

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



Mémoire

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

Spécialité : Réseaux et Télécommunications

Par : Mr. KOURAT WALID
Mr. KADOUS OUSSAMA ABDELHAKIM

Optimisation du processus de Handover dans les réseaux 5G

Soutenu, le 14/06/ 2026, devant le jury composé de :

M. MOKADEM Djelloul	Professeur	Président
Mme. BOUCHENAK Sofya	MCB	Rapporteur
M. GUENDOZ Mohamed	MCA	Examineur

2025 / 2026

Remerciements

Tout d'abord, nous tenons à remercier Dieu, le Tout Miséricordieux de nous avoir donné la force, la patience et la volonté nécessaires pour mener à bien ce travail.

Nous tenons à exprimer notre profonde gratitude à notre distinguée encadreuse, **Dr. BOUCHENAK Sofya**, pour son accompagnement, ses précieux conseils, sa disponibilité et son soutien constant tout au long de la réalisation de ce projet. Son expertise scientifique et ses orientations pertinentes ont été d'une grande valeur pour l'aboutissement de ce travail.

Nous adressons également nos sincères remerciements aux membres du jury, **Pr. MOKADEM Djelloul** et **Dr. GUENDOZ Mohamed**, pour l'honneur qu'ils nous font en acceptant d'évaluer ce mémoire. Nous leur sommes reconnaissants pour le temps consacré à l'examen de notre travail ainsi que pour leurs remarques et suggestions constructives.

Nos remerciements s'étendent à l'ensemble des enseignants du département des Télécommunications pour la qualité de la formation qu'ils nous ont dispensée durant notre parcours universitaire.

Nous exprimons également notre gratitude à tous ceux qui ont contribué, de près ou de loin, à la réalisation de ce projet, notamment nos camarades et amis pour leur soutien et leur esprit de collaboration.

Enfin, nous adressons nos plus sincères remerciements à nos familles pour leur amour, leur confiance, leur patience et leurs encouragements permanents, qui ont été une source de motivation tout au long de nos études.

À toutes les personnes qui ont participé directement ou indirectement à la réussite de ce travail, nous adressons notre profonde reconnaissance.

Dédicases

Je dédie ce modeste travail à :

Mes très chers parents qui m'ont toujours soutenu et encouragé, ont été à mes côtés tout au long de mon parcours.

Mon petit frère Farouk et ma sœur Hiba que j'aime beaucoup.

Mes cousins Amine et Taha que je considère comme mes frères parce qu'ils ont toujours été là pour moi, dans les bons comme dans les mauvais moments, ils m'ont toujours encouragé.

Mes meilleurs amis Haithem et Oussama pour les bons moments passés ensemble à l'université pendant toutes ces années.

Mon binôme Walid qui m'a aidé à terminer ce travail.

Enfin à tous ceux qui me sont chers et qui m'ont aidé de près ou de loin.

OUSSAMA

Dédicases

Je dédie ce modeste travail à :

À mes chers parents qui m'ont toujours soutenu et encouragé, et qui ont été à mes côtés tout au long de mon parcours.

Et à ma chère grand-mère, ma deuxième mère, qui m'a comblé de son affection et de ses prières sincères, et qui a joué un rôle important dans mon parcours et ma vie.

Et à tous les membres de ma famille qui m'ont entouré d'amour et de soutien.

Et à mes chers frères, mon grand frère Abdelkader, mon frère cadet Hicham et mon petit frère Yassine.

À mes amis fidèles qui ont partagé avec moi les plus beaux moments et m'ont offert leur soutien et encouragement.

Je dédie ce fruit de mes efforts avec tout mon amour et ma gratitude.

walid

Résumé:

Les réseaux de cinquième génération (5G) représentent un bond technologique majeur, propulsé par des promesses de vitesses ultra-rapides, de temps de réponse quasi nul et de connectivité massive. Cependant, derrière ces performances se cache un défi fondamental : garantir la continuité du service lors des déplacements des utilisateurs, grâce à un mécanisme de transport. Dans les structures architecturales des réseaux 5G denses et variés, il apparaît que les méthodes de transport traditionnelles basées sur des seuils fixes ne sont pas suffisantes pour répondre aux exigences de qualité de service des applications modernes. Cette recherche propose une étude approfondie pour améliorer le processus de transition dans les réseaux 5G en exploitant les technologies de l'intelligence artificielle et de l'apprentissage automatique. Après avoir établi les bases théoriques de l'ingénierie 5G — y compris le réseau d'accès radio NG-RAN, le coeur de réseau 5GC, ainsi que les technologies auxiliaires telles que Massive MIMO, la formation de faisceaux et les ondes millimétriques — nous avons développé et évalué plusieurs approches algorithmiques : la méthode de base (A3), l'optimisation dynamique, l'apprentissage par renforcement, l'apprentissage profond, et le modèle hybride DL+LSTM. Une comparaison supplémentaire a été effectuée, incluant l'apprentissage supervisé, l'apprentissage non supervisé, l'apprentissage par renforcement et l'apprentissage fédéré également. Les résultats de la simulation montrent clairement la supériorité des méthodes basées sur l'intelligence artificielle par rapport aux méthodes traditionnelles. Le modèle DL+LSTM s'est distingué comme la solution la plus performante. Cette étude ouvre des perspectives prometteuses pour le développement de réseaux mobiles autonomes et intelligents, notamment dans le contexte de l'émergence de la sixième génération.

Mots-clés : 5G, Handover, Intelligence Artificielle, Deep Learning, LSTM, Q-Learning, Apprentissage Fédéré, Massive MIMO, Qualité de Service, Réseaux Mobiles.

الملخص :

تمثل شبكات الجيل الخامس نقلة نوعية في مجال الاتصالات اللاسلكية بفضل السرعات العالية وزمن الاستجابة المنخفض والقدرة على ربط عدد كبير من الأجهزة. ومع ذلك، يبقى ضمان استمرارية الاتصال أثناء تنقل المستخدمين من أهم التحديات، مما يجعل تحسين عملية التسليم بين الخلايا أمرًا ضروريًا للحفاظ على جودة الخدمة. تهدف هذه الدراسة إلى تحسين أداء هذه العملية من خلال توظيف تقنيات الذكاء الاصطناعي والتعلم الآلي.

تضمنت الدراسة عرضاً لمختلف مكونات شبكات الجيل الخامس والتقنيات الداعمة لها، ثم تقييم عدة أساليب لتحسين التسليم ، والتحسين الديناميكي، والتعلم المعزز، والتعلم العميق، والنموذج الهجين القائم A3 بين الخلايا، شملت الطريقة التقليدية على الشبكات العصبية العميقة والذاكرة طويلة وقصيرة المدى، بالإضافة إلى مقارنة بين أساليب التعلم الخاضع للإشراف وغير الخاضع للإشراف والتعلم المعزز والتعلم الفيدرالي.

أظهرت نتائج المحاكاة تفوق الأساليب المعتمدة على الذكاء الاصطناعي مقارنة بالطرق التقليدية، حيث حقق النموذج الهجين أفضل أداء من حيث تحسين جودة الخدمة وتقليل عدد عمليات التسليم غير الضرورية وفقدان الحزم، مع زيادة معدل نقل البيانات. وتؤكد هذه النتائج أهمية دمج تقنيات الذكاء الاصطناعي في إدارة الشبكات المتنقلة، كما تفتح آفاقاً واعدة لتطوير شبكات أكثر ذكاءً واستقلالية في المستقبل، خاصة مع التوجه نحو الجيل السادس.

الكلمات المفتاحية : الجيل الخامس، التسليم بين الخلايا، الذكاء الاصطناعي، التعلم العميق، الذاكرة طويلة وقصيرة المدى، التعلم المعزز، التعلم الاتحادي، التعلم الخاضع للإشراف، التعلم غير الخاضع للإشراف، الهوائيات متعددة المداخل والمخارج الضخمة، جودة الخدمة، الشبكات المتنقلة.

Table de matière :

1.INTRODUCTION GENERALE :	1
1. INTRODUCTION	4
2. L'EVOLUTION DES RESEAUX MOBILES	4
2.1 La 1ère génération (1G) :	5
2.2 La 2ème génération (2G / GSM) :	5
2.3 La 2,5G :	6
2.4 La 3ème génération (3G) :	6
2.5 La 3,5G :	6
2.6 La 4ème Génération (4G / LTE) :	6
2.7 La 5ème Génération (5G) :	7
1.8 La 6ème Génération (6G) :	8
3. REPRESENTATION DE LA 5G :	9
4. ARCHITECTURE DU RESEAU 5G :	12
4.1 Architecture Globale :	14
4.2 Le Réseau d'Accès Radio 5G (NG-RAN) :	15
4.3Le cœur de Réseau 5G (5GC) :	15
4.3.1La séparation CUPS :	16
4.3.2L'architecture Basée sur les Services (SBA) :	16
5. LES TECHNOLOGIES HABITANTES (KEY ENABLERS) :	18
5.1 Le Network Slicing (Découpage du Réseau) :	18
5.2 Informatique en périphérie multi-accès (MEC)	18
5.3 SDN (Réseautage défini par logiciel) et NFV (Virtualisation des fonctions réseau) :	18
6.AVANTAGES ET DEFIS DE LA 5G :	19
7.LES ONDES MILLIMETRIQUES (MMWAVE) :	23
8.LA BANDE SUB-MILLIMETRIQUE OU BANDE TERAHERTZ (THz) :	23
9.LE MIMO ULTRA-MASSIF (UM-MIMO) ET L'AVENEMENT DE LA NANOPHOTONIQUE : ...	24
9.1 Étude comparative et évaluation des performances des systèmes Massive MIMO:	25
10.DENSIFICATION DU RESEAU : RESEAUX HETEROGENES (HETNETS) ET PETITES CELLULES :	26
11.STRATEGIES DE BEAMFORMING ET GESTION DE LA MOBILITE :	26
12.MECANISMES DE PROPAGATION ET OPTIMISATION PAR BEAMFORMING :	28
13.ADAPTATION AUX CONTRAINTES DES ONDES MILLIMETRIQUES :	28
CONCLUSION	29
1. INTRODUCTION :	31
1.1. Transfert :	31
1.2Importance du handover dans les systèmes de communication.....	31
1.3Nécessité du Handover	32
2.INDICATEURS ET METRIQUES DE PERFORMANCE (KPI) :	32
3.MESURE DE LA QUALITE DU SIGNAL	33

4. CAPACITE DES CANAUX DE COMMUNICATION	36
5.CHARGE DU RESEAU (NETWORK LOAD).....	37
6.DISPONIBILITE DES RESSOURCES	37
7.ANALYSE ET OPTIMISATION DES MECANISMES DE HANDOVER TRIPHASIQUE :.....	38
8.SPECIFICITES DE LA 5G :	43
8.1Mobilité au niveau du faisceau (Beamforming)	43
8.1Mobilité au niveau du faisceau (Beam-level mobility).....	43
8.2Complexité accrue du Handover inter-cellulaire	43
8.3Risque de blocage (Blockage)	43
9. DAPS ET LTM (MOBILITE DECLENCHEE L1/L2)	43
10.ANALYSE ET DEPLOIEMENT DES MECANISMES DE MOBILITE L1/L2 (LTM) :	44
10.1Détail des étapes LTM	46
10.2Évolution du LTM	48
11.CLASSIFICATION DES HANDOVER.....	48
11.1Les différents types de Handover en 5G.....	48
11.1.1 Transfert intra-gNB :.....	49
11.1.2 Transfert Inter-gNB via l'interface Xn :	49
11.1.3 Handover Inter-gNB via l'interface N2 :	50
11.1.4Handover Inter-système (Inter-RAT) :	50
12. LIMITE DES ALGORITHMES CLASSIQUES ET BESOIN D'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE	51
12.1Algorithmes pour Handover	51
12.1.1Algorithme de seuil de signal	51
12.1.2Algorithme basé sur la qualité de service	52
12.1.3Algorithme basé sur le coût	54
13.LES ANOMALIES DE DECLenchement DU HANDOVER	57
13.1Le Handover trop tardif (Too Late Handover)	58
13.2Le Handover prématuré (Too Early Handover).....	58
13.3Le Handover vers une mauvaise cellule (Handover to Wrong Cell).....	58
14.CONSEQUENCES SUR L'EXPERIENCE UTILISATEUR: LE RADIO LINK FAILURE(RLF)	59
14.1Les déclencheurs du RLF.....	60
14.2La procédure de rétablissement (RRC Connection Re-establishment).....	60
14.3Impact global sur la Qualité de Service (QoS)	60
15.GESTION DES TRANSFERTS HANDOVER.....	61
15.1Handover dans B5G SYSTEMS.....	62
15.2PROCÉDURES HO EN B5G	63
15.3Études Connectées	64
16.DÉFIS D'OPTIMISATION DES TRANSFERTS INTERLOCATAIRES (HO) DANS LA 5G.....	67
17.SOLUTIONS D'OPTIMISATION DES TRANSFERTS HORS TERMINAUX POUR LA B5G	80
18.LES RESEAUX SANS FIL, NOTAMMENT LES FUTURS RESEAUX B5G.	82
19.PROBLEMES DE GESTION DE LA MOBILITE.	87
20.AUTRES TECHNIQUES DE SOLUTION POTENTIELLES	92

21. INTEGRATION DU TRANSFERT INTERCELLULAIRE ET DE L'EQUILIBRAGE DE CHARGE POUR LES RESEAUX FUTURS	96
22. DEFIS ET ORIENTATIONS FUTURES DE LA RECHERCHE :	97
23. OPTIMISATION DU HANDOVER VIA LES RESEAUX LSTM.....	99
23.1 Pourquoi utiliser le modèle LSTM ?.....	99
23.2 Architecture du modèle de simulation	100
CONCLUSION :	101
INTRODUCTION :	101
1. POURQUOI OPTIMISER LE HANDOVER ?	102
3-1 A3 Baseline	105
3-2 Optimisation dynamique.....	105
3-3 Q-Learning RL	106
3-4 Deep Learning	106
3-5 DL + LSTM	107
4- INDICATEURS DE PERFORMANCE (KPI)	107
4-1 Débit moyen	108
4-2 Perte de paquets	109
4-3 Handover Count.....	110
4-4 Adaptation Speed.....	111
4-5 Taux de ping-pong:.....	112
4-6 Débit en fonction de la vitesse.....	113
4-7 CDF du débit	115
4-8 Radar Chart (Comparaison multi-KPI).....	117
4-9 Comparaison globale normalisée.....	118
4-10 Tableau Comparatif des Méthodes d'Optimisation du Handover en 5G	119
5. METHODE D'APPRENTISSAGE :	121
5.1 Apprentissage supervisé (Supervised Learning).....	121
5.2 Apprentissage non supervisé (Unsupervised Learning)	121
5.3 Apprentissage par renforcement (Reinforcement Learning)	122
5.4 Deep Learning (Apprentissage profond)	122
5.5 Apprentissage fédéré (Federated Learning).....	123
5.6 comparaison des méthodes d'apprentissage	124
6 COMPARAISON DANS LES INDICATEURS DE PERFORMANCE (KPI) :	126
6.1 Débit :	126
6.2 Perte de paquets (perte de paquets).....	127
6.3 Nombre de transferts.....	129
6.4 Vitesse d'adaptation	130
6.5 Rythme de ping-pong.....	131
6.6 Débit vs Vitesse	133
6.7 CDF du débit.....	134
6.8 Carte radar (comparaison globale).....	135
7. COMPARAISON DES RESULTATS OBTENUS AVEC LES TRAVAUX DE REFERENCE DE LA LITTERATURE SCIENTIFIQUE :	136
8. Conclusion	138

Listes des figures et tableaux :

Figure I.1 : Evolution des réseaux mobiles de la 1G à la 5G

Figure I.2 : Augmentation de trafic de données sans fil

Figure I.3 : Cas d'utilisation de la 5G

Figure I.4 : Comparaison entre 3G, 4G et 5G

Figure I.5 : Architecture du réseau cellulaire 5G

Figure I.6 : Architecture Globale du 5G

Figure I.7 : Architecture de séparation CUPS

Figure I.8 : L'architecture Basée sur les Services (SBA)

Figure I.9 : Exigences de spécification pour la technologie 5G

Figure I.10 : Technologies clés habilitantes pour les réseaux 5G et au-delà

Figure I.11 : Bande d'ondes millimétriques et térahertz

Figure I.12 : MIMO massif formant faisceau

Figure II.1 : Mesure de la puissance du réseau

Figure II.2 : Rapport signal sur bruit

Figure II.3 : Taux d'erreur binaire en rapport de signal sur bruit

Figure II.4 : Mesure de la puissance du signal : RSRP, RSRQ et SINR

Figure II.5 : Handover procedure dans les systèmes 5G

Figure II.6 : Aperçu de la procédure de mobilité déclenchée L1/L2 (LTM)

Figure II.7 : Diagramme de séquence des messages de la procédure de configuration et d'exécution du LTM

Figure II.8 : 5G SA Transfert Inter gNB 5GN GAP Handover

Figure II.9 : Diagramme algorithme handover RSS seuil hystérésis

Figure II.10 : Diagramme algorithme handover QoS qualité de service réseau

Figure II.11 : Algorithme handover basé sur le coût de réseau

Figure II.12 : Réduction de l'effet de transfert ping-pong dans les réseaux mobiles LTE

Figure II.13 : Transfert cellulaire trop précoce, trop tardif et incorrect

Figure II.14 : Transfert intercellulaire (HO) dans le réseau B5G avec les deux types de procédures HO

Figure II.15 : HO dans CF-massive MIMO

Figure II.16 : CHO procédures

Figure II.17 : Système RIS

Figure II.18 : HandOver dans HBF et gNBBSs

Figure II.19 : Principaux défis et orientations futures de la recherche

Figure III.1.1 : Comparaison du débit moyen

Figure III.1.2 : Comparaison de la perte moyenne de paquets

Figure III.1.3 : Comparaison du nombre de handovers

Figure III.1.4 : Comparaison de la vitesse d'adaptation

Figure III.1.5 : Comparaison du taux de Ping-Pong

Figure III.1.6 : Adaptation du débit à la vitesse de l'utilisateur

Figure III.1.7 : CDF du débit à travers les méthodes

Figure III.1.8 : Graphique radar multi-métrique (normalisé)

Figure III.1.9 : Performance normalisée – Toutes les métriques

Figure III.10 : Techniques avancées pour optimiser le handover en recherche 5G

Figure III.2.1 : Comparaison du débit moyen

Figure III.2.2 : Comparaison de la perte moyenne de paquets

Figure III.2.3 : Nombre de transferts

Figure III.2.4 : Vitesse d'adaptation

Figure III.2.5 : Taux de Ping-Pong

Figure III.2.6 : Débit par rapport à la vitesse

Figure III.2.7 : CDF du débit

Figure III.2.8 : Radar de comparaison

Tableau III.1 : Comparaison des Résultats obtenus avec les travaux de référence de la littérature scientifique

