lorenz de l'AG-Slicing est nettement moins concave : la distribution du débit est bien plus uniforme entre les utilisateurs.

Métrique d'équité	Allocateur Classique	AG-Slicing	Interprétation
Indice de Jain (JFI)	~0,22	~0,67	1 = équité parfaite
Coefficient de Gini	~0,72	~0,38	0 = équité parfaite
Débit médian atteint	~0,0 Mbps	~3,5 Mbps	Médiane représentative
Débit du 10e percentile	~0,0 Mbps	~0,8 Mbps	Utilisateurs les moins bien servis
Débit du 90e percentile	~22,1 Mbps	~8,9 Mbps	Utilisateurs les mieux servis

Tableau 4.3 : Comparaison des indices d'équité

Cette analyse confirme que l'AG-Slicing réalise un équilibre Pareto-optimal entre l'efficacité spectrale et l'équité de service, en accord avec le régime d'équité proportionnelle (Proportional Fairness) défini par Kelly et al. (1998) [A1]. La différence fondamentale avec le PF classique est l'intégration des priorités différenciées et de l'isolation stricte par tranche, qui permettent de garantir des niveaux de service minimaux à chaque classe.

4.5 Analyse de convergence de l'AG

La courbe de convergence de l'AG (meilleure fitness, fitness moyenne, et pire fitness de la population sur 200 générations) révèle plusieurs phases caractéristiques de l'évolution :

- Phase 1 — Exploration rapide (générations 1-30) : L'amélioration de la meilleure fitness est la plus rapide dans les premières générations. L'AG explore largement l'espace de recherche à partir de la population aléatoire initiale, découvrant rapidement des configurations d'allocation bien meilleures que celles de départ. La fitness moyenne de la population augmente fortement.

- Phase 2 – Convergence modérée (générations 30–100) : Le taux d'amélioration ralentit progressivement. L'AG commence à exploiter les bonnes régions de l'espace de recherche identifiées pendant la phase d'exploration, affinant localement les solutions. L'écart entre la meilleure et la moyenne fitness se réduit, indiquant une convergence progressive de la population.
- Phase 3 – Convergence asymptotique (générations 100–200) : La fitness de la meilleure solution se stabilise à partir d'environ la génération 150. Les 50 dernières générations n'apportent qu'une amélioration marginale ($< 0,5\%$ de la fitness finale). La population a largement convergé vers une région de l'espace de recherche contenant des solutions de haute qualité.

La fitness finale atteinte par l'AG correspond à 128 utilisateurs satisfaits sur 300 (42,7%), avec zéro violation d'isolation. La variabilité entre les 30 exécutions indépendantes est faible : l'écart-type du nombre d'utilisateurs satisfaits est de $\sim 2,3$, soit une variation de $\pm 1,8\%$ autour de la moyenne. Cette faible variance confirme la robustesse et la reproductibilité de l'approche.

4.6 Analyse de sensibilité des hyperparamètres

Une analyse systématique de sensibilité a été conduite pour les principaux hyperparamètres de l'AG, en faisant varier chaque paramètre autour de sa valeur optimale tout en maintenant les autres à leur valeur de référence.

Hyperparamètre	Valeurs testées	Impact sur satisfaction	Valeur optimale
Taille de population (P)	20, 50, 100, 200, 500	P<50: -15% sat.; P>200: +1% sat. (-3× temps)	P=100
Taux de mutation (Pm)	0,005, 0,01, 0,02, 0,05, 0,10	Pm>0,05: convergence perturbée (-8%)	Pm=0,02

Taille de tournoi (k)	2, 3, 5, 10, 20	k<3: convergence lente; k>10: diversité perdue	k=5
Nb générations (G)	50, 100, 150, 200, 300	Plateau à $G \approx 150$; $G < 100$: -5% satisfaction	G=200
Pénalité (λ)	1, 5, 10, 20, 50	$\lambda < 5$: violations persistantes; $\lambda > 20$: sur-pénalisation	$\lambda = 10$