Les abbreviation :

1G : First Generation

2G : Second Generation

3G : Third Generation

4G : Fourth Generation

5G : Fifth Generation

6G : Sixth Generation

AI / IA : Intelligence Artificielle

AKA : Authentication and Key Agreement

AMF : Access and Mobility Management Function

AMPS : Advanced Mobile Phone System

API : Application Programming Interface

BER : Bit Error Rate

CDMA : Code Division Multiple Access

CNN : Convolutional Neural Network

CQI : Channel Quality Indicator

CR : Cognitive Radio

COTS : Commercial Off-The-Shelf

CPE : Control Plane Entity

CUPS : Control and User Plane Separation

CU : Central Unit

D2D : Device to Device

DL : Deep Learning

DL+LSTM : Deep Learning + Long Short-Term Memory

DU : Distributed Unit

EDGE : Enhanced Data rates for GSM Evolution

EPC : Evolved Packet Core

FDMA : Frequency Division Multiple Access

FR1 : Frequency Range 1

FR2 : Frequency Range 2

GC : Generation Core

gNB : gNodeB

GSM : Global System for Mobile Communications

GPRS : General Packet Radio Service

GRU : Gated Recurrent Unit

HetNets : Heterogeneous Networks

HSDPA : High-Speed Downlink Packet Access

HSPA : High-Speed Packet Access

HSUPA : High-Speed Uplink Packet Access

HTTP : HyperText Transfer Protocol

IoT : Internet of Things

IS-95 : Interim Standard 95

KPI : Key Performance Indicator

LoS : Line of Sight

LTE : Long Term Evolution

LTE-A : LTE Advanced

LSTM : Long Short-Term Memory

MAC : Medium Access Control

MEC : Multi-access Edge Computing

MIMO : Multiple Input Multiple Output

MITM : Man In The Middle

MME : Mobility Management Entity

MMS : Multimedia Messaging Service

mMTC : massive Machine Type Communications

mmWave : Millimeter Wave

M-QAM : M-ary Quadrature Amplitude Modulation

NG-RAN : Next Generation Radio Access Network

NF : Network Function

NFV : Network Function Virtualization

NMTS : Nordic Mobile Telephone System

NRF : Network Repository Function

NSA : Non-Standalone

OFDMA : Orthogonal Frequency Division Multiple Access

PCF : Policy Control Function

PDCCP : Packet Data Convergence Protocol

PHY : Physical Layer

PSK : Phase Shift Keying

PDU : Protocol Data Unit

QoS : Quality of Service

Q-Learning : Reinforcement Learning Algorithm

RACH : Random Access Channel

RAN : Radio Access Network

RB : Resource Block

RF : Radio Frequency

RLC : Radio Link Control

RRC : Radio Resource Control

RSRP : Reference Signal Received Power

RSRQ : Reference Signal Received Quality

RU : Radio Unit

SA : Standalone

SBA : Service-Based Architecture

SDMA : Space Division Multiple Access

SDN : Software Defined Networking

SINR : Signal to Interference plus Noise Ratio

SMF : Session Management Function

SMS : Short Message Service

SNR : Signal to Noise Ratio

SPP : Surface Plasmon Polariton

TDMA : Time Division Multiple Access

TACS : Total Access Communication System

THz : TeraHertz

UE : User Equipment

UM-MIMO : Ultra-Massive MIMO

UMTS : Universal Mobile Telecommunications System

UPF : User Plane Function

UPE : User Plane Entity

URLLC : Ultra-Reliable Low Latency Communications

V2V : Vehicle to Vehicle

WiMAX : Worldwide Interoperability for Microwave Access

WCDMA : Wideband Code Division Multiple Access

1.Introduction générale :

Nous vivons une époque où la connectivité n'est plus un simple confort — elle est devenue une infrastructure invisible sur laquelle reposent des pans entiers de notre société : la santé, l'éducation, l'industrie, les transports, et même la façon dont nous interagissons les uns avec les autres. Au coeur de cette transformation numérique, les réseaux mobiles jouent un rôle central, et leur évolution n'a jamais été aussi rapide ni aussi profonde qu'aujourd'hui. Depuis l'apparition des premières communications cellulaires analogiques dans les années 1980, les réseaux mobiles ont traversé plusieurs révolutions technologiques successives. De la 1G à la 5G, chaque génération a non seulement amélioré les débits et réduit les latences, mais a surtout redessiné les usages et les attentes des utilisateurs. Aujourd'hui, la cinquième génération des réseaux mobiles (5G) s'impose comme le pilier des systèmes de communication de demain, promettant des vitesses de l'ordre du gigabit par seconde, une latence quasi nulle et la capacité de connecter simultanément des milliards d'objets intelligents. Pourtant, derrière ces performances spectaculaires se cache un défi technique que l'on tend à sous-estimer : la gestion du handover, c'est-à-dire le mécanisme qui permet à un utilisateur en mouvement de passer d'une cellule radio à une autre sans interrompre sa communication. Ce transfert, qui semble transparent à l'utilisateur, est en réalité l'une des opérations les plus critiques dans un réseau mobile. Un handover mal déclenché peut provoquer des coupures de connexion, une dégradation du débit, ou encore le phénomène dit de « ping-pong », où un terminal oscille inutilement entre deux cellules voisines, gaspillant des ressources réseau et altérant l'expérience de l'utilisateur. Face à la densité croissante des réseaux 5G, à la multiplication des petites cellules, et à la diversité des scénarios de mobilité, les méthodes de handover classiques — fondées sur des seuils fixes de signal — montrent rapidement leurs limites. Elles sont incapables d'anticiper le comportement des utilisateurs, de s'adapter en temps réel à l'évolution des conditions radio, et de gérer la complexité des architectures hétérogènes qui caractérisent les déploiements modernes. C'est dans ce contexte précis que l'intelligence artificielle (IA) s'impose comme une réponse naturelle et prometteuse. En tirant parti de la capacité des algorithmes d'apprentissage automatique à extraire des connaissances à partir de grandes quantités de données, il devient possible de doter les réseaux 5G d'une intelligence prédictive capable d'anticiper les décisions de handover, de minimiser les erreurs, et d'optimiser en continu la qualité de service. Le présent mémoire s'inscrit dans cette dynamique. Il propose une étude approfondie de l'optimisation du handover dans les réseaux 5G à travers plusieurs approches d'apprentissage automatique,

allant des méthodes classiques — apprentissage supervisé et non supervisé — jusqu'aux techniques avancées telles que le Deep Learning, le Q-Learning, et les modèles hybrides combinant réseaux de neurones profonds et mémoire à long terme (DL+LSTM). Une attention particulière est également portée à l'apprentissage fédéré, solution innovante qui permet d'entraîner des modèles d'IA de manière distribuée, sans compromettre la confidentialité des données des utilisateurs. Pour mener à bien cette étude, nous avons suivi une démarche progressive et structurée. Dans un premier temps, nous avons passé en revue l'évolution des réseaux mobiles et posé les bases théoriques des architectures 5G, en détaillant les composantes du réseau d'accès radio (NG-RAN), le cœur de réseau (5GC) ainsi que les technologies habilitantes telles que le Massive MIMO, le beamforming et les ondes millimétriques. Dans un second temps, nous avons présenté les mécanismes fondamentaux du handover, ses défis dans les environnements à haute mobilité, et les principales approches d'optimisation. Enfin, nous avons développé et évalué par simulation plusieurs modèles d'IA, dont les résultats ont été analysés à travers des indicateurs clés de performance — débit, perte de paquets, nombre de handovers, vitesse d'adaptation, et taux de ping-pong — et comparés aux travaux scientifiques récents de la littérature. Les résultats obtenus confirment que l'intégration de l'intelligence artificielle dans le processus de handover représente un levier puissant pour améliorer les performances des réseaux 5G. Ils ouvrent également des perspectives encourageantes pour les réseaux de sixième génération (6G), dans lesquels l'autonomie et l'intelligence seront au cœur de l'architecture même du réseau. Ce travail est le fruit d'une démarche rigoureuse, mais aussi d'une véritable curiosité intellectuelle face aux défis que posent les réseaux mobiles intelligents. Notre ambition, à travers ces pages, est de contribuer, à notre mesure, à la réflexion scientifique sur l'avenir des communications sans fil.

CHAPITRE I

Architecture des réseaux mobiles 5G

1. Introduction

L'analyse débute par une rétrospective de l'évolution des générations mobiles, examinant le passage crucial de l'analogique de la 1G vers la numérisation amorcée par la 2G (GSM). Elle explore ensuite l'introduction du haut débit avec la 3G et l'optimisation de la transmission de données « tout-IP » propre à la 4G.

L'étude se concentre par la suite sur les fondements de la 5G, en détaillant son architecture réseau qui distingue le plan de contrôle du plan utilisateur pour offrir une flexibilité accrue. Une attention particulière est portée aux composantes du réseau d'accès radio (RAN) et aux fonctions essentielles du cœur de réseau, nécessaires pour supporter la montée en charge massive du trafic.

Enfin, l'examen se consacre à une étude approfondie des mécanismes de propagation du signal, notamment dans le contexte des fréquences élevées. Sont ainsi détaillées les technologies d'antennes avancées telles que le MIMO massif et le beamforming. Ce dernier point met en lumière les stratégies de focalisation du signal indispensables pour surmonter les contraintes d'atténuation et de blocage spécifiques aux ondes millimétriques, garantissant ainsi une efficacité spectrale optimale et une connectivité robuste.

2. L'évolution des réseaux mobiles

L'avènement des communications mobiles remonte au début des années 1980. Depuis, ce domaine a connu une expansion remarquable au fil des décennies. Les réseaux cellulaires ont progressivement évolué, passant de la première génération (1G) jusqu'à la cinquième (5G) [3], et continuent de se développer au-delà [4]. Chaque réseau cellulaire repose sur trois éléments essentiels : les stations de base, les terminaux des utilisateurs (téléphones) et le réseau central. L'évolution est résumée dans la Figure 1.



Figure I.1 : Evolution des réseaux mobiles de la 1G à la 5G [1].

2.1 La 1ère génération (1G) :

Les premiers réseaux mobiles de **première génération (1G)** sont apparus au début des années 1980. Ils reposaient sur des transmissions **analogiques** et étaient destinés exclusivement aux communications vocales. Ces systèmes s'appuyaient sur la technique d'accès multiple par répartition en fréquence (**FDMA**) et permettaient des débits de données ne dépassant pas **2,4 kbps** [3]. La qualité sonore restait limitée, souvent perturbée par de fortes interférences. Parmi les principales technologies 1G figurait l'**AMPS** (Advanced Mobile Phone System), le **TACS** (Total Access Communication System) et le **NMTS** (Nordic Mobile Telephone System).

2.2 La 2ème génération (2G / GSM) :

Les réseaux mobiles de **deuxième génération (2G)** sont apparus au début des années 1990, marquant le passage des systèmes analogiques 1G vers des technologies **numériques**. En plus des appels vocaux, ils ont introduit de nouveaux services comme les **SMS** et une messagerie simple. Ces réseaux reposaient sur des méthodes d'accès multiple telles que le **CDMA** (Code Division Multiple Access) et le **TDMA** (Time Division Multiple Access), offrant des débits compris entre **14,4 kbps et 64 kbps** [3]. Parmi les standards les plus connus

figuraient le **GSM** (Global System for Mobile Communications) et l'**IS-95 CDMA**. Malgré ces avancées, les réseaux 2G restaient limités en termes de mobilité et de capacité matérielle.

2.3 La 2,5G :

La technologie **2G** a connu des améliorations progressives afin d'offrir des débits plus élevés et des services de données enrichis. Cette évolution a conduit à l'apparition des réseaux dits **2,5G**, capables d'atteindre des vitesses allant jusqu'à **384 kbps** [3]. Parmi les principales solutions de cette génération intermédiaire figuraient le **GPRS** (General Packet Radio Service), l'**EDGE** (Enhanced Data rates for GSM Evolution) ainsi que le **CDMA2000**.

2.4 La 3ème génération (3G) :

Les réseaux mobiles de **troisième génération (3G)** ont vu le jour au début des années 2000, en s'appuyant sur les standards **GSM** et **CDMA**. Ils ont marqué une avancée majeure en permettant la **navigation Internet sur mobile**, tout en continuant à offrir les services vocaux, les **SMS** et les **MMS**. Les principales technologies associées à cette génération étaient l'**UMTS** (Universal Mobile Telecommunications System) et le **WCDMA**. C'est également à cette époque, vers le milieu des années 2000, que les **smartphones** ont commencé à se populariser. Les réseaux 3G proposaient des débits supérieurs à **384 kbps** [3], mais leur fonctionnement exigeait une **large bande passante** et une **infrastructure complexe**.

2.5 La 3,5G :

Avec la demande croissante de **débits plus rapides**, les réseaux 3G ont évolué grâce à l'introduction de technologies telles que le **HSDPA** (High-Speed Downlink Packet Access), le **HSUPA** (High-Speed Uplink Packet Access) et le **HSPA+** (High-Speed Packet Access). Ces améliorations ont donné naissance aux réseaux dits **3,5G**, capables d'atteindre des vitesses allant jusqu'à **2 Mbps** [3]. Bien que cette génération ait permis une nette amélioration des performances en matière de transmission de données, son déploiement nécessitait des **investissements élevés** en équipements et infrastructures, et posait des problèmes de **compatibilité** avec les systèmes 2G.

2.6 La 4ème Génération (4G / LTE) :

Les réseaux mobiles de **quatrième génération (4G)** ont été déployés au début des années 2010. Ils se distinguent par des **débits pouvant atteindre 100 Mbps**, une capacité accrue de

gestion du trafic de données et une meilleure **qualité de service (QoS)**. Grâce à ces performances, ils ont rendu possibles des applications comme la **visioconférence**, les **jeux en ligne** ou encore la **télévision mobile**. Les principales technologies associées à la 4G incluent le **WiMAX** (Worldwide Interoperability for Microwave Access), le **LTE** (Long Term Evolution) et son évolution **LTE-Advanced (LTE-A)**. De plus, ces systèmes assurent une **compatibilité** avec les générations précédentes de réseaux mobiles.

Les **fréquences utilisées par la 4G** représentent un investissement très onéreux, ce qui en fait une ressource coûteuse pour les opérateurs. Par ailleurs, pour profiter pleinement des réseaux 4G, il est indispensable de disposer de **smartphones haut de gamme compatibles**, capables de supporter cette technologie.

2.7 La 5ème Génération (5G) :

Les réseaux mobiles de **cinquième génération (5G)** sont en cours de déploiement et ont pour objectif d'être environ **100 fois plus rapides** que les systèmes 4G. Ils promettent des vitesses pouvant atteindre **10 Gbit/s**, une **latence extrêmement faible** (de l'ordre de quelques millisecondes) ainsi qu'une **fiabilité accrue**. Concrètement, cela signifie qu'un **film en haute définition** pourrait être téléchargé en seulement quelques secondes. La 5G est conçue pour prendre en charge un grand nombre d'**appareils connectés**, notamment les objets et véhicules intelligents liés à l'**Internet des objets (IoT)** [4], comme dans la figure 2. Pour répondre à ces exigences, il est indispensable de disposer de technologies d'accès sans fil performantes, capables d'augmenter le débit sans élargir la bande passante, en optimisant l'identification des cellules du réseau.

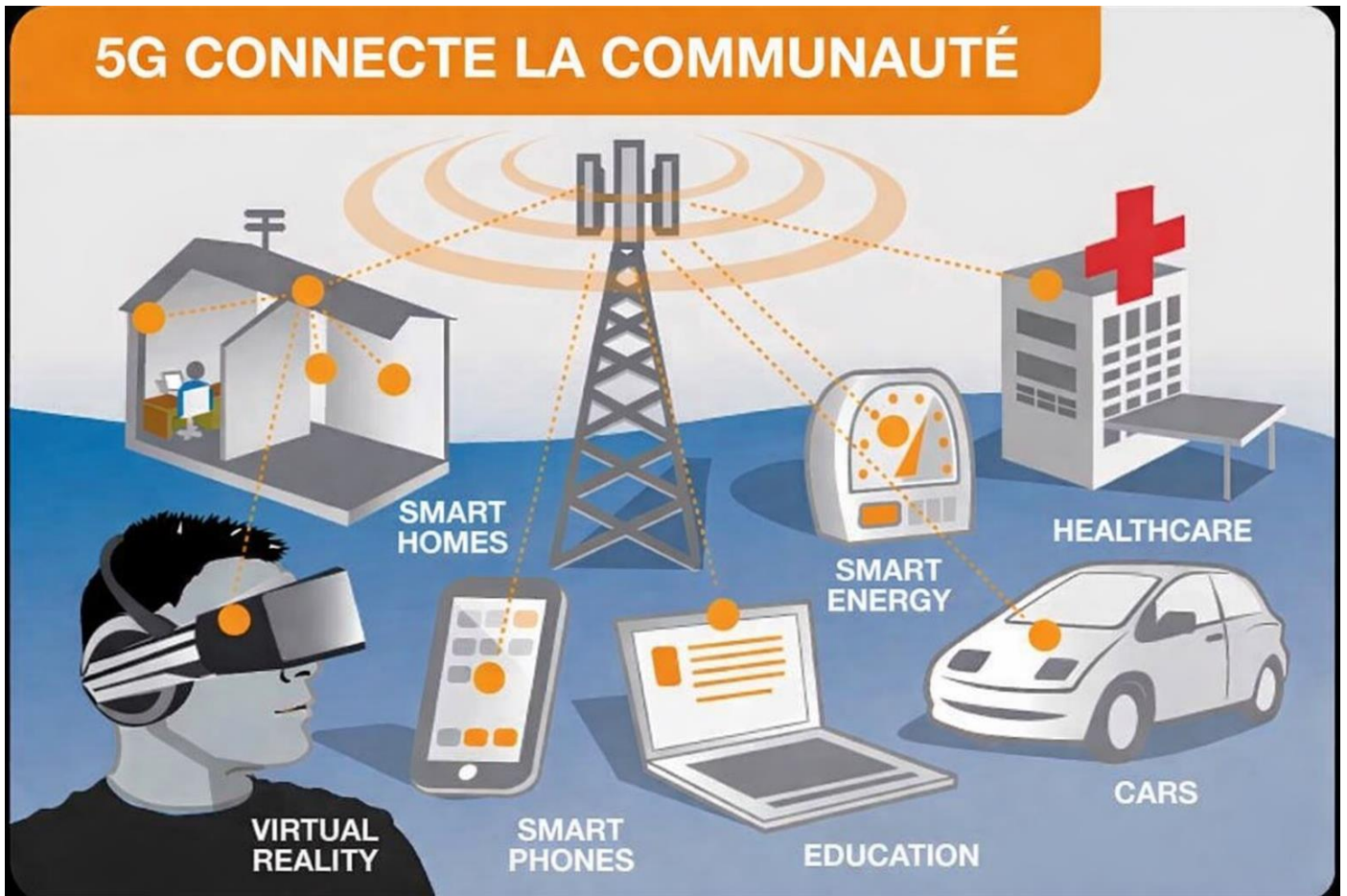


Figure I.2 Augmentation de trafic de donnais sans fil [6].

1.8 La 6ème Génération (6G) :

Les réseaux mobiles de **sixième génération (6G)** représentent une avancée majeure vers des systèmes sans fil **sans limites**. Actuellement en phase de développement, ils visent des vitesses de transmission de l'ordre du **térabit par seconde**. Pour atteindre de telles performances, la 6G nécessitera des **antennes intelligentes**, une **mémoire accrue** dans les terminaux mobiles ainsi que des **infrastructures optiques massives**. Contrairement aux générations précédentes, elle reposera sur une architecture **sans cellule** et intégrera l'**intelligence artificielle** directement dans les réseaux.

Bien que les bandes de fréquences exactes ne soient pas encore définies, il est certain que la 6G exploitera des plages beaucoup plus élevées que celles de la 5G. Alors que la 5G utilise des fréquences allant de **30 GHz à 300 GHz** (ondes millimétriques), la 6G devrait fonctionner dans le **spectre térahertz (300 GHz à 3 THz)** [5]. L'usage commercial de ce

spectre est attendu d'ici **5 à 7 ans**, avec une introduction mondiale des réseaux 6G prévue autour de **2030**.

Les applications envisagées sont nombreuses : **robotique connectée, systèmes autonomes, interfaces cerveau-ordinateur sans fil, blockchain, réalité étendue multi-sensorielle**, mais aussi des usages ambitieux comme les **voyages spatiaux** ou les **explorations en haute mer**.

Parmi les principaux avantages de la 6G :

- **Débit de données** : jusqu'à **10 Tbit/s**, soit près de 100 fois plus que la 5G.
- **Latence** : réduite à **0,1 ms**, contre environ 1 ms pour la 5G .
- **Signalisation efficace** : adaptée à une connectivité IoT massive et aux communications M2M.
- **Expérience utilisateur** : amélioration des réalités augmentée, virtuelle et étendue, avec intégration de l'IA.
- **Efficacité spectrale** : environ 10 fois supérieure à celle de la 5G.
- **Efficacité énergétique** : consommation réseau 100 fois plus optimisée.
- **Connexion omniprésente** : prise en charge de plus d'**un million de connexions simultanées**, soit près de 100 fois plus que la 5G.

3. Représentation de la 5G :

Le système mobile de cinquième génération (5G) constitue l'évolution la plus récente des technologies de communication sans fil. Il se distingue par une capacité de connectivité généralisée et par des performances nettement supérieures à celles des générations précédentes, de la 1G à la 4G [2].

Au-delà de l'amélioration des débits et de la latence, la 5G ouvre la voie à de nouveaux paradigmes de communication et d'interaction. Elle permet le développement d'applications innovantes telles que les véhicules intelligents, les systèmes de transport connectés, la communication inter-véhicules, ainsi que la diffusion massive de contenus multimédias. De plus, elle favorise l'essor de l'Internet des objets (IoT), des interactions humaines enrichies, et du contrôle à distance intégrant un retour haptique. L'ensemble de ces usages repose sur une connectivité omniprésente, que la 5G rend désormais possible, comme il est montré dans la Figure I.3.

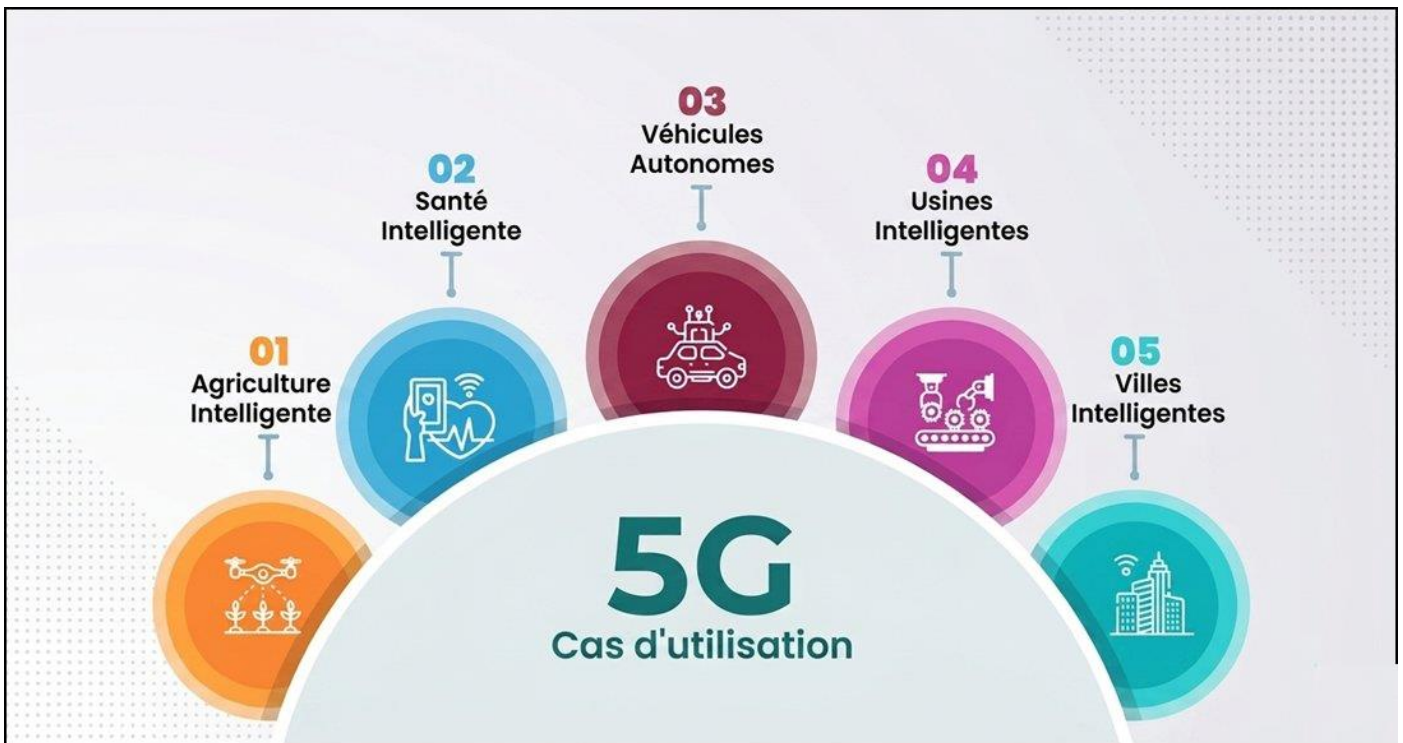


Figure I.3 : Cas d'utilisation de la 5G [2]

Au même temps, il a été conçu non seulement pour offrir des débits extrêmement élevés et une latence réduite, mais également pour répondre aux besoins d'applications nécessitant un débit de données très faible, telles que les capteurs et les dispositifs de l'Internet des objets (IoT). Autrement dit, la 5G prend en charge un spectre très large d'usages, allant des communications à faible débit jusqu'aux applications exigeant des performances maximales en termes de rapidité et de fiabilité [5].

Bien que son déploiement initial ait reposé sur les infrastructures des générations précédentes, l'architecture cellulaire de la 5G est conçue comme un réseau hétérogène. Celui-ci intègre différents types de cellules — macro-cellules, micro-cellules, pico-cellules — ainsi que des relais, afin d'assurer une couverture optimale et une gestion efficace de la connectivité dans des environnements variés.

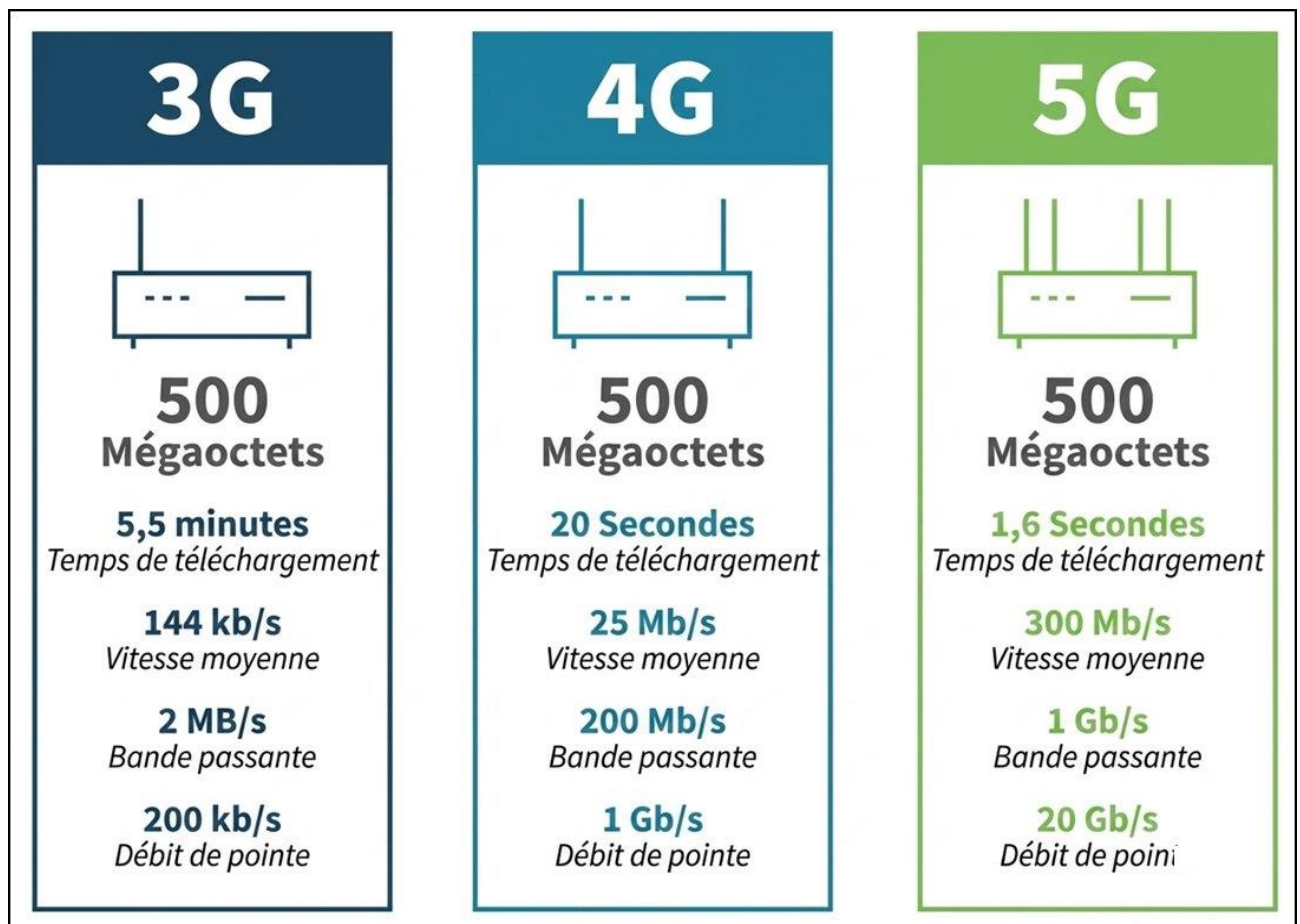


Figure I.4 : Comparaison entre 3G, 4G et 5G [5]

L'une des caractéristiques majeures de la cinquième génération de réseaux mobiles (5G) réside dans sa capacité à atteindre des vitesses de transmission allant jusqu'à 10 gigabits par seconde (Gbps) [8], soit entre dix et cent fois supérieures à celles offertes par la 4G (voir figure 4). Cette performance illustre le saut technologique considérable réalisé par rapport aux générations précédentes.

En complément, l'architecture de la 5G repose sur l'utilisation de systèmes à petites cellules, qui constituent un élément essentiel du réseau. Ces petites cellules, combinées aux systèmes de relais mobiles, permettent d'accroître la densité du réseau, d'améliorer la couverture et d'assurer une connectivité homogène, même dans les zones à forte concentration d'utilisateurs.

4. Architecture du réseau 5G :

Il est possible d'observer, dans les réseaux 5G actuels, la stabilité des différentes méthodes d'accès, comme le démontrent les technologies contemporaines. Parmi celles-ci, l'accès multiple par répartition orthogonale de la fréquence (OFDMA) constitue une technique qui devrait rester dominante au cours des prochaines décennies. Toutefois, des améliorations supplémentaires au niveau du réseau de base demeurent nécessaires afin de satisfaire pleinement les exigences des utilisateurs.

Le développement d'une architecture cellulaire sans fil 5G doit ainsi progresser rapidement pour répondre aux défis posés par les systèmes de cinquième génération et aux besoins croissants des usagers. Selon la référence [9], la majorité des utilisateurs de réseaux sans fil passent environ 80 % de leur temps à l'intérieur et seulement 20 % à l'extérieur. Dans l'architecture cellulaire traditionnelle, une station de base extérieure, située au centre de la cellule, assure la prise en charge des communications intérieures et extérieures. Les signaux traversent alors les parois, ce qui engendre une perte de pénétration significative et, par conséquent, une diminution de la performance due à la baisse de l'efficacité spectrale et énergétique. Pour pallier cette limitation, de nouvelles approches architecturales adaptées aux environnements intérieurs et extérieurs ont été proposées.

Parmi ces solutions, la technologie Massive MIMO se distingue par la distribution géographique de dizaines, voire de centaines d'antennes. Contrairement aux systèmes MIMO classiques, qui reposent sur deux ou quatre antennes [8], le Massive MIMO exploite de larges réseaux d'antennes offrant des gains substantiels en capacité et en couverture. Pour les environnements intérieurs, plusieurs technologies complémentaires sont envisagées, telles que les communications en ondes millimétriques [10], les petites cellules [17], [19] le Wi-Fi, les bandes ultralarges [13] ou encore la communication par lumière visible. Ces solutions permettent des débits élevés sur de courtes distances. Toutefois, les ondes millimétriques et la lumière visible [14] nécessitent l'utilisation de fréquences élevées, peu adaptées aux déploiements longue distance en extérieur, en raison de leur faible capacité de pénétration dans les matériaux denses. En revanche, elles peuvent être efficacement diffusées par des éléments naturels tels que la végétation, les gaz ou les gouttes de pluie. Ces technologies, dotées d'une large bande passante, favorisent une augmentation du taux de transmission des données dans les environnements intérieurs.

Par ailleurs, l'émergence de nouveaux spectres radio, généralement inexplorés, ouvre la voie à l'utilisation de réseaux radio cognitifs (CR) [15], qui optimisent l'exploitation spectrale. L'hétérogénéité des architectures 5G implique l'intégration de relais [16], de petites cellules, de microcellules et de macrocelles. En particulier, le concept de petites cellules mobiles constitue un élément essentiel du réseau cellulaire 5G. Ces cellules, installées à l'intérieur des véhicules, assurent la connectivité des utilisateurs en mobilité, tandis que des unités Massive MIMO placées à l'extérieur communiquent avec les stations de base. Du point de vue de l'utilisateur, la petite cellule mobile est perçue comme une station de base classique, garantissant une continuité de service et une séparation claire entre les environnements intérieur et extérieur. Les utilisateurs bénéficient ainsi de débits élevés pour des applications à forte intensité de bande passante, tout en réduisant les coûts de signalisation.

Le réseau cellulaire 5G repose sur deux couches logiques : le cloud réseau et le réseau radio. Le cloud de virtualisation des fonctions réseau (NFV) intègre une entité de plan de contrôle (CPE) et une entité de plan utilisateur (UPE), chacune jouant un rôle critique dans la gestion et l'optimisation des communications.

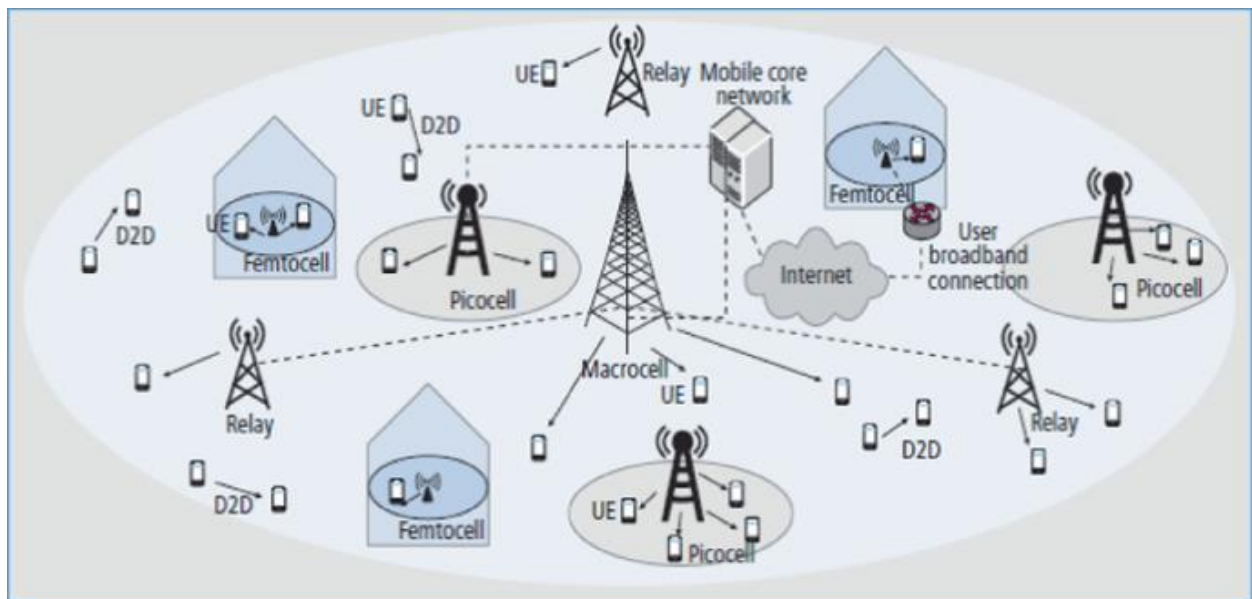


Figure I.5 : Architecture du réseau cellulaire 5G [7]

Il convient de souligner que l'architecture du réseau cellulaire 5G joue un rôle déterminant, tant dans les réseaux de liaison de retour (*backhaul*) que dans les réseaux de liaison directe (*front-end*). La figure F.5 illustre un réseau multicouche intégrant des macrocellules, des liens *device-to-device* (D2D), des femtocellules, des picocellules ainsi que des relais [7].