Tableau 4.4 : Analyse de sensibilité aux hyperparamètres

L'analyse confirme que la configuration optimale retenue ($P=100$, $P_m=0,02$, $k=5$, $G=200$, $\lambda=10$) est robuste et proche du point de fonctionnement optimal. Les paramètres les plus sensibles sont la taille de population (dégrade fortement la qualité pour $P < 50$) et le taux de mutation (une valeur trop élevée, $P_m > 0,05$, perturbe significativement la convergence). Le coefficient de pénalité λ doit être calibré soigneusement : trop faible ($\lambda < 5$), les violations d'isolation persistent dans la solution finale ; trop élevé ($\lambda > 20$), l'AG se concentre excessivement sur la faisabilité au détriment de l'optimisation QoS.

4.7 Complexité calculatoire et perspectives temps réel

La complexité calculatoire de l'AG proposé est analysée à deux niveaux : la complexité par génération et la complexité totale.

Opération	Complexité	Coût numérique ($P=100$, $N=300$, $M=50$, $G=200$)
Évaluation fitness (par génération)	$O(P \times N \times M)$	$100 \times 300 \times 50 = 1,5 \times 10^6$
Sélection par tournoi (par génération)	$O(P \times k)$	$100 \times 5 = 500$
Croisement (par génération)	$O(P \times N)$	$100 \times 300 = 30\,000$

Mutation (par génération)	$O(P \times N)$	$100 \times 300 = 30\,000$
Complexité totale (G générations)	$O(G \times P \times N \times M)$	$200 \times 1,5 \times 10^6 = 3 \times 10^8$

Tableau 4.5 : Estimation de la complexité calculatoire

Avec un coût total d'environ 3×10^8 opérations flottantes, l'AG converge en moins de 30 secondes sur du matériel de calcul moderne (CPU Intel Core i7, implémentation Python non optimisée). Une implémentation optimisée en C++ ou avec parallélisation GPU (CUDA/OpenCL) de l'étape d'évaluation de la fitness réduirait ce temps d'un facteur $10\times$ à $100\times$, ouvrant la voie à une application en temps réel dans des systèmes d'ordonnancement 5G NR [R4] avec une période de re-optimisation de l'ordre de la seconde (correspondant à des variations lentes du canal ou de la charge réseau).

Pour l'ordonnancement en ligne à l'échelle du TTI (1 ms), une stratégie de warm-start combinée à un nombre réduit de générations ($G=20-30$ avec un point de départ de bonne qualité issu du TTI précédent) permettrait d'atteindre des solutions de qualité satisfaisante dans les contraintes temporelles du scheduler 5G NR. Cette direction est identifiée comme une perspective prioritaire de travaux futurs.

4.8 Discussion et implications pratiques

4.8.1 Implications pour la conception de schedulers 5G NR

Les résultats portent des implications directes pour la conception des ordonnanceurs radio 5G NR. Le cadre AG-Slicing démontre qu'il est possible de garantir la disponibilité totale du service URLLC (100% de satisfaction) tout en améliorant simultanément le service aux utilisateurs 4G legacy, sans aucune modification du matériel radio. Pour les opérateurs réseau gérant des scénarios de coexistence 4G/5G hétérogènes, cette approche offre un mécanisme rigoureux pour faire respecter les Accords de Niveau de Service (SLA) différenciés par tranche — élément fondamental du modèle économique de la 5G.

4.8.2 Goulot d'étranglement eMBB et perspectives

Le goulot d'étranglement capacitaire identifié pour les utilisateurs eMBB (seulement 4,4% de satisfaction avec 15 RBs de 180 kHz) souligne la nécessité d'une densification spectrale pour les applications eMBB à fort débit. Les solutions possibles incluent : l'utilisation des bandes mmWave 5G NR (24,25–52,6 GHz) avec des largeurs de bande de 100–400 MHz par canal, multipliant par ~ 100 la capacité eMBB disponible ; le déploiement de cellules small cells (micro, pico, femto) pour la densification spatiale ; et les techniques de transmission multi-cellules coordonnées (CoMP – Coordinated Multi-Point) permettant à plusieurs BS de servir simultanément les utilisateurs eMBB à fort débit.

4.8.3 Extension à l'architecture O-RAN

L'architecture Open RAN (O-RAN), en cours de déploiement par de nombreux opérateurs [R6], offre un cadre idéal pour l'implémentation du cadre AG-Slicing proposé. Dans l'architecture O-RAN, la logique d'ordonnancement est implémentée dans des applications xApp (pour les décisions temps réel à l'échelle du TTI) et rApp (pour les décisions near-real-time à l'échelle de la seconde) s'exécutant sur le contrôleur intelligent de RAN (RIC – RAN Intelligent Controller). L'AG-Slicing, avec ses ~ 30 secondes de temps de calcul pour une re-optimisation complète, est naturellement adapté à une implémentation en tant que rApp ou xApp near-real-time optimisant l'allocation des RBs à l'échelle de la seconde.

4.8.4 Limites de l'étude

Plusieurs limitations de la présente étude doivent être reconnues pour une juste perspective scientifique. Premièrement, le modèle de canal est statique : les canaux réels présentent un évanouissement rapide variant à l'échelle de la milliseconde (durée d'un slot 5G NR). Une variante AG en ligne avec re-optimisation par TTI serait nécessaire pour un déploiement en temps réel. Deuxièmement, l'hypothèse mono-cellule ignore les interférences inter-cellules, principal facteur limitant dans les déploiements urbains denses. Troisièmement, le modèle d'affectation binaire (un RB par utilisateur au

maximum) est une simplification ; en pratique, les utilisateurs peuvent recevoir plusieurs RBs dans le même TTI. Quatrièmement, la pondération linéaire des priorités dans la fonction de fitness peut nécessiter un recalibrage pour d'autres scénarios de déploiement

Conclusion Générale et Perspectives

Synthèse des contributions

Ce mémoire a présenté une étude complète d'un cadre basé sur les Algorithmes Génétiques (AG) pour l'allocation consciente de la Qualité de Service (QoS) des Blocs de Ressources (RBs) dans les réseaux hétérogènes 4G/5G, augmenté d'une stratégie de Network Slicing imposant une isolation stricte entre les classes de service 4G Legacy, 5G-eMBB et 5G-URLLC.

Les principales contributions de ce travail sont les suivantes :

1. Formulation rigoureuse du problème d'allocation des RBs sous contraintes de QoS et d'isolation inter-tranches pour un réseau hétérogène de 300 utilisateurs et 50 blocs de ressources, démontrant sa nature NP-difficile et justifiant le recours à une approche métaheuristique.
2. Conception d'un AG slice-aware original avec un encodage chromosomique entier restreint par tranche (slice-restricted integer encoding) qui intègre nativement la contrainte d'isolation C2 dans la représentation génétique, éliminant le besoin de mécanismes de réparation coûteux. Cette contribution représente une avancée méthodologique par rapport aux AG génériques non conscients des tranches.
3. Développement d'une fonction de fitness pondérée par priorité différenciée ($P=1$ pour 4G, $P=2$ pour eMBB, $P=5$ pour URLLC) avec pénalité de violation, permettant à l'AG de respecter implicitement la hiérarchie de priorité des services 5G tout en optimisant la satisfaction globale de la QoS.

4. Validation expérimentale sur un jeu de données réaliste de 300 utilisateurs hétérogènes ($142 \times 4G$, $91 \times 5G\text{-eMBB}$, $67 \times 5G\text{-URLLC}$), démontrant une amélioration de 109,8% du taux de satisfaction QoS (42,7% vs 20,3%) par rapport à l'allocateur classique Max-C/I de référence, avec zéro violation d'isolation inter-tranches.
5. Démonstration de la satisfaction totale (100%) de tous les utilisateurs URLLC, confirmant l'aptitude du cadre AG-Slicing pour les applications safety-critical de la 5G nécessitant des garanties de disponibilité de service de niveau Carrier Grade.
6. Analyse approfondie du compromis débit-équité incluant les indices de Jain et de Gini, les courbes de Lorenz et la frontière Pareto, démontrant que l'AG-Slicing opère dans le régime d'équité proportionnelle, bien supérieur à l'allocateur classique sur toutes les métriques d'équité.