La mise en œuvre d'une telle architecture multicouche favorise une gestion optimale des interférences, qu'elles soient inter-couches ou intra-couches. Cette organisation hiérarchisée se traduit par une amélioration notable de la consommation énergétique globale, de spectrale, de la couverture et de la capacité du réseau [16].

4.1 Architecture Globale :

Le déploiement de la 5G, standardisé par le 3GPP, s'est fait selon deux modes principaux pour faciliter la transition des opérateurs :

- **Le mode NSA (Non-Standalone) :** Dans cette architecture de transition, les nouvelles antennes 5G (gNB) s'appuient sur le cœur de réseau 4G existant (EPC – Evolved Packet Core). Cela permet aux opérateurs de fournir rapidement des débits 5G (eMBB) sans modifier immédiatement leur infrastructure centrale.
- **Le mode SA (Standalone) :** c'est la véritable 5G. L'architecture est totalement indépendante de la 4G. Les antennes 5G (gNB) sont connectées à un tout nouveau cœur de réseau 5G (5GC – 5G Core). Seul ce mode permet de libérer le plein potentiel de la 5G, notamment la très faible latence (URLLC) et le découpage du réseau (Network Slicing) [6].

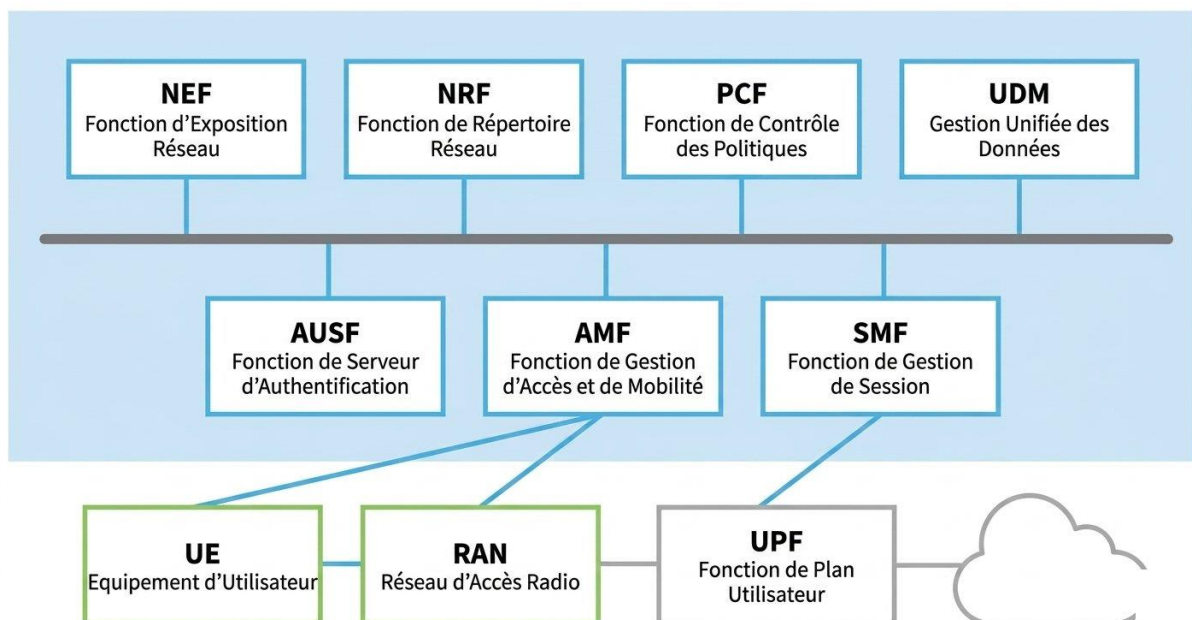


Figure I.6 : Architecture Globale du 5G [8].

4.2 Le Réseau d'Accès Radio 5G (NG-RAN) :

La Next Generation Access Network (NG-RAN) connecte l'équipement utilisateur (UE, comme un smartphone ou un capteur) au Cœur de réseau. La station de base 5G est appelée gNB (gNodeB).

Pour gérer l'augmentation massive de la bande passante et réduire les coûts, l'architecture du gNB a été divisée de manière fonctionnelle. Contrairement aux antennes traditionnelles le gNB est désagrégé en trois éléments :

1. **CU (Central Unit)** : Gère les protocoles de haut niveau, notamment le **RRC** (*Radio Resource Control* — protocole chargé de la gestion des ressources radio, de la configuration des connexions et de la mobilité des équipements) et le **PDCCP** (*Packet Data Convergence Protocol* — protocole assurant la compression d'en-têtes, le chiffrement et l'intégrité des données utilisateur et de contrôle). Le CU peut contrôler plusieurs DU et est souvent virtualisé dans des centres de données régionaux.
2. **DU (Distributed Unit)** : Gère les protocoles de bas niveau, strictement liés au temps (**RLC** — *Radio Link Control*, **MAC** — *Medium Access Control*, et certaines parties du **PHY** — couche physique). Le DU est placé au plus près de l'antenne pour garantir une faible latence [7].
3. **RU (Radio Unit)** : Composant matériel situé au sommet du mât d'antenne, responsable de la transmission et de la réception des signaux radiofréquences (RF), de l'amplification et du Massive MIMO.

Cette désagrégation (souvent appelée Open RAN ou Cloud RAN) permet une grande flexibilité de déploiement, une réduction des coûts opérationnels et l'utilisation de matériel standard (COTS - Commercial Off- The –Shelf).

4.3 Le cœur de Réseau 5G (5GC) :

Le 5GC est une refonte complète par rapport aux générations précédentes. Il repose sur deux principes fondamentaux : la séparation du plan de contrôle et du plan utilisateur (CUPS – Control and User Plane Separation) et une architecture basée sur les services (SBA – Service-Based Architecture).

4.3.1 La séparation CUPS :

En séparant le traitement des données de l'utilisateur (User Plane) des fonctions de contrôle et de signalisation (Control Plane), les opérateurs peuvent faire évoluer chaque plan indépendamment. Par exemple, pour gérer une augmentation du trafic vidéo, il suffit d'ajouter des ressources au plan utilisateur sans toucher au plan de contrôle.

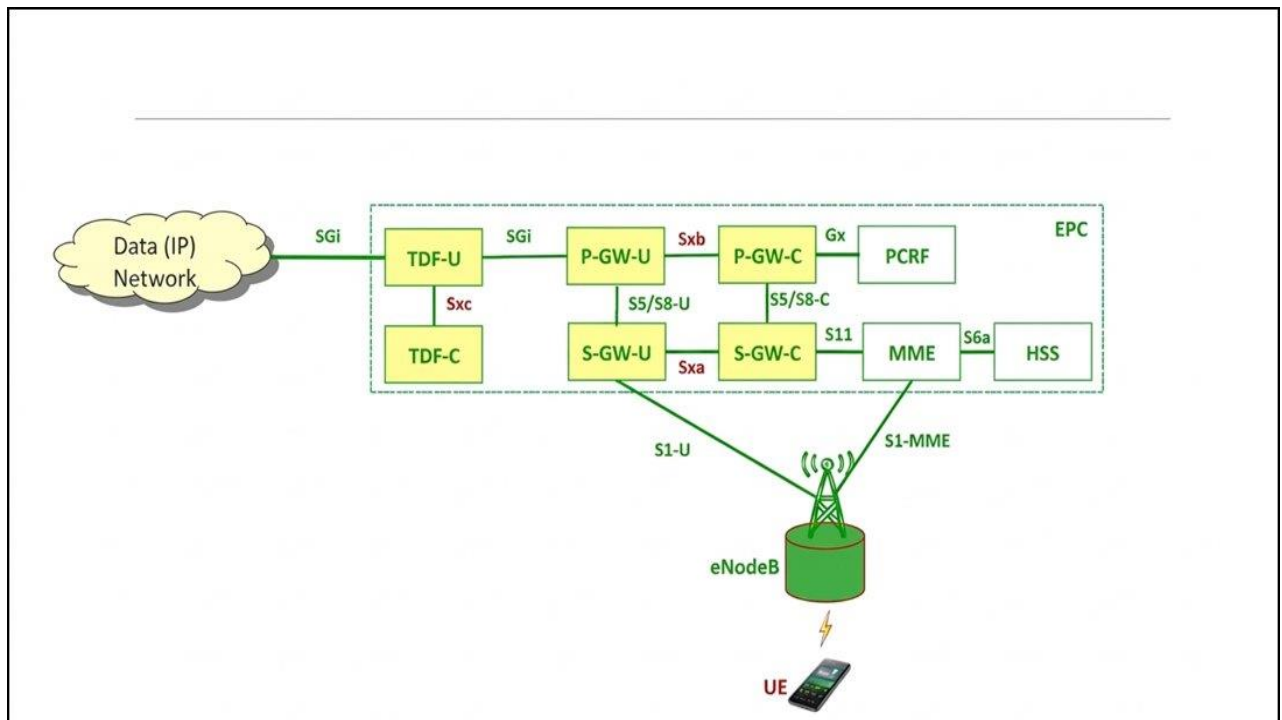


Figure I.7 : Architecture de séparation CUPS [9].

4.3.2 L'architecture Basée sur les Services (SBA) :

Contrairement au réseau 4G où les composants communiquaient via des interfaces point à point rigides, le 5GC utilise une architecture cloud-native. Les fonctions réseau (NFs) communiquent entre elles via des API (interfaces de programmation applicative) basées sur le protocole web HTTP/2.

Les principales fonctions réseau (Network Functions – NF) du 5GC incluent :

- AMF (Access and Mobility Management Function) : Remplace une partie du MME de la 4G. il gère l'enregistrement des utilisateurs, leur mobilité (handover) et la sécurité de l'accès.
- SMF (Session Management Function) : Gère l'établissement, la modification et la libération des sessions de données (connexions PDU), ainsi que l'attribution des adresses IP aux utilisateurs.
- UPF (User Plane Function) : C'est le routeur principal des données de l'utilisateur. En vertu du concept CUPS, les UPF peuvent être déployées au plus près des utilisateurs (à la périphérie du réseau) pour réduire drastiquement la latence.
- UDM (Unified Data Management) : Base de données centrale stockant les profils des abonnés et les données d'authentification.
- PCF (Policy Control Function) : Fournit les règles de qualité de service (QoS) et de facturation.
- NRF (Network Repository Function) : L'annuaire du réseau. Chaque nouvelle fonction s'y enregistre, permettant aux autres de la découvrir et d'utiliser ses services (fondamental pour la SBA).

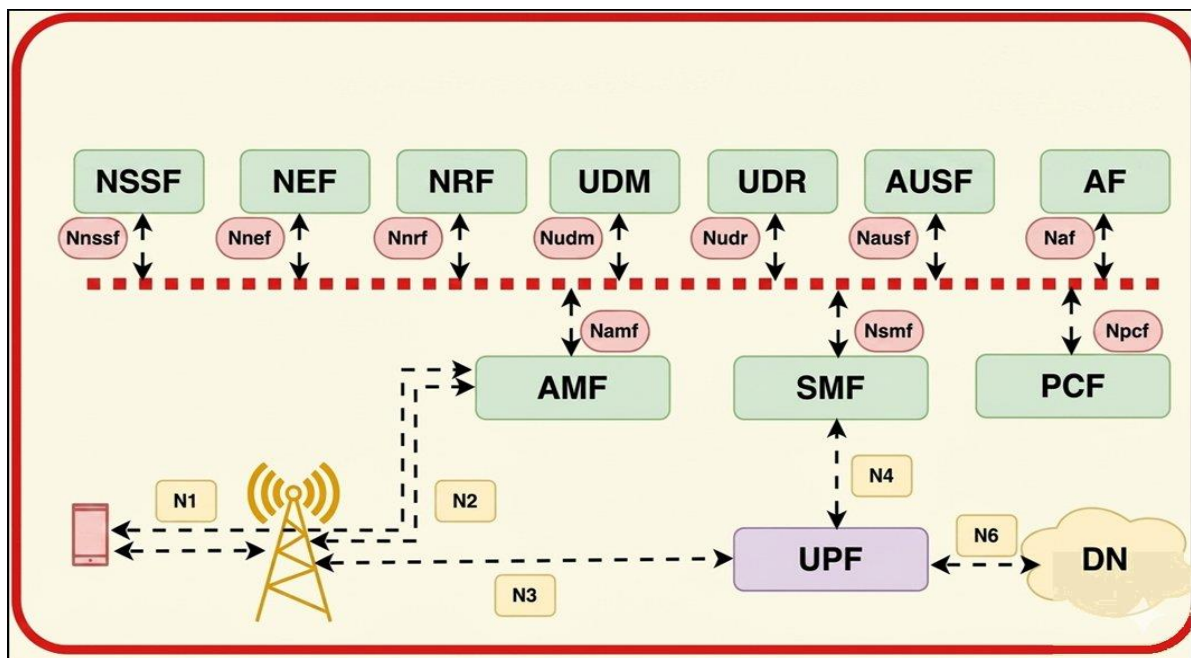


Figure I.8 : L'architecture Basée sur les Services (SBA) [10].

5. Les Technologies Habitantes (Key Enablers) :

L'architecture 5G ne pourrait fonctionner sans plusieurs technologies informatiques et réseaux sous-jacentes.

5.1 Le Network Slicing (Découpage du Réseau) :

Le Network Slicing est la capacité de créer de multiples réseaux logiques et virtuels par-dessus une infrastructure physique commune. Chaque tranche (slice) est isolée et configurée avec des paramètres spécifiques de débit, de latence et de sécurité pour répondre à un cas d'usage précis [25].

- Exemple : L'opérateur peut allouer un slice hautement sécurisé et ultra- rapide (URLLC) pour les opérations d'un hôpital local, et un autre slice à faible consommation d'énergie (mMTC) pour les milliers de capteurs environnementaux d'une ville [27].

5.2 Informatique en périphérie multi-accès (MEC)

Le MEC consiste à rapprocher les capacités de calcul (serveurs, stockage, cloud) au plus près de l'utilisateur, à la périphérie (Edge) du réseau d'accès mobile. Combiné à la flexibilité de l'UPF, le MEC permet de traiter les données localement sans qu'elles aient à traverser tout le réseau central et internet. C'est indispensable pour les applications nécessitant une latence quasi nulle, comme le conduite autonome ou l'industrie 4.0.

5.3 SDN (Réseautage défini par logiciel) et NFV (Virtualisation des fonctions réseau) :

- **NFV** : Permet de remplacer les équipements matériels dédiés (routeurs, pare-feu physiques) par des logiciels s'exécutant sur des serveurs standards. Le 5GC est entièrement basé sur le NFV.
- **SDN** : Sépare le contrôle du réseau du routage matériel, permettant une gestion programmable, dynamique et centralisée des flux de données.

6. Avantages et défis de la 5G :

La technologie 5G repose sur huit exigences fondamentales qui traduisent ses avancées par rapport aux générations précédentes de réseaux mobiles. Ces spécifications mettent en lumière des améliorations majeures en matière de vitesse, de connectivité, de latence et d'efficacité énergétique. L'objectif est de garantir une couverture réseau continue, éliminant les zones blanches et assurant un accès ininterrompu aux services, indépendamment de la localisation des utilisateurs.

La 5G promet des débits pouvant atteindre 10 Gbit/s [27], soit une amélioration de 10 à 100 fois par rapport aux réseaux 4G et 4.5G. Cette performance permet des téléchargements quasi instantanés et une expérience fluide, même pour les applications les plus exigeantes en données. Par ailleurs, une latence extrêmement faible, de l'ordre de la milliseconde, constitue un atout essentiel pour les applications en temps réel telles que la réalité augmentée et virtuelle [22], les jeux en ligne ou encore les communications critiques liées à la sécurité publique [23].

En termes de capacité, la 5G offre une bande passante mille fois supérieure par unité de surface comparée aux générations précédentes, ce qui permet de connecter simultanément un nombre considérablement accru d'utilisateurs et d'appareils. Elle peut ainsi prendre en charge jusqu'à cent fois plus de dispositifs connectés que la 4G LTE, ouvrant la voie à l'Internet des objets (IoT), aux véhicules autonomes et aux infrastructures de villes intelligentes [21].

La fiabilité du réseau est également renforcée, avec une disponibilité estimée à 99,999 %, garantissant une continuité de service indispensable pour les applications critiques [31]. Sur le plan énergétique, la 5G vise une réduction de 90 % de la consommation du réseau, grâce à des protocoles optimisés et des technologies avancées de gestion de l'énergie. Cette optimisation s'étend aux appareils IoT, dont la durée de vie des batteries pourrait atteindre dix ans, un avantage crucial pour les capteurs déployés dans des environnements difficiles d'accès.

Concernant les bandes de fréquences, la 5G exploite les ondes millimétriques (*mmWave*) jusqu'à 300 GHz. Celles-ci offrent des débits élevés et une faible latence, mais présentent des contraintes liées à leur coût et à leur sensibilité aux obstacles physiques. Pour pallier ces limites, des solutions techniques telles que le Massive MIMO sont mises en œuvre afin d'améliorer l'efficacité spectrale et la densité des connexions [32].

La 5G s'attache à relever le défi de la couverture globale. En assurant une connectivité omniprésente, elle permet l'intégration de technologies telles que l'IoT, la communication *device-to-device*(D2D) et la communication *vehicle-to-vehicle* (V2V), garantissant une interaction constante et fiable. Cette couverture étendue et cette fiabilité sont indispensables pour le bon fonctionnement des infrastructures critiques, notamment dans les domaines du transport intelligent, de la santé connectée et des réseaux industriels.

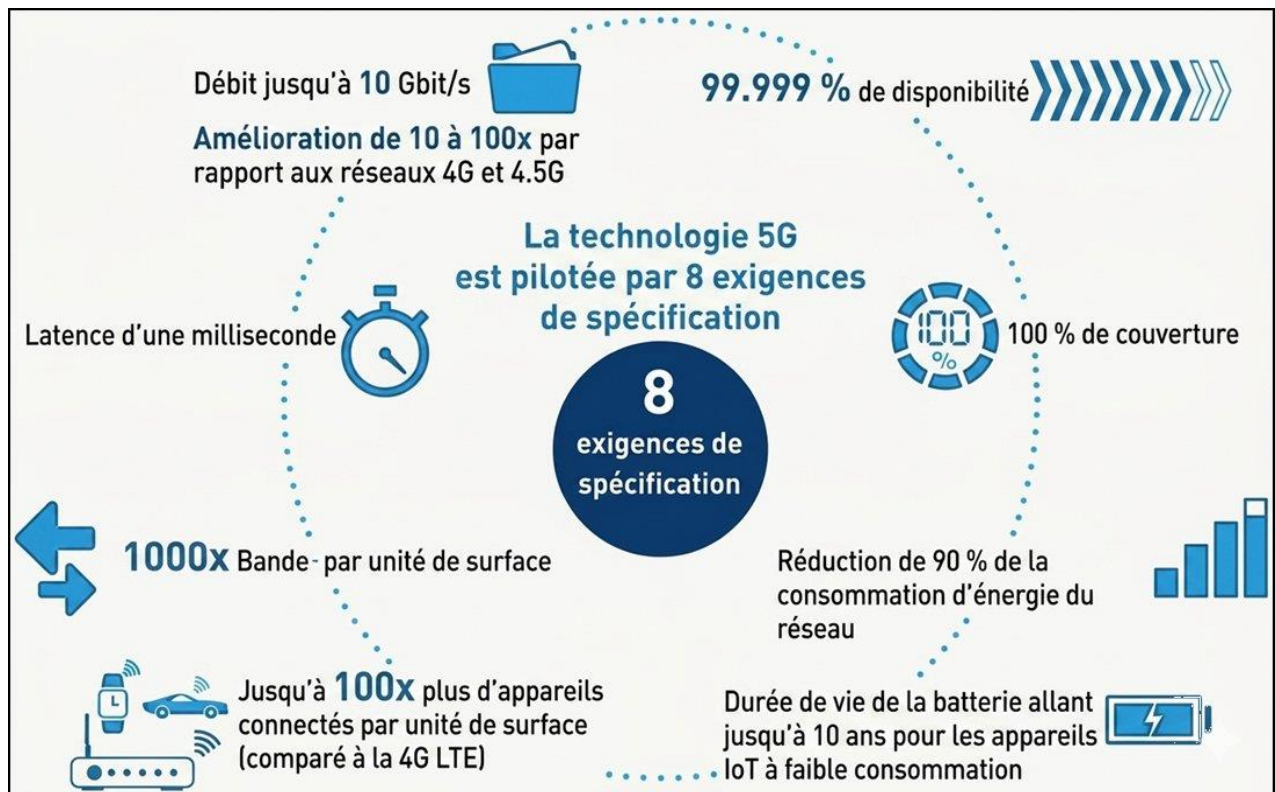


Figure I.9 :Exigences de spécification pour la technologie 5G [2]

L'exploitation des ondes millimétriques constitue l'un des piliers de la cinquième génération (5G), offrant une largeur de bande substantielle et des débits de transmission sans précédent. Cette avancée est intrinsèquement liée à la technologie Massive MIMO [2], qui déploie un réseau dense d'antennes pour optimiser la capacité transactionnelle et l'étendue de la couverture, améliorant par là même l'efficacité spectrale du réseau. Parallèlement, l'implémentation de techniques sophistiquées de modulation et de codage permet de raffiner la transmission de données, garantissant une stabilité des performances au sein d'environnements à forte densité de population. Ces vecteurs d'innovation permettent à la 5G de satisfaire les exigences des écosystèmes numériques contemporains, incluant le streaming

en ultra-haute définition, les services de cloud computing avancés ainsi que les applications de réalités augmentée et virtuelle, caractérisées par une sensibilité accrue à la latence. En somme, ces développements structurent le socle des futures applications nécessitant une connectivité à la fois hautement fiable et performante.

L'un des objectifs cardinaux de la 5G repose sur la réduction drastique de la latence, définie comme le délai nécessaire à une requête pour effectuer un cycle complet de bout en bout au sein du réseau. Tandis que les réseaux de quatrième génération (4G) affichent une latence moyenne de 10 millisecondes, la 5G parvient à abaisser ce seuil à environ 1 milliseconde. Cette célérité est déterminante pour les applications critiques : en télémédecine, elle autorise la pratique de la chirurgie à distance avec une précision chirurgicale accrue, tandis que dans le secteur des transports, elle garantit aux véhicules autonomes une capacité de réaction en temps réel face aux aléas de la circulation. Pour atteindre une telle réactivité, la 5G s'appuie sur le découpage de réseau (network slicing), créant des tranches virtuelles dédiées, et sur l'Edge Computing, qui rapproche le traitement computationnel de l'utilisateur final afin de minimiser les temps de transit.

Sur le plan de la capacité, l'élargissement de la bande passante est rendu nécessaire par l'augmentation constante du volume de données. Là où le LTE traditionnel, limité par une fréquence de 3 GHz, plafonne à des débits de 5 Gbps, la technologie 5G exploite les ondes millimétriques pour décupler cette capacité, visant des débits théoriques de 10 Gbps tout en supportant une densité d'appareils connectés mille fois supérieure par unité de surface. Cette mutation permet d'absorber l'essor massif de l'Internet des Objets (IoT), la 5G étant calibrée pour gérer une densité de terminaux simultanés 10 à 100 fois supérieure aux systèmes antérieurs. L'efficacité de cette connectivité massive est assurée par une synergie entre le Massive MIMO, la communication de dispositif à dispositif (D2D) — qui déleste l'infrastructure centrale en favorisant les échanges directs — et le Cloud Radio Access Network (Cloud RAN), lequel centralise le traitement du signal pour une flexibilité accrue des ressources [26].

Au-delà de la performance brute, la 5G se distingue par une disponibilité de service visée de 99,999 %, un seuil impératif pour les secteurs où toute interruption de connectivité pourrait engendrer des conséquences critiques, qu'elles soient financières, logistiques ou sanitaires. Cette fiabilité est consolidée par des mécanismes de redondance et de commutation rapide,

assurant une continuité de service quasi absolue. Enfin, la viabilité de ce réseau repose sur une gestion optimisée de l'énergie. La 5G ambitionne non seulement de prolonger la longévité des batteries des terminaux jusqu'à dix ans, mais également de réduire la consommation énergétique globale du réseau de 90 % grâce à des innovations telles que le beamforming et la modulation adaptative. Néanmoins, cette complexité architecturale soulève des défis persistants en matière de sécurité et de confidentialité. Malgré l'utilisation de protocoles d'authentification comme le mécanisme AKA, le réseau demeure exposé à des vecteurs de menaces complexes (attaques MITM, interception de localisation), imposant le développement continu de protocoles de protection robustes. (Figure 10) [20].

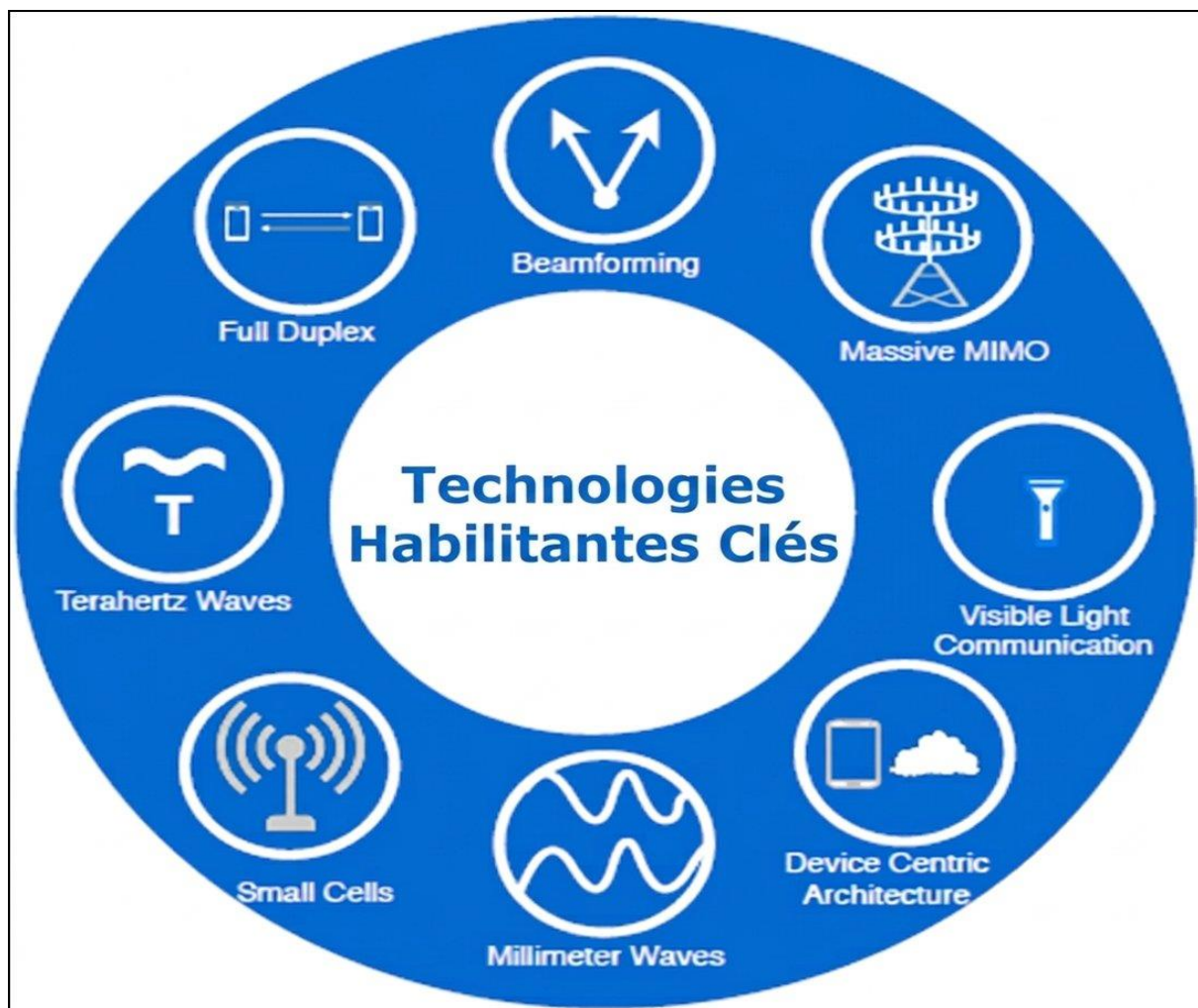


Figure I.10 : Technologies clés habilitantes pour les réseaux 5G et au-delà [21]

7. Les ondes millimétriques (mmWave) :

Historiquement, les systèmes de communication cellulaire se sont concentrés sur les bandes de fréquences inférieures à **6 GHz**. Cependant, l'explosion du trafic de données mobiles a entraîné une saturation du spectre radioélectrique conventionnel, limitant ainsi la bande passante disponible et dégradant la qualité de service.

Pour pallier cette congestion, l'exploitation des ondes millimétriques (comprises entre 30 et 300 GHz) s'avère indispensable. Ces bandes offrent des largeurs de bande nettement supérieures — jusqu'à dix fois celles de la 4G — permettant d'atteindre les débits ultra-élevés requis par la 5G [22].

Toutefois, leur intégration présente des contraintes physiques majeures. En raison de leur faible longueur d'onde (λ comprise entre 1 et 10 mm), ces signaux subissent :

- Une forte atténuation de propagation et une faible pénétration à travers les obstacles solides (murs, bâtiments).
- Une absorption atmosphérique significative, notamment liée aux précipitations (atténuation par la pluie).

Malgré ces limitations de portée, elles constituent le pilier des réseaux de nouvelle génération pour les communications à courte distance et à haute densité.

En raison de son importance, les chercheurs ont fait beaucoup de travaux comme : Les communications par satellite (SatCom) et liaison drone-à-drone. Ce travail base sur la modélisation du canal de communication pour les flottes d'UAV (drones) ou les constellations de satellites en orbite basse (LEO). Il sert à gérer l'effet Doppler extrême dû à la vitesse élevée des appareils et maintenir une liaison stable malgré la grande mobilité des nœuds du réseau [23].

8. La bande sub-millimétrique ou bande TéraHertz (THz) :

Au-delà des ondes millimétriques, la bande TéraHertz (allant de 300 GHz à 3 THz) est actuellement l'objet de recherches intensives pour le développement de la 6G. Ce spectre

offre des perspectives prometteuses grâce à une immunité accrue aux interférences, une sécurité physique renforcée des liaisons et une efficacité énergétique potentielle [39].

Ses domaines d'application dépassent le cadre de la simple transmission de données pour inclure :

- L'imagerie et la spectroscopie de haute précision.
- La télé-présence holographique et l'Industrie 4.0.
- Les communications massives à ultra-faible latence.

Néanmoins, l'exploitation du spectre THz se heurte à des défis technologiques complexes, particulièrement en ce qui concerne la conception des circuits intégrés et des antennes, les pertes de propagation extrêmes, ainsi que la gestion de la mobilité et du déploiement des points d'accès. La distribution spectrale de ces bandes est illustrée dans la Figure 11.

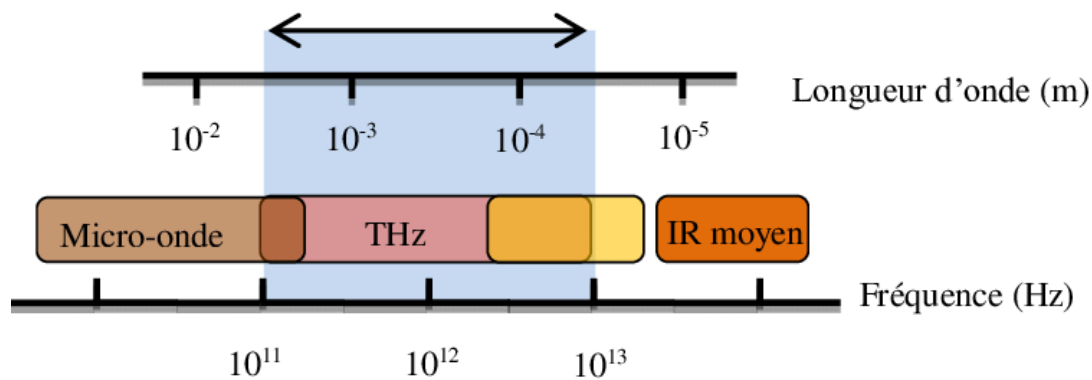


Figure 11.Bande d'ondes millimétriques et térahertz [40]

9.Le MIMO Ultra-Massif (UM-MIMO) et l'Avènement de la Nanophotonique :

Le concept de **MIMO ultra-massif (UM-MIMO)** représente une rupture technologique majeure, conçue pour répondre aux exigences de capacité extrêmes de la bande TéraHertz (THz). Alors que le Massive MIMO conventionnel utilise des réseaux d'antennes à large échelle, l'UM-MIMO s'appuie sur l'intégration de matériaux plasmoniques et de nanostructures pour densifier l'étage RF [23].

L'utilisation de matériaux bidimensionnels, notamment le graphène, permet de fabriquer des nano-antennes capables de supporter des ondes de surface de type Surface Plasmon Polariton

(SPP). Ces composants présentent des dimensions sub-micrométriques, permettant d'intégrer des milliers d'éléments rayonnants dans une surface millimétrique [41].

Cette densité d'antennes sans précédent offre deux leviers d'optimisation :

- **Multiplexage spatial massif** : Permet la transmission simultanée d'un nombre élevé de flux de données, augmentant de manière exponentielle l'efficacité spectrale.
- **Gain de directivité** : La formation de faisceaux ultra-directifs (narrow beams) compense les pertes de propagation sévères rencontrées au-delà de 300 GHz.

Néanmoins, la transition vers l'UM-MIMO impose de lever des verrous scientifiques complexes : la complexité algorithmique du pré-codage, la précision de l'estimation de canal dans un contexte de très grande dimensionnalité, et les défis liés à la fabrication physique de ces nano-réseaux [24].

9.1 Étude comparative et évaluation des performances des systèmes Massive MIMO:

L'émergence de l'apprentissage profond (Deep Learning) marque un tournant majeur dans l'optimisation des technologies de communication [25]–[26], offrant une capacité d'extraction automatique de caractéristiques complexes à partir de volumes massifs de données [27]. Son application s'étend de l'allocation de ressources [29] à la gestion du trafic [23], mais c'est dans le domaine de la classification de la modulation — pilier des communications non coopératives — que son potentiel est actuellement exploré avec acuité. Diverses architectures ont été proposées pour surpasser les méthodes traditionnelles : des structures en cascade comme CasCNN pour les formats PSK et QAM, des modèles hybrides CNN-LSTM exploitant les corrélations spatio-temporelles des signaux [31], ou encore des approches optimisées par unités GRU pour les terminaux à ressources limitées [32]. Parallèlement, l'utilisation de diagrammes de constellation via des réseaux de vision tels qu'AlexNet ou GoogLeNet [33], ainsi que l'application de modèles ResNet [35] et de réseaux à couches cachées exploitant les cumulants [34], témoignent de la diversité des stratégies d'apprentissage. Dans le contexte spécifique des systèmes MIMO, les recherches s'orientent vers la fusion à décision souple [36], les classificateurs basés sur les graphes aléatoires pour les signaux M-QAM [37], les réseaux convolutifs tridimensionnels pour les systèmes MIMO-OFDM [38], ainsi que des cadres supervisés comme le CNN-ZF [39], soulignant une

efficacité accrue malgré la complexité des environnements de transmission et le bruit du canal.

10.Densification du Réseau : Réseaux Hétérogènes (HetNets) et Petites Cellules :

Pour pallier la portée limitée des ondes millimétriques et sub-millimétriques, l'architecture des réseaux évolue vers une topologie hétérogène. Cette approche repose sur le déploiement de petites cellules (Small Cells) [41], des stations de base de faible puissance agissant comme des relais de proximité.

Le déploiement stratégique de ces unités, souvent espacées de moins de 100 mètres, assure une continuité de service dans les environnements urbains denses et les zones "d'ombre" électromagnétique. Grâce à la réduction de la longueur d'onde, la taille physique des équipements diminue drastiquement, permettant une intégration discrète dans les infrastructures existantes (lampadaires, façades).

Ces architectures se classifient selon leur périmètre d'action et leur capacité de gestion des usagers :

- **Micro-cellules** : Destinées à la couverture de zones urbaines à haute densité de trafic.
- **Pico-cellules** : Déployées au sein de structures complexes comme les gares, aéroports ou centres commerciaux.
- **Femto-cellules** : Solutions résidentielles ou de petites entreprises visant à optimiser la couverture indoor [42].

Cette segmentation permet non seulement une réduction de la consommation énergétique globale (par la diminution de la distance de transmission), mais garantit également la latence ultra-faible requise par les applications critiques.

11.Stratégies de Beamforming et Gestion de la Mobilité :

La technologie de Beamforming (ou formation de faisceau) [43] constitue l'intelligence logicielle permettant de diriger l'énergie électromagnétique vers une cible précise plutôt que de l'irradier de manière omnidirectionnelle. Dans le contexte de la 5G et de la 6G, le beamforming devient dynamique et adaptatif.