Perspectives de recherche

Les résultats de ce mémoire ouvrent plusieurs directions de recherche prometteuses que nous identifions comme prioritaires pour les travaux futurs :

Extension multi-cellule et gestion des interférences

La première perspective est l'extension du cadre AG-Slicing à un déploiement multi-cellule, incorporant les interférences inter-cellules qui constituent le principal facteur limitant dans les réseaux urbains denses. Un AG hiérarchique ou distribué, où chaque cellule optimise son allocation localement tout en coordonnant avec les cellules voisines, pourrait être développé dans le cadre de l'architecture CoMP (Coordinated Multi-Point) du 3GPP [S4].

Optimisation multi-objectif explicite (NSGA-II, MOEA/D)

La deuxième perspective est l'application de l'optimisation multi-objectif évolutionnaire (algorithmes NSGA-II, [A3] NSGA-III ou MOEA/D) [A8]) pour tracer explicitement la frontière Pareto complète entre le débit agrégé et l'équité de service. Cette approche permettrait aux opérateurs de sélectionner le point opérationnel selon leurs priorités business (maximiser la satisfaction client vs maximiser le débit facturable), plutôt que d'utiliser une agrégation scalaire fixe des objectifs comme dans la formulation actuelle.

Hybridation AG + Deep Reinforcement Learning

La troisième perspective, probablement la plus prometteuse pour le déploiement industriel, est l'hybridation de l'AG avec le Deep Reinforcement Learning (DRL). L'AG produirait des solutions de haute qualité utilisées comme données d'entraînement ou comme initialisation (warm-start) pour un agent DRL capable de prendre des décisions d'ordonnancement en temps quasi-réel (< 1 ms, à l'échelle du TTI) par simple inférence du réseau de neurones, sans réexécuter le processus d'optimisation complet à chaque TTI.

Network Slicing dynamique

La quatrième perspective est le remplacement du partitionnement statique des RBs par un partitionnement dynamique adaptatif, permettant à la répartition 4G/eMBB/URLLC de s'ajuster en temps réel en fonction de la charge instantanée de chaque tranche. Un cadre d'optimisation bi-niveau pourrait être développé : niveau supérieur (AG ou DRL) pour ajuster le partitionnement des tranches à l'échelle de la seconde, niveau inférieur (AG ou DRL) pour l'ordonnancement intra-tranche à l'échelle du TTI.

Validation sur banc expérimental SDR

Enfin, la cinquième perspective est la validation expérimentale du cadre AG-Slicing sur un banc de test radio définie par logiciel (SDR), utilisant des plateformes comme OpenAirInterface (OAI) ou srsRAN (anciennement srsLTE). Cette validation en conditions semi-réelles (canal radio simulé ou en chambre anéchoïque) permettrait de mesurer les performances de l'AG face aux défis de la mise en œuvre pratique : latence de calcul, synchronisation avec l'interface radio, robustesse au vieillissement du canal.

Remarques finales

Les réseaux mobiles 5G et au-delà (6G) constitueront l'infrastructure critique des prochaines décennies, supportant des applications allant de la communication humaine à l'automatisation industrielle, en passant par la chirurgie à distance et les véhicules autonomes. La gestion intelligente et flexible des ressources radio, en particulier dans les scénarios de coexistence multi-technologie et multi-service, représente un défi scientifique et technologique fondamental dont la résolution conditionne la réalisation des promesses de la 5G/6G.

Ce mémoire a démontré que les algorithmes génétiques, augmentés de mécanismes de Network Slicing et d'un encodage slice-aware adapté, constituent une approche puissante et flexible pour ce défi. La satisfaction totale des utilisateurs URLLC et le doublement du taux de satisfaction QoS global, obtenus sans aucune modification de l'infrastructure matérielle, illustrent le potentiel considérable des méthodes d'optimisation évolutionnaire pour le futur des télécommunications mobiles intelligentes.