Son rôle est multidimensionnel :

1. **Réduction des interférences** : En isolant spatialement les signaux, il permet de réutiliser les mêmes ressources fréquentielles pour des utilisateurs géographiquement proches sans collision.
2. **Optimisation du bilan de liaison** : Pour les ondes millimétriques, le gain de focalisation est le seul moyen de maintenir un rapport signal sur bruit (SSNR) suffisant à longue distance.
3. **Beamsteering et Tracking** : La station de base doit être capable de suivre en temps réel les terminaux en mouvement, ajustant l'angle d'émission pour garantir une connexion sans coupure.

L'association du MIMO ultra-massif, de la densification par petites cellules et du beamforming avancé forme un écosystème technologique capable de supporter les futurs usages de la télé-présence et de l'Internet des Objets (IoT) industriel.

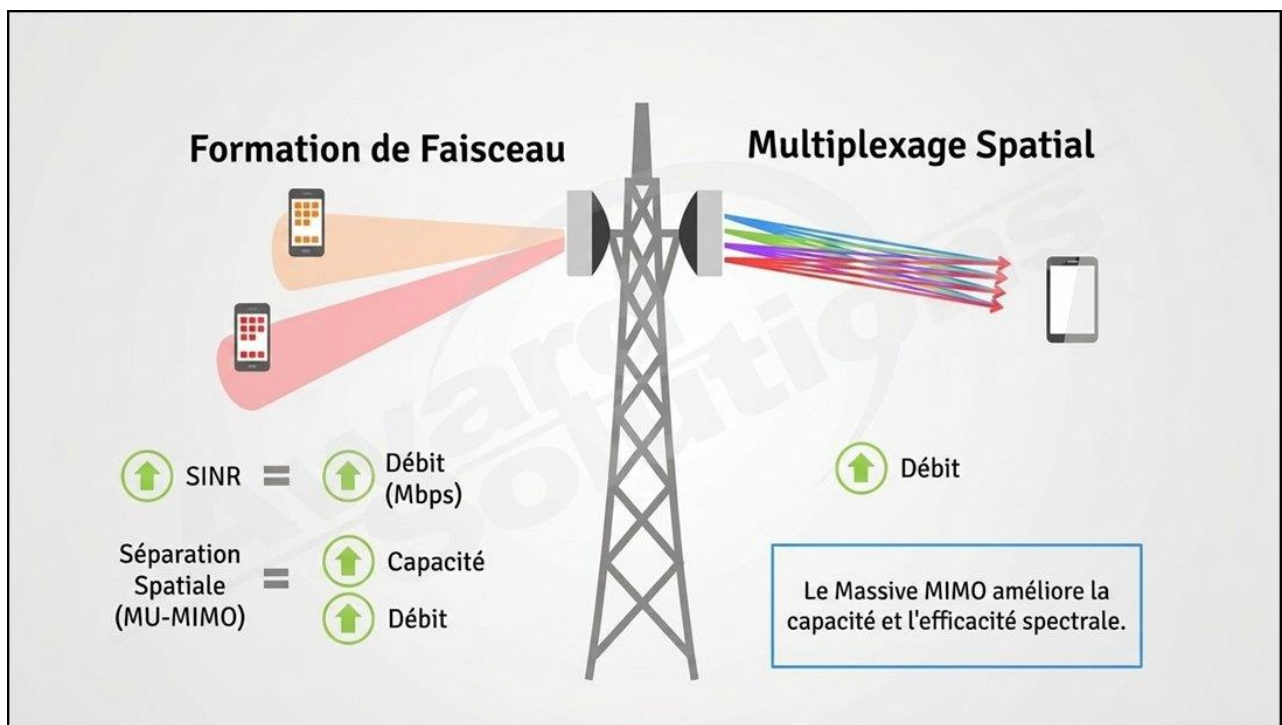


Figure I.12 : MIMO massif formant faisceau [44]

12.Mécanismes de Propagation et Optimisation par Beamforming :

Dans le cadre des systèmes Massive MIMO (Multiple-Input Multiple-Output), la station de base dispose d'un degré de liberté spatial élevé, lui permettant d'exploiter la diversité de propagation. Contrairement aux transmissions classiques, le signal peut atteindre l'équipement utilisateur (User Equipment - UE) via une multitude de trajets (multipath), résultant de phénomènes de réflexion, de diffraction et de diffusion sur les éléments de l'environnement urbain. (figure 12) [43].

Le beamforming (ou formation de faisceaux) agit ici comme l'orchestrateur temporel et spatial de ces flux. En ajustant la phase et l'amplitude des signaux sur chaque élément rayonnant, la station de base synchronise le temps d'arrivée des paquets de données [45]. Cette gestion fine permet de maximiser le gain de multiplexage, autorisant une transmission simultanée vers un nombre accru d'utilisateurs sur la même ressource fréquentielle (SDMA - Space Division Multiple Access).

13.Adaptation aux Contraintes des Ondes Millimétriques :

L'implémentation du beamforming devient critique lors de l'utilisation des ondes millimétriques (mmWave) [46]. En raison de leur fréquence élevée, ces ondes présentent des caractéristiques de propagation quasi-optiques, marquées par :

- **Une forte vulnérabilité aux obstacles** : La capacité de pénétration à travers les matériaux de construction est quasi nulle, rendant les liaisons en visibilité directe (Line-of-Sight - LoS) primordiales [47].
- **Une atténuation de propagation sévère** : La perte de puissance est proportionnelle au carré de la fréquence, limitant drastiquement la portée effective du signal [48].

Pour compenser ces pertes de propagation, le beamforming ne se contente plus de gérer les trajets multiples, mais génère des faisceaux hautement concentrés et directifs. Cette focalisation de l'énergie électromagnétique vers l'utilisateur cible permet de :

1. **Rehausser le rapport Signal sur Bruit (SNR) :** Garantissant ainsi un signal robuste même à la limite de la cellule [49].
2. **Atténuer l'interférence inter-utilisateurs :** En confinant l'énergie dans des pinceaux de rayonnement étroits, le système minimise les lobes secondaires susceptibles de perturber les communications adjacentes [50].

Le beamforming transforme la directivité inhérente aux hautes fréquences en un avantage technologique, assurant une isolation spatiale optimale et une efficacité spectrale accrue pour les réseaux 5G et au-delà [51].

Conclusion

En synthèse, ce travail met en lumière la transformation profonde opérée par la 5G, qui dépasse largement la simple quête de vitesse pour s'affirmer comme une véritable rupture technologique. Plus qu'une évolution des débits, elle a été conçue pour absorber l'explosion du trafic de données et soutenir la connectivité massive de l'Internet des Objets (IoT) [52].

Toutefois, cette puissance repose sur une architecture complexe où la gestion de la mobilité, devenue multidimensionnelle, s'avère critique [53]. Pour que cette technologie soit réellement efficace, le réseau doit garantir un handover fluide et imperceptible [54]. Qu'il s'agisse de la transition entre différentes strates de cellules ou du suivi précis par faisceaux directifs (Beam tracking) [55], l'enjeu est de maintenir une continuité de service absolue. En définitive, cette capacité à assurer une connexion ininterrompue, même à haute vitesse, est ce qui permet de concilier les exigences techniques de qualité de service (QoS) avec le besoin de transparence et de fiabilité pour l'utilisateur final [56].

CHAPITRE II

Mécanismes et Gestion du Handover dans les Réseaux 5G

1. Introduction :

La mobilité désigne la capacité des utilisateurs ou des appareils connectés (tels que les smartphones, les véhicules ou les capteurs IoT) à se déplacer tout en maintenant une connexion continue et stable au réseau. La gestion des transferts intercellulaires est un aspect essentiel des réseaux mobiles. Un transfert intercellulaire consiste à transférer une connexion cellulaire active d'une cellule (source) à une autre (cible) sans interruption de service. Pour garantir une connectivité sans faille sur le réseau 5G, une haute fiabilité, une faible latence et une connexion ininterrompue sont indispensables. Pour ce faire [57], [58] l'algorithme de transfert intercellulaire doit être optimisé. L'évaluation des performances de transfert intercellulaire repose sur plusieurs critères, tels que la latence, le taux de réussite, le temps d'interruption [59] et d'autres indicateurs. Ces paramètres permettent de mesurer l'efficacité et la fiabilité du processus, tout en identifiant les améliorations nécessaires pour répondre aux exigences croissantes des réseaux modernes [60] et des applications en temps réel [61]. Dans les réseaux 5G, différents types de transferts intercellulaires sont utilisés, chacun étant conçu pour répondre à des besoins spécifiques et optimiser les performances du réseau dans divers scénarios. Bien que les méthodes traditionnelles restent efficaces pour certaines applications et certains environnements 5G, elles sont insuffisantes pour gérer la complexité et les exigences des cas d'utilisation plus avancés. De ce fait, l'intégration de techniques avancées, telles que l'intelligence artificielle et les algorithmes dynamiques, devient cruciale.

1.1. Transfert :

Le Handover (ou transfert intercellulaire) est un mécanisme fondamental des réseaux de télécommunications mobiles (comme la 4G LTE et la 5G). Il permet à un utilisateur en déplacement de maintenir sa communication ou sa session de données sans interruption lorsqu'il passe de la zone de couverture d'une antenne à une autre [62].

1.2 Importance du handover dans les systèmes de communication

Le handover est un élément crucial dans les systèmes de communication sans fil car il permet aux utilisateurs de maintenir une connexion continue avec le réseau tout en se déplaçant d'une zone de couverture à une autre. Sans le handover, les utilisateurs perdraient leur connexion lorsqu'ils sortent de la portée de la station de base avec laquelle ils sont actuellement

connectés, ce qui entraînerait des interruptions de service et une expérience utilisateur médiocre [63].

Dans les sections suivantes, nous explorerons plus en détail les différents types de handover, les critères de décision, les protocoles et les algorithmes pour améliorer la qualité du handover dans les systèmes de communication.

1.3 Nécessité du Handover

Le processus consiste à transférer automatiquement une connexion en cours d'une cellule radio (la cellule source ou serveuse) vers une autre cellule (la cellule cible).

a/ La continuité de service : C'est la raison principale. Elle évite la coupure d'un appel vocal ou l'interruption d'un téléchargement lorsque l'utilisateur s'éloigne de son antenne actuelle et que le signal devient trop faible [64].

b/L'équilibrage de charge (LoadBalancing) : Même si un utilisateur ne se déplace pas, le réseau peut forcer un handover pour désengorger une cellule surchargée et transférer une partie de son trafic vers une cellule voisine disposant de plus de ressources disponibles [65].

2. Indicateurs et Métriques de performance (KPI) :

Pour savoir si un handover est nécessaire, le réseau s'appuie principalement sur des indicateurs de la qualité du signal radio reçu par l'appareil de l'utilisateur [66]. Dans les réseaux modernes, deux métriques clés sont utilisées :

a/Le RSRP (Reference Signal Received Power) : Il mesure la puissance absolue du signal de référence reçu par le téléphone. Il indique simplement si le signal de l'antenne est fort ou faible.

b/Le RSRQ (Reference Signal Received Quality): Il mesure la qualité de ce même signal en prenant en compte les interférences et le bruit environnant. Un signal peut être fort (bon RSRP) mais de mauvaise qualité à cause des interférences (mauvais RSRQ).

3.Mesure de la qualité du signal

La qualité du signal est une mesure clé utilisée pour déterminer quand effectuer un handover dans un système de communication. Il existe plusieurs mesures de qualité de signal qui peuvent être utilisées pour prendre cette décision [67], notamment :

a.La puissance du signal (RSPR) : La puissance du signal est une mesure de la force du signal reçu par le terminal mobile. Si la puissance du signal est inférieure à un certain seuil, cela peut indiquer une faible qualité de signal et un handover peut être nécessaire.

- $\text{RSPR (dBm)} = 10. (\log_{10} \frac{P_{\text{reçu}}}{1 \text{ mW}})$ [68]. (2.1)

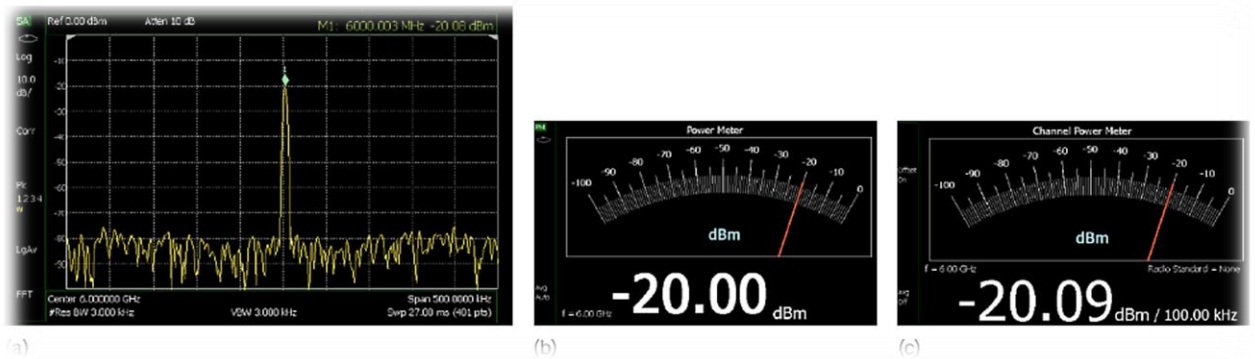


Figure II.1 : Mesure de la puissance du réseau [69].

b.Le rapport signal sur bruit (SNR / SINR): Le SNR est une mesure de la qualité du signal, qui représente la différence entre la puissance du signal reçu et le bruit de fond. Un SNR faible peut indiquer une faible qualité de signal et la nécessité d'un handover. [70]

- $\text{SNR} = \frac{S}{I+N}$ [71]. (2.2)

S : la puissance du signal utile.

I : l'interférence.

N : le bruit thermique ($N = kTB$).

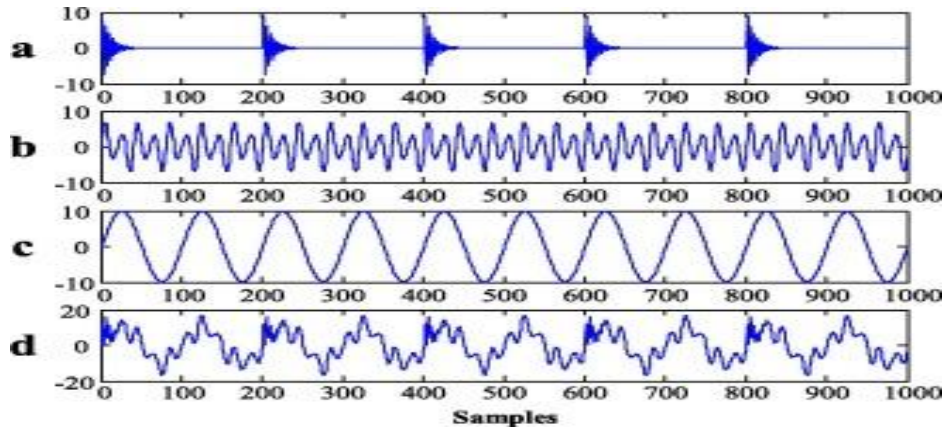


Figure II.2 : Rapport signal sur bruit [72].

c. Le taux d'erreur binaire (BER) : Le BER est une mesure de la qualité de transmission des données. Si le BER est élevé, cela peut indiquer une faible qualité de signal et la nécessité d'un handover [73].

- $$\text{BER} = \frac{\text{Bits erronés}}{\text{Bits totaux}} \text{ [74]. (2.3)}$$

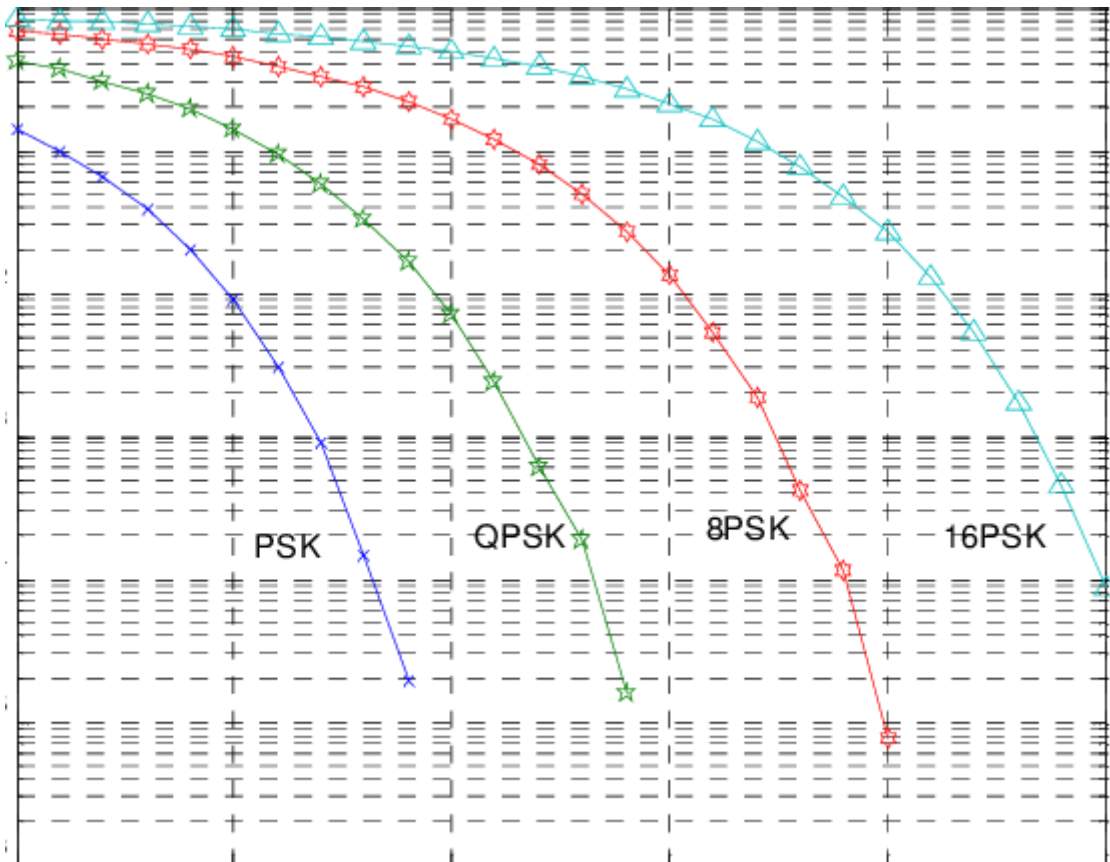


Figure II.3 : Taux d'erreur binaire en rapport de signal sur bruit [75]

L'analyse des courbes du taux d'erreur binaire (BER) met en lumière un arbitrage crucial entre la rapidité de transmission et la fiabilité du signal. On observe que l'augmentation de l'ordre de modulation (M) permet certes d'accroître le débit de données, mais cette performance se fait au détriment de la résistance aux perturbations. En pratique, plus une modulation est complexe — comme la 16-PSK par rapport à la BPSK — plus la "distance" entre les informations dans le signal se réduit, ce qui rend la transmission particulièrement vulnérable au bruit de fond. Ainsi, pour garantir une communication fluide et sans erreurs, le passage à une modulation supérieure nécessite une puissance de signal nettement plus importante. Ce phénomène explique pourquoi les réseaux mobiles modernes ajustent constamment leur type de modulation, privilégiant la vitesse lorsque la réception est excellente et la robustesse dès que les conditions se dégradent (**Figure II.3**).

d- L'indice de qualité de canal (CQI / RSRQ): Le CQI est une mesure de la qualité du canal de transmission. Il peut être utilisé pour déterminer si la qualité de la liaison radio est suffisante pour une transmission de données de haute qualité [76].

$$\bullet \quad \text{RSRQ} = N \cdot \frac{\text{RSRP}}{\text{RSSI}} \quad [77]. \quad (2.4)$$

N : le nombre de blocs de ressources (RB).

LTE & 5G Signal Strength Reference Table			
RF Experience	RSRP (dBm) Reference Signal Received Power	RSRQ (dB) Reference Signal Received Quality	SINR (dB) Signal to Interference & Noise Ratio
Excellent	≥ -80	≥ -10	≥ 20
Good	-80 to -90	-10 to -15	13 to 20
Mid Cell	-90 to -100	-15 to -20	0 to 13
Cell Edge	≤ -100	≤ -20	≤ 0

RSSI : l'indicateur de force du signal reçu total.

Figure II.4 : Mesure de la puissance du signal : RSRP, RSRQ et SINR – Aide-mémoire pour la 5G LTEC [78].

4. Capacité des canaux de communication

La capacité des canaux de communication est une mesure de la quantité d'informations qui peut être transmise à travers un canal de communication donné dans une unité de temps. La capacité est limitée par les caractéristiques du canal de communication, telles que la bande passante, le bruit et les interférences [79].

Le loi de Shannon-Hartley pour définir la capacité maximale théorique d'un canal :

$$C = B \cdot \log_2 (1 + \text{SNR}) \quad [80]. \quad (2.5)$$

C : capacité du canal (bits/s).

B : Bande passante (Hz).

SNR : Rapport signal sur bruit (linéaire, pas en dB).

5.Charge du réseau (Network Load)

La charge du réseau est une mesure de la quantité de trafic de données présente sur un réseau de communication à un moment donné. La charge du réseau peut varier en fonction de nombreux facteurs [81], tels que le nombre d'utilisateurs actifs, le type de services utilisés, la bande passante disponible et la qualité de la connexion.

La charge peut être calculée de différentes manières selon le contexte (trafic ou occupation des ressources) :

Taux d'occupation des ressources (Resource Block Utilization)

$$\bullet \quad \rho = \frac{N_{utilisée}}{N_{total}} \cdot 100\% \quad [82]. \quad (2.6)$$

N utilisée : le nombre de Resource Block (RB).

N total : le nombre total de RB disponibles.

Intensité du trafic (Erlang) [83]

Pour mesurer la charge de trafic vocal ou de sessions :

$$\bullet \quad A = \lambda \cdot h \quad [84]. \quad (2.7)$$

A : Trafic en Erlangs.

λ : Taux d'arrivée des appels/requêtes (appels/heure).

h : Durée moyenne d'occupation (heures).

6.Disponibilité des ressources

La disponibilité des ressources est un aspect important à considérer dans les systèmes de communication. Elle fait référence à la quantité de ressources, telles que la bande passante, la mémoire [85], la puissance de traitement, les fréquences radio, les canaux de communication, etc., qui sont disponibles pour un système à un moment donné.

La disponibilité (A) est souvent exprimée par le rapport entre le temps de fonctionnement et le temps total :

- **Disponibilité(%) = $100 \cdot \frac{MTBF}{MTBF+MTTR}$** [86]. (2.8)

MTBF : Temps moyen entre panne (temps moyen entre les pannes).

MTTR : Temps moyen de réparation (Mean Time To Repair).

7.Analyse et optimisation des mécanismes de Handover triphasique :

Le processus de handover est une procédure hautement coordonnée qui s'exécute en quelques millisecondes selon trois grandes phases :

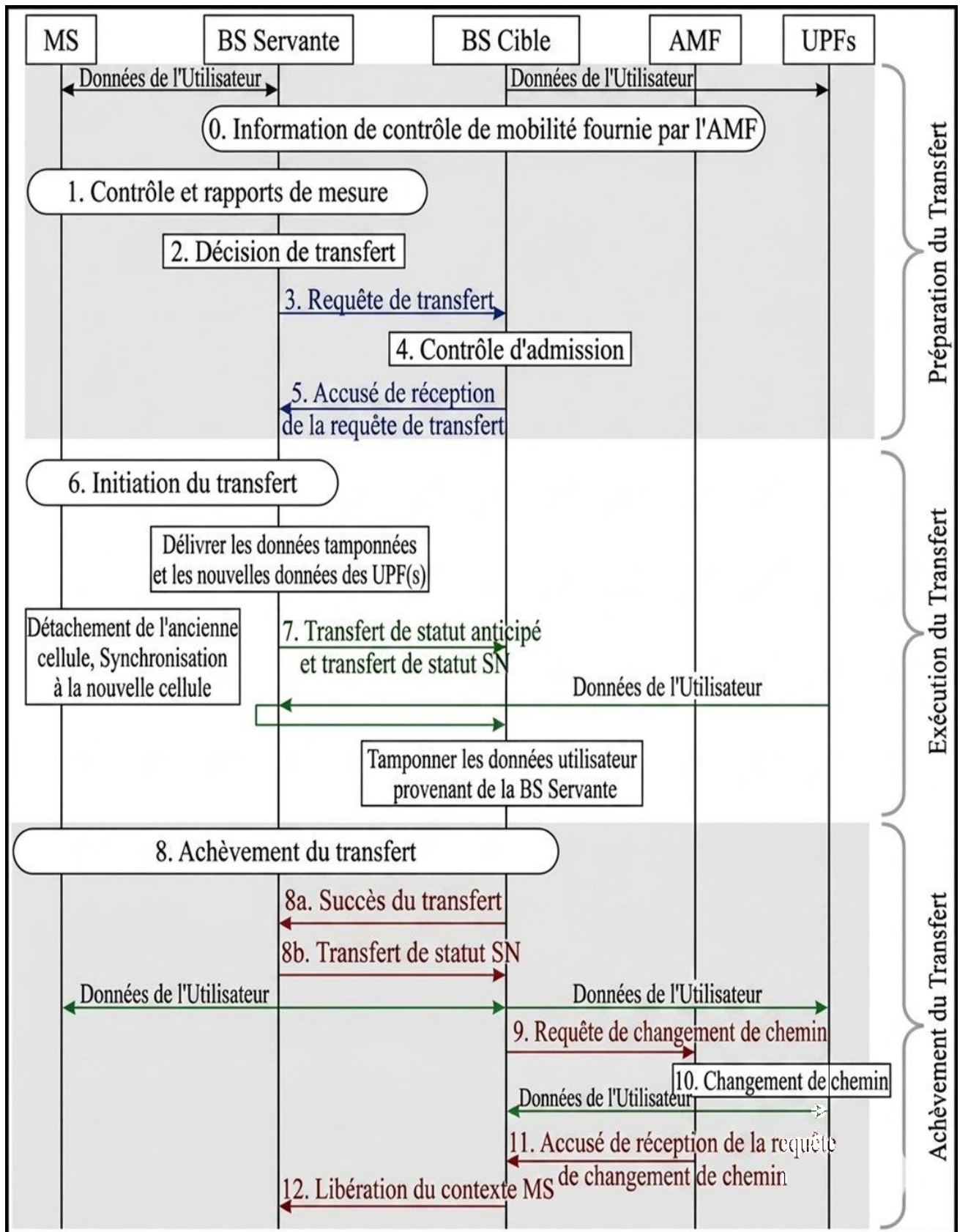


Figure II.5 : Handover procedure dans les systèmes 5G [87].

Phase 1 : preparation (Mesures et événement A3) : Cette phase sert à anticiper le transfert avant que le signal ne soit perdu.

Configuration des mesures (Measurement Control) : L'antenne source, agissant en tant que cellule serveuse, définit et transmet à l'équipement utilisateur (UE) les paramètres de configuration ainsi que les protocoles de signalisation nécessaires à l'établissement et au maintien de la liaison radio. Elle lui envoie un message RRC Connection. Reconfiguration pour lui indiquer quelles fréquences scanner et surtout quels "événements" surveiller. L'événement le plus classique pour un handover est l'Event A3 (la cellule voisine devient meilleure que la cellule serveuse d'une certaine Marge) [88].

Le rapport de mesure (Measurement Report): L'UE effectue les mesures de RSRP/RSRQ en tâche de fond. Dès que les conditions de l'Event A3 sont remplies (et maintenues pendant un temps donné, le Time To Trigger), l'UE déclenche l'envoi du Measurement Report vers l'antenne source [89].

La Décision: L'algorithme de l'antenne source analyse le rapport [90]. Si le transfert est jugé nécessaire, l'antenne source décide d'initier le processus vers l'antenne cible spécifique mentionnée dans le rapport.

$$\bullet \quad M_n + O_{cn} + P_{eur} - H_{ys} > M_s + O_{cs} + O_{fs} + Off \quad [91]. \quad (2.9)$$

M_n / M_s : Résultats de mesure de la cellule voisine (Neighbor) et serveuse (Serving) en RSRP ou RSRQ.

O_{fn} / O_{fs} : Décalage spécifique à la fréquence.

H_{ys} : Hystérésis (marge pour éviter les basculements incessants).

Off : Offset (seuil d'écart) défini par l'opérateur.

Phase2: L'Exécution (Le transfert radio) :

C'est le moment critique où l'UE bascule physiquement d'une antenne à l'autre.

Demande de Handover (Handover Request): L'antenne source contacte Directement l'antenne cible via l'interface inter-antennes(X2ouXn). Elle lui transmet le contexte de l'UE(ses identifiants, ses profils de qualité de service QoS, etc.) [92].

Contrôle d'admission (Admission Control):L'antenne cible vérifie si elle Dispose de suffisamment de ressources radio (blocs de ressources) pour accueillir cet utilisateur. Si c'est le cas, elle prépare la connexion et répond à la source par un Handover Request Acknowledge [93]. Ce message contient la nouvelle configuration radio pour l'UE.

L'ordre de Handover (Handover Command): L'antenne source relaie cette nouvelle configuration à l'UE via le message radio RRC Connection Reconfiguration (Mobility Control Info). C'est le point de non-retour [94].

Détachement et Synchronisation (Random Access):L'UE se détache de l'antenne source. Il initie immédiatement une procédure d'accès aléatoire (RACH- Random Access Channel) [95] pour se synchroniser avec l'antenne cible et ajuster son timing d'émission.

Confirmation (Handover Complete):Une fois synchronisé, l'UE envoie le message RRC Connection Reconfiguration Complete à la nouvelle antenne cible au niveau radio, le transfert est terminé et l'UE peut reprendre l'envoi des es données [96].

Taux d'admission des ressources

L'antenne cible vérifie si elle accueillir l'UE (User Equipement) [97] :

$$Charge_{totale} = \frac{\sum RB_{utilisés} + RB_{requis}}{RB_{disponibles}} \leq \eta_{max} [98]. (2.10)$$

Où η_{max} est le seuil d'admission (souvent 80%-90%).

Synchronisation (accès aléatoire)

Le délai de synchronisation lors du RACH (Random Access Channel) est estimé par :

$$T_{sync} = T_{preamble} + T_{processing} + TA [98]. (2.11)$$

Où TA (Timing Advance) est le délai de propagation aller – retour

phase3: La Finalisation (Mise à jour du réseau cœur) :

Le téléphone est connecté à la nouvelle antenne, mais le réseau cœur envoie encore les données

Internet vers l'ancienne antenne. Il faut mettre à jour le routage.

Transfert des données (Data Forwarding): Pendant que l'UE changeait d'antenne, l'ancienne antenne a continué de recevoir des paquets de données du réseau. Pour éviter de les perdre, elle les transfère directement à la nouvelle antenne via l'interface X2/Xn [99].

Demande de changement de chemin (Path Switch Request) : La nouvelle antenne informe le réseau cœur (le MME/SGW en 4G ou l'AMF/UPF en 5G) que l'UE a changé de localisation [100].

Mise à jour du routage (Path Switch Ack): Le réseau cœur bascule le flux de données. Les nouveaux paquets Internet arrivent désormais directement sur la nouvelle antenne cible [101].

Libération des ressources (UE Context Release): La nouvelle antenne signale à l'ancienne antenne que le processus est un succès total. L'ancienne antenne efface alors les données de l'UE de sa mémoire et libère ses ressources radio pour d'autres utilisateurs [102].

- $T_{ho} = T_{déclenchement} + T_{exécution} + T_{reprise}$ [98]. (2.12)

8. Spécificités de la 5G :

8.1 Mobilité au niveau du faisceau (Beamforming)

Le déploiement de la 5G s'appuie sur deux bandes de fréquences distinctes : le FR1 (Sub-6GHz) et le FR2 (ondes millimétriques ou mmWave, au-delà de 24 GHz). L'utilisation des ondes millimétriques permet d'atteindre des débits exceptionnels, mais présente un défi majeur pour la mobilité : ces ondes subissent une très forte atténuation dans l'air et sont extrêmement sensibles aux obstacles (bâtiments, végétation, et même le corps humain) [103].

Pour pallier cette faible propagation, la 5G utilise massivement le Beamforming (formation de faisceaux) couplé aux antennes Massive MIMO.

L'impact sur le Handover est considérable et se traduit par un nouveau concept : la gestion des faisceaux (Beam Management).

8.1 Mobilité au niveau du faisceau (Beam-level mobility): Contrairement à la 4G où la cellule émet un signal de référence large couvrant tout un secteur, une cellule 5G (gNB) émet plusieurs faisceaux étroits et directionnels (Synchronization Signal Blocks-SSB). Un utilisateur (UE) en mouvement à l'intérieur d'une même cellule passera dynamiquement d'un faisceau à un autre [104]. Ce changement de faisceau est géré à un niveau des couches basses (Couche Physique L1 et Couche MAC L2); il est transparent pour la couche RR. Cet ne constitue pas un Handover au sens strict.

8.2 Complexité accrue du Handover inter-cellulaire: Lors d'un véritable Handover entre deux gNB, l'équipement utilisateur ne se contente plus d'évaluer la qualité globale d'une cellule cible. Il doit mesurer et faire un rapport sur la qualité des faisceaux individuels (SSB) de la cellule cible pour que le réseau puisse préparer le faisceau optimal dès la fin du transfert [105].

8.3 Risque de blocage (Blockage) : En environnement urbain, un faisceau mmWave peut être soudainement bloqué par un véhicule ou un passant. Cela exige des algorithmes de Handover et de récupération de lien radio (Radio Link Recovery) beaucoup plus réactifs qu'en 4G pour éviter la coupure (Radio Link Failure-RLF) [106].

9. DAPS et LTM (Mobilité déclenchée L1/L2)

Le transfert intercellulaire DAPS (Dual Active Protocol Stack) a été normalisé lors de la version 16 du 3GPP, dans le but de réduire le temps d'interruption lors des transferts. Le principe

principal du DAPS est que l'UE maintient la connexion active avec le nœud source et le nœud cible jusqu'à la fin de la procédure de transfert vers la cellule cible [107].

Maintenir simultanément deux connexions actives avec le DAPS s'est avéré complexe. De plus, en pratique, le DAPS est limité aux services à faible débit et ne peut être utilisé aux fréquences les plus élevées lorsque la formation de faisceaux est activée [108]. Ceci a conduit le 3GPP à rechercher des solutions alternatives pour réduire le temps d'interruption lors des transferts.

S'inspirant des solutions de gestion de faisceaux pour la mobilité intracellulaire et de l'idée de préconfigurer plusieurs cellules cibles candidates avant la décision de transfert, comme pour le transfert intercellulaire conditionnel, le 3GPP a développé et spécifié la mobilité déclenchée L1/L2, qui réutilise les paradigmes de gestion de faisceaux pour les mesures et la signalisation de transfert.

10. Analyse et déploiement des mécanismes de mobilité L1/L2 (LTM) :

L'LTM (*Layer 1/Layer 2 Triggered Mobility* ou Mobilité Déclenchée par les Couches 1/2), introduite par le 3GPP dans la Release 18 (5G Advanced) et consolidée par la Release 19, représente une évolution majeure des mécanismes de transfert intercellulaire (*handover*).

Contrairement aux procédures de *handover* traditionnelles de la 4G et de la 5G initiale, qui reposent sur des mesures et des signalisations de Couche 3 (RRC - Radio Resource Control), l'LTM déporte la phase d'exécution critique vers les couches basses de la pile de protocoles : la Couche Physique (L1) et la Couche MAC (L2).

L'objectif principal de cette technologie est de répondre aux exigences strictes des cas d'usage URLLC (*Ultra-Reliable Low Latency Communications*), de la réalité étendue (XR) et des communications critiques, en réduisant le temps d'interruption de service (*Handover Interruption Time - HIT*) à un niveau quasi nul, passant d'une moyenne de 50 à 90 ms en L3 à moins de 20 ms, voire proche de 0 ms en L1/L2.

L'idée principale de LTM est de permettre la mobilité grâce à la signalisation des couches inférieures afin de réduire la surcharge et le temps d'interruption. LTM prend en charge la double connectivité et l'agrégation de porteuses, ce qui la rend utile pour les services exigeant un débit binaire élevé et une interruption de mobilité brève. LTM peut également être utilisée pour les bandes de fréquences supérieures à 7 GHz, conjointement avec le beamforming. Dans une architecture de réseau d'accès radio divisée, le gNB est composé d'une unité centrale gNB (gNB-CU) et d'une ou plusieurs unités distribuées gNB (gNB-DU). LTM prend en charge la mobilité intra-DU et inter-DU sans modifier la gNB-CU [109]. Une seule gNB-DU peut contrôler plusieurs cellules et une gNB-CU peut être connectée à plusieurs gNB-DU. Par conséquent, en pratique, LTM fonctionne pour des zones relativement étendues comportant de nombreuses cellules, même avec cette limitation de mobilité intra-gNB-CU.