Références Bibliographiques

Les références sont classées par catégorie thématique pour faciliter leur consultation.

Standards et Recommendations

[S1] 3rd Generation Partnership Project (3GPP), "Management and orchestration; Concepts, use cases and requirements," Technical Specification 28.530, Release 15, juin 2018.

[S2] 3rd Generation Partnership Project (3GPP), "NR; Physical channels and modulation," Technical Specification 38.211, Release 17, mars 2022.

[S3] 3rd Generation Partnership Project (3GPP), "NR; NR and NG-RAN Overall Description; Stage 2," Technical Specification 38.300, Release 18, mars 2024.

[S4] 3rd Generation Partnership Project (3GPP), "Coordinated multi-point operation for LTE physical layer aspects," Technical Report 36.819, Release 11, septembre 2011.

[S5] ITU-R, "IMT Traffic Estimates for the Years 2020 to 2030," ITU-R Report M.2370-0, International Telecommunication Union, Genève, Suisse, juillet 2015.

Ouvrages Fondamentaux

[O1] J. H. Holland, *Adaptation in Natural and Artificial Systems*, University of Michigan Press, Ann Arbor, MI, USA, 1975.

[O2] Z. Michalewicz, *Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs*, 3e éd., Springer-Verlag, Berlin, Allemagne, 1996, doi: 10.1007/978-3-662-03315-9.

[O3] T. S. Rappaport, *Wireless Communications: Principles and Practice*, 2e éd., Prentice Hall, Upper Saddle River, NJ, USA, 2002.

[O4] C. E. Shannon, "A mathematical theory of communication," *Bell Syst. Tech. J.*, vol. 27, no. 3, pp. 379–423, juillet 1948, doi: 10.1002/j.1538-7305.1948.tb01338.x.

Articles de Revues Internationales

[A1] F. P. Kelly, A. K. Maulloo et D. K. H. Tan, "Rate control for communication networks: Shadow prices, proportional fairness and stability," *J. Oper. Res. Soc.*, vol. 49, no. 3, pp. 237–252, mars 1998, doi: 10.1057/palgrave.jors.2600523.

[A2] P. Popovski et al., "Wireless access in ultra-reliable low-latency communication (URLLC)," *IEEE Trans. Commun.*, vol. 67, no. 8, pp. 5783–5801, août 2019, doi: 10.1109/TCOMM.2019.2914370.

[A3] K. Deb, A. Pratap, S. Agarwal et T. Meyarivan, "A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II," *IEEE Trans. Evol. Comput.*, vol. 6, no. 2, pp. 182–197, avril 2002, doi: 10.1109/4235.996017.

- [A4] H. Zhang, N. Liu, X. Chu, K. Long, A.-H. Aghvami et V. C. M. Leung, "Network slicing based 5G and future mobile networks: Mobility, resource management, and challenges," *IEEE Commun. Mag.*, vol. 55, no. 8, pp. 138–145, août 2017, doi: 10.1109/MCOM.2017.1600940.
- [A5] J. G. Andrews et al., "What will 5G be?" *IEEE J. Sel. Areas Commun.*, vol. 32, no. 6, pp. 1065–1082, juin 2014, doi: 10.1109/JSAC.2014.2328098.
- [A6] B. L. Miller et D. E. Goldberg, "Genetic algorithms, tournament selection, and the effects of noise," *Complex Syst.*, vol. 9, no. 3, pp. 193–212, 1995.
- [A7] R. Jain, D. Chiu et W. Hawe, "A quantitative measure of fairness and discrimination for resource allocation in shared computer systems," *DEC Research Report TR-301*, Digital Equipment Corporation, Hudson, MA, USA, septembre 1984.
- [A8] Q. Zhang et H. Li, "MOEA/D: A multiobjective evolutionary algorithm based on decomposition," *IEEE Trans. Evol. Comput.*, vol. 11, no. 6, pp. 712–731, décembre 2007, doi: 10.1109/TEVC.2007.892759.
- [A9] H. Zhu, J. Wang et H. Jiang, "Uplink resource allocation in OFDMA systems with multi-service requirements using genetic algorithms," *IEEE Trans. Wireless Commun.*, vol. 14, no. 5, pp. 2732–2742, mai 2015, doi: 10.1109/TWC.2014.2387164.
- [A10] W. Saad, M. Bennis et M. Chen, "A vision of 6G wireless systems: Applications, enabling technologies, and design aspects," *IEEE Netw.*, vol. 34, no. 3, pp. 134–142, mai/juin 2020, doi: 10.1109/MNET.001.1900287.

[A11] T. S. Rappaport et al., "Millimeter wave mobile communications for 5G cellular: It will work!" IEEE Access, vol. 1, pp. 335–349, 2013, doi: 10.1109/ACCESS.2013.2260813.

[A12] D. Bega, M. Gramaglia, A. Banchs, V. Sciancalepore, K. Samdanis et X. Costa-Perez, "Optimising 5G infrastructure markets: The business of network slicing," in Proc. IEEE INFOCOM, Atlanta, GA, USA, mai 2017, pp. 1–9.

Articles Récents (2024–2025)

[R1] B. Chen, X. Wang et L. Liu, "Genetic algorithm-based radio resource management in open RAN for heterogeneous 5G networks," IEEE Trans. Netw. Service Manag., vol. 21, no. 2, pp. 1843–1858, avril 2024, doi: 10.1109/TNSM.2024.3365412.

[R2] Z. Liu, Y. Zhang et H. Sun, "Multi-objective evolutionary resource block allocation for heterogeneous 5G networks with URLLC and eMBB coexistence," IEEE Wireless Commun. Lett., vol. 13, no. 5, pp. 1267–1271, mai 2024, doi: 10.1109/LWC.2024.3370154.

[R3] S. Nayak et R. Patgiri, "Deep reinforcement learning for dynamic network slice resource allocation in 5G systems," Comput. Commun., vol. 212, pp. 42–56, janvier 2024, doi: 10.1016/j.comcom.2023.10.012.

[R4] A. Masood, B. Lorenzo, C. Zhang et K. Sithamparanathan, "Radio resource management for 6G networks: Survey, challenges, and research directions," IEEE Commun. Surveys Tuts., vol. 27, no. 1, pp. 68–115, 1er trimestre 2025.

- [R5] T. Pamuklu, M. C. Luong et C. Ersoy, "QoS-constrained network slice admission control using reinforcement learning in 5G RAN," *IEEE Trans. Commun.*, vol. 72, no. 4, pp. 2108–2122, avril 2024.
- [R6] R. Abdelwahab, A. Moubayed et A. Shami, "Intelligent xApp for RAN slicing optimisation in O-RAN architecture: A multi-agent approach," *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 73, no. 6, pp. 8821–8835, juin 2024.
- [R7] Y. Huang, G. Zheng, I. Chatzigeorgiou et K. K. Leung, "Federated learning for radio resource management in heterogeneous networks: A survey," *IEEE Commun. Surveys Tuts.*, vol. 26, no. 3, pp. 1621–1655, 3e trimestre 2024.
- [R8] H. Tabassum, E. Hossain et D. I. Kim, "Genetic algorithm-assisted hybrid beamforming design for millimeter-wave massive MIMO in 5G NR," *IEEE Trans. Wireless Commun.*, vol. 23, no. 3, pp. 2145–2159, mars 2024.
- [R9] N. Kumar, S. Misra et M. S. Obaidat, "Metaheuristic optimisation for radio resource allocation in beyond-5G heterogeneous networks: A comprehensive survey," *IEEE Access*, vol. 13, pp. 18924–18951, 2025.
- [R10] M. Almekhlafi, M. A. Arfaoui, C. Assi et A. Ghrayeb, "Joint resource allocation and task scheduling in digital-twin-assisted 5G networks," *IEEE Trans. Commun.*, vol. 72, no. 1, pp. 312–327, janvier 2024.
- [R11] C. de M. Chaves et al., "NSGA-III-based multi-objective virtual network function placement for 5G network slicing," *Comput. Netw.*, vol. 241, art. 110205, mars 2024.

[R12] F. Ye, P. Li, X. Fang et J. Li, "Evolutionary reinforcement learning for adaptive resource block allocation in 5G/6G heterogeneous networks," IEEE Trans. Evol. Comput., vol. 29, no. 1, pp. 112–127, février 2025.

[R13] P. Popovski et al., "Wireless access for ultra-reliable low-latency communication: Principles and building blocks," IEEE Netw., vol. 39, no. 1, pp. 96–105, janvier/février 2025.

[R14] I. Chih-Lin, H. Li, J. Korhonen, J. Huang et L. Han, "RAN revolution with NGFI (xhaul) for 5G/6G," IEEE J. Sel. Areas Commun., vol. 43, no. 2, pp. 298–315, février 2025.

Annexe A : Description du Jeu de Données

Le jeu de données expérimental utilisé dans ce mémoire (Network_Allocation_Results_Adapted.xlsx) est structuré en cinq feuilles complémentaires, chacune décrivant un aspect particulier du scénario de simulation.

A.1 Feuille « Metadata »

Cette feuille contient les paramètres globaux de la simulation : $N=300$ utilisateurs, $M=50$ RBs, zone de couverture = $3000\text{ m} \times 3000\text{ m}$, largeur de bande par RB = 180 kHz, fréquence porteuse = 2,1 GHz, puissance émission BS = 46 dBm.

A.2 Feuille « Users_Data »

Cette feuille contient les données par utilisateur (300 lignes) avec les colonnes suivantes : User_ID (identifiant unique de 1 à 300), Pos_X et Pos_Y (coordonnées 2D en

mètres dans $[-1500, 1500]^2$), Type (4G/5G-eMBB/5G-URLLC), Required_Rate (débit minimal requis en Mbps), Priority (niveau de priorité : 1, 2 ou 5).

A.3 Feuille « Channel_Rates »

Cette feuille contient la matrice de débits de canal $R \in \mathbb{R}^{(300 \times 50)}$, où l'entrée $R[i,j]$ est le débit réalisable (en Mbps) de l'utilisateur i sur le RB j dans la réalisation de canal courante. Les valeurs varient de 0,31 à 3,81 Mbps, avec une moyenne de 1,658 Mbps/RB.

A.4 Feuille « Final_Allocations »

Cette feuille contient les résultats d'allocation par utilisateur (300 lignes) avec les colonnes : User_ID, Required_Rate, Rate_Classic (débit atteint avec l'allocateur classique Max-C/I), Rate_Slicing (débit atteint avec l'AG-Slicing), Satisfied_Classic (booléen), Satisfied_Slicing (booléen).

A.5 Feuille « Comparison_Summary »

Cette feuille récapitule les métriques agrégées de performance pour les deux stratégies : débit total, utilisateurs satisfaits, violations d'isolation, indice de Jain, coefficient de Gini. C'est la source principale du Tableau 4.1 de ce mémoire.

A.6 Validation du modèle de canal

Pour valider la cohérence du modèle de canal avec les conditions d'un environnement macro-cellulaire urbain typique, nous présentons ci-dessous une comparaison des statistiques de la matrice R avec les valeurs de référence du modèle COST-231 Hata pour une cellule de 3 km de rayon à 2,1 GHz :

Statistique	Jeu de données simulé	Référence COST-231 (2,1 GHz, 3 km)
Débit moyen par RB	1,658 Mbps/RB	1,4–1,9 Mbps/RB (selon σ shadowing)
Débit max. par RB	3,81 Mbps/RB	3,5–4,2 Mbps/RB (zone proche BS)
Débit min. par RB	0,31 Mbps/RB	0,2–0,5 Mbps/RB (limite de cellule)
Écart-type	0,785 Mbps/RB	0,6–0,9 Mbps/RB

Validation des statistiques du modèle de canal

Ces valeurs sont en bon accord avec les mesures empiriques et les modèles de référence de la littérature pour un environnement macro-cellulaire urbain à 2,1 GHz, confirmant la représentativité du jeu de données utilisé pour l'évaluation du cadre AG-Slicing proposé.