La procédure de mobilité dans LTM se déroule en trois étapes, illustrées sur la figure II.6.

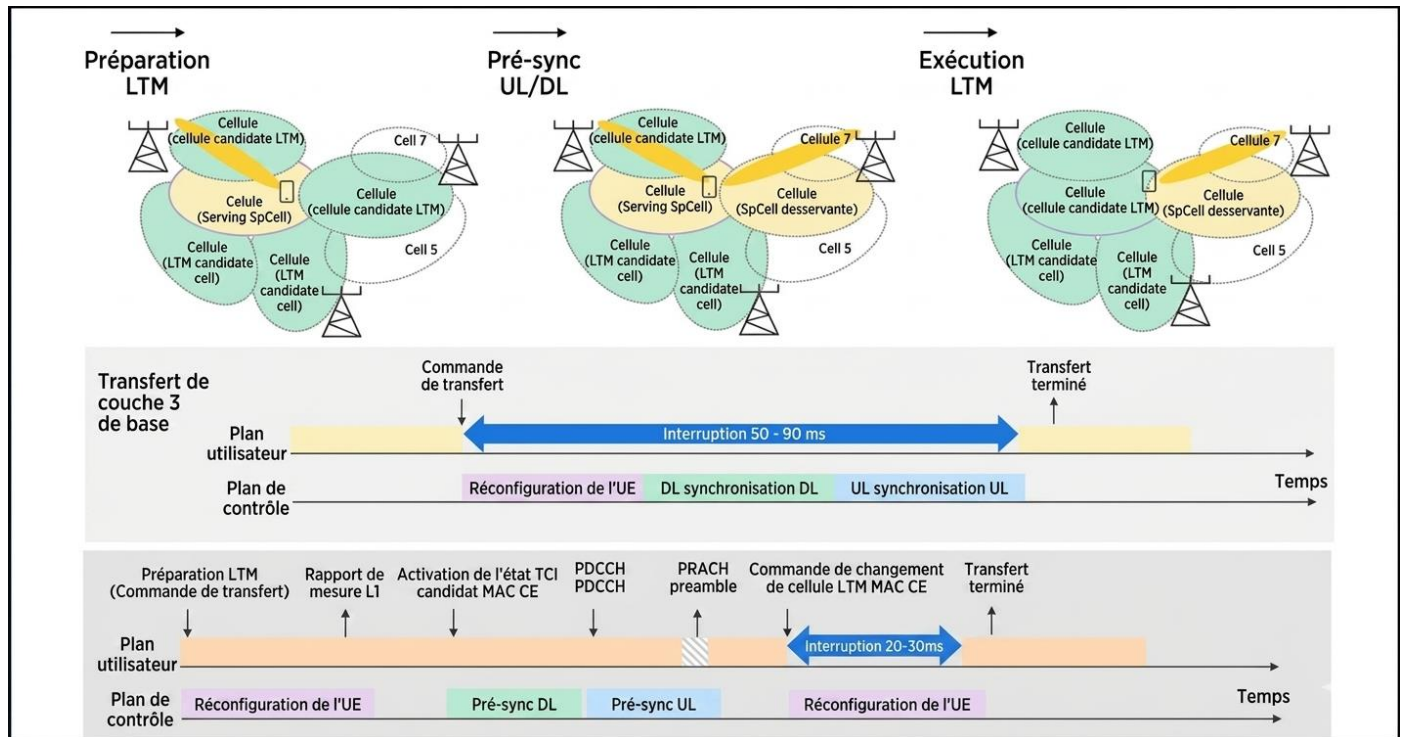


Figure II.6 : Aperçu de la procédure de mobilité déclenchée L1/L2 (LTM) [109]

Étape 1 : Préparation LTM : L'UE est préparée avec les cellules candidates LTM. L'UE mesure et transmet les rapports de mesure L1 pour ces cellules.

Étape 2 : Pré-synchronisation UL/DL : Une cellule candidate LTM est identifiée comme cellule cible. L'UE maintient la connexion avec la cellule source, le réseau déclenche sa synchronisation avec cette cellule.

Étape 3 : Exécution LTM : Le réseau déclenche le basculement de cellule LTM vers la cellule cible et l'UE applique la nouvelle configuration RRC.

10.1 Détail des étapes LTM

La figure II.7 illustre plus en détail les différentes étapes de la LTM sous forme de diagramme de séquence de messages, avec la signalisation entre l'UE et le gNB.

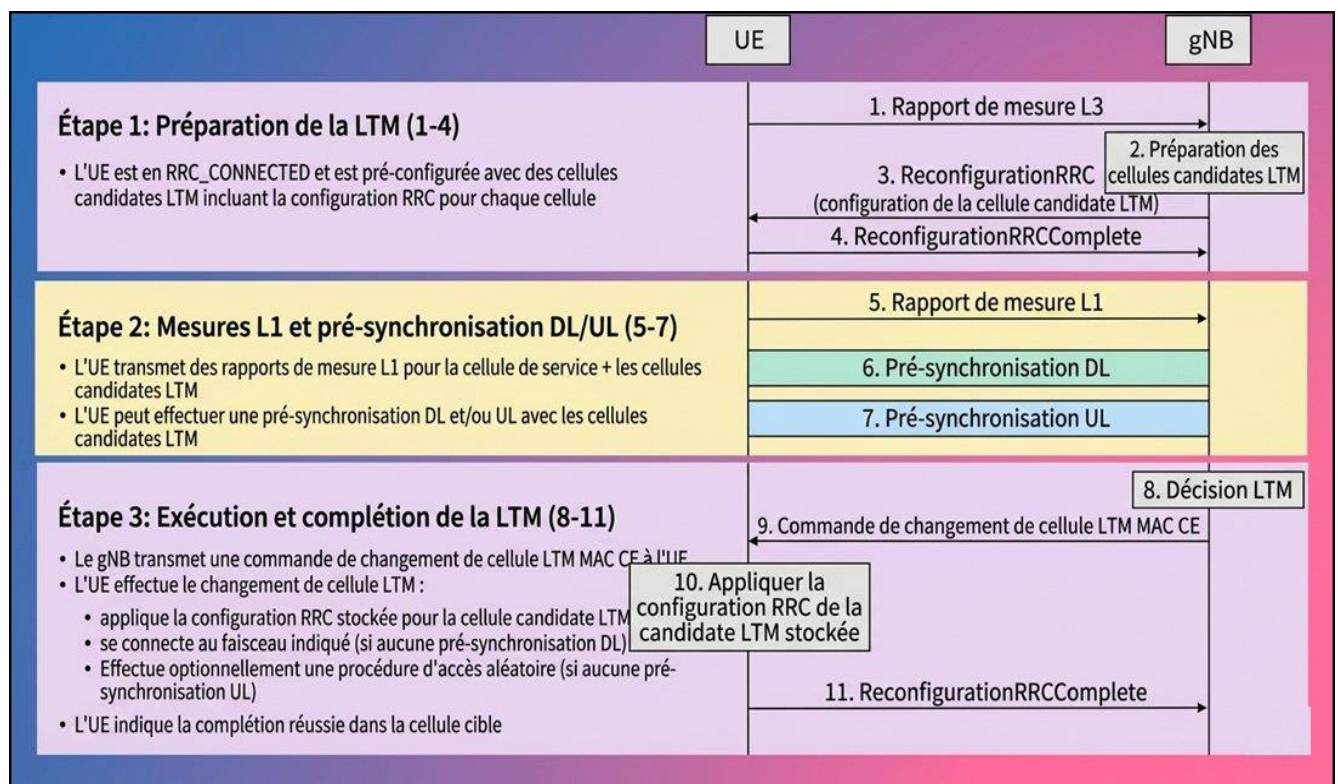


Figure II.7 : Diagramme de séquence des messages de la procédure de configuration et d'exécution du LTM [109]

Le LTM utilise une combinaison de signaux et de messages RRC (Radio Resource Control), MAC (Medium Access Control) et de couche physique (L1). Le LTM est une procédure contrôlée par le réseau : les décisions de configuration et d'exécution sont prises par le gNB. L'UE intervient également en envoyant des rapports de mesure au réseau. Ces deux principes sont également utilisés dans le transfert intercellulaire L3 de base. L'utilisation des rapports de mesure L1 pour le LTM est optionnelle ; le réseau peut également utiliser les rapports de mesure L3 reçus par l'UE pour déclencher la synchronisation DL/UL et/ou l'exécution du LTM [109].

Contrairement au transfert intercellulaire L3 de base, le LTM effectue la plupart des étapes de la procédure sans interruption de la connexion avec la cellule source. Par conséquent, la durée d'interruption est limitée à la toute dernière étape, où la réception de la commande de changement de cellule déclenche la reconfiguration de l'UE.

La pré-synchronisation de liaison descendante (DL pre-sync) est déclenchée par le réseau. La cellule source transmet à l'UE un nouvel élément de contrôle d'accès au support (MAC CE), appelé activation d'état TCI de cellule candidate. L'UE ajoute le faisceau indiqué de la cellule candidate LTM et entame la synchronisation avec celle-ci en liaison descendante.

La pré synchronisation en liaison montante (pré-synchronisation UL) est déclenchée par le réseau de manière similaire. La cellule source transmet à l'UE la signalisation de couche physique, à savoir l'ordre du canal de contrôle physique de liaison descendante (PDCCH). L'UE transmet alors un préambule d'accès aléatoire dans la cellule candidate LTM indiquée par l'ordre PDCCH. À la réception de ce préambule, le réseau calcule une valeur d'avance de synchronisation (TA). Cette valeur est conservée par le réseau et ne sera communiquée à l'UE qu'au moment de l'exécution LTM.

Le réseau transmet ensuite à l'UE la commande de commutation de cellule LTM. Cette commande inclut la valeur TA calculée par le réseau lors de la pré synchronisation en liaison montante. Dès réception d'une valeur TA, l'UE connaît la synchronisation précise de ses transmissions montantes et peut ainsi éviter les accès aléatoires. L'UE interrompt alors la connexion et effectue la reconfiguration restante. La transmission et la réception des données utilisateur peuvent ensuite reprendre dans la cellule cible. Grâce à la pré-synchronisation des

liaisons descendantes et montantes, l'interruption dure généralement entre 20 et 30 ms, soit beaucoup moins qu'avec un transfert intercellulaire de couche 3 classique.

10.2 Évolution du LTM

Dans la version 18 des spécifications 3GPP 5G Advanced, publiée en décembre 2023, le LTM est limité à la mobilité au sein d'une même station de base (gNB).

Cette version initiale sera améliorée dans la version 19 des spécifications 3GPP. Par exemple, des discussions sont en cours au sein du 3GPP afin d'intégrer la prise en charge de la mobilité inter-gNB via le LTM et d'améliorer le reporting des mesures pour ce protocole [109].

11. Classification des Handover

11.1 Les différents types de Handover en 5G

Dans l'architecture 5G Standalone (5GSA), le gNB (antenne 5G) est connecté au cœur de réseau 5GC (5G Core). Selon la localisation de l'utilisateur et la topologie du réseau, plusieurs scénarios de transfert peuvent se présenter [110].

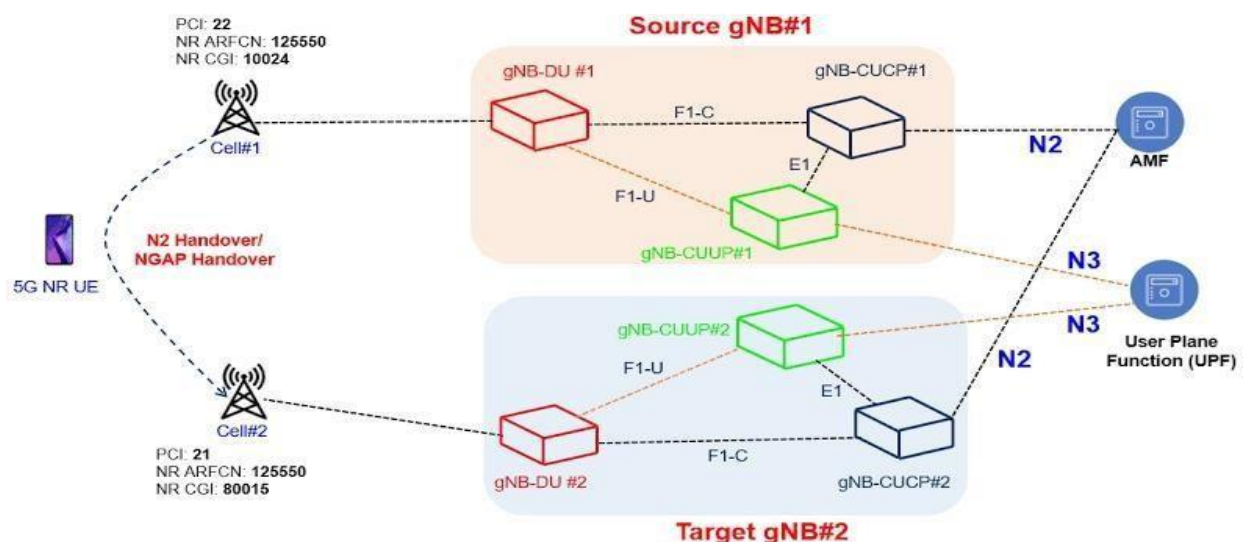


Figure II8 : 5G SA Transfert Inter gNB 5GN GAP Handover [111].

11.1.1 Transfert intra-gNB :

Il s'agit du scénario le plus simple. L'UE se déplace entre deux secteurs (cellules) gérés par la même station de base (le même gNB).

Dans ce cas, le Handover est géré de manière purement interne par le gNB. Il n'y a pas de transfert de contexte via des interfaces externes. Le gNB reconfigure simplement la connexion RRC de l'UE pour l'allouer à la nouvelle cellule, et informe ensuite le cœur de réseau (l'AMF – Access and Mobility Management Function) du changement de localisation pour la facturation et le suivi [112].

La latence est minimale car elle ne dépend que du traitement interne et du délai radio (d_{air})

$$\bullet \quad L_{inta} \approx 2 \cdot d_{air} + T_{proc} [113]. \quad (2.13)$$

11.1.2 Transfert Inter-gNB via l'interface Xn :

L'interface Xn est l'équivalent de l'interface X2 en 4G ; elle relie directement deux gNB entre eux. C'est la procédure privilégiée et la plus optimisée pour la mobilité inter- cellulaire [114].

- **Préparation:** Le gNB source dialogue directement avec le gNB cible via Xn-C (Control plane) pour négocier l'admission de l'UE.
- **Exécution:** Les données utilisateur en transit sont transférées du gNB source au gNB cible via l'interface Xn-U (User plane), minimisant ainsi la perte de paquets.
- **Finalisation:** Le cœur de réseau (AMF et UPF) n'est sollicité qu'à la toute fin du processus (procédure de *PathSwitch*) pour réaligner le tunnel de données vers le nouveau gNB.

On ajoute le délai de l'interface Xn (d_{Xn})

- $L_{Xn} = L_{intra} + d_{Xn}$ [113]. (2.14)

11.1.3 Handover Inter-gNB via l'interface N2 :

Lors que deux gNB voisins ne sont pas connectés directement par une interface Xn (pour des raisons de topologie réseau ou de frontières de zones de routage), le Handover doit

Obligatoirement transiter par le cœur de réseau via l'interface N2 (qui relie le gNB à l'AMF) [115].

Ce processus est plus lourd et engendre une latence légèrement supérieure, car les messages de signalisation de préparation du Handover (Handover Required, Handover Request) doivent être traités et relayés par l'AMF.

C'est le cas le plus lourd car il transite par l'AMF (Cœur de réseau) :

- $L_{N2} = L_{intra} + 2 \cdot d_{N2} + T_{AMF}$ [113]. (2.15)

11.1.4 Handover Inter-système (Inter-RAT) :

La mobilité ne se limite pas au réseau 5G. Un utilisateur quittant une zone de couverture 5G doit pouvoir basculer de manière fluide vers le réseau 4G (LTE). C'est le Handover Inter-RAT (Radio Access Technology), impliquant des interfaces complexes entre le cœur 5GC et le cœur 4GEPC (Evolved Packet Core) via l'interface N26. Un cas d'usage critique de ce type de Handover est l'EPS Fallback, utilisé au début des déploiements 5GSA pour basculer un utilisateur en 4G lorsqu'il émet ou reçoit un appel vocal (si la VoNR n'est pas encore déployée) [116].

le temps d'interruption () est crucial pour la qualité de l'appel vocal. Il se calcule par la somme des délais de signalisation entre le 5GC (Cœur 5G) et l'EPC (Cœur 4G) via l'interface N26 : $T_{interrupt}$

- $T_{total} = T_{prep_N26} + T_{execution_radio} + T_{contexte_transfer}$ [117]. (2.16)

Bien que les algorithmes de transfert inter cellulaire soient conçus pour garantir une continuité de service transparente, la mobilité dans les réseaux cellulaires reste soumise aux aléas de

l'environnement de propagation radio. Une configuration sous-optimale des paramètres de mobilité (notamment le *Time-to-Trigger* et la *Marge d'Hystérésis*) entraîne inévitablement des dégradations de performance. Ce chapitre catégorise les différents types d'échecs de Handover(HOF-*HandoverFailures*) et analyse leurs impacts directs sur la qualité d'expérience utilisateur (QoE) [118].

12. Limite des Algorithmes Classiques et besoin d'intelligence Artificielle

12.1 Algorithmes pour Handover

12.1.1 Algorithme de seuil de signal

L'algorithme de seuil de signal est un algorithme couramment utilisé pour le handover dans les réseaux sans fil, tels que les réseaux cellulaires et les réseaux WLAN. Cet algorithme est basé sur la mesure de la puissance du signal reçu par le terminal mobile à partir des différentes stations de base du réseau. Voici comment fonctionne l'algorithme de seuil de signal pour le handover [119] :

Le terminal mobile mesure la puissance du signal reçu de puissance station de base actuelle.

Le terminal mobile effectue également des mesures de la puissance du signal reçu de puis les autres stations de base disponibles dans la zone de couverture.

Le terminal compare les niveaux de puissance des signaux reçus et détermine si un handover est nécessaire en comparant la puissance du signal reçu depuis la station de base actuelle et celle reçue depuis une autre station de base.

Si la différence de puissance du signal dépasse un certain seuil prédéfini, le terminal mobile envoie une demande de handover à la nouvelle station de base.

La nouvelle station de base accepte ou rejette la demande de handover en fonction de différents critères tels que la disponibilité des ressources et la charge du réseau.

Si la demande de handover est acceptée, le terminal mobile bascule sa connexion vers la nouvelle station de base.

La condition de déclenchement du handover est la suite :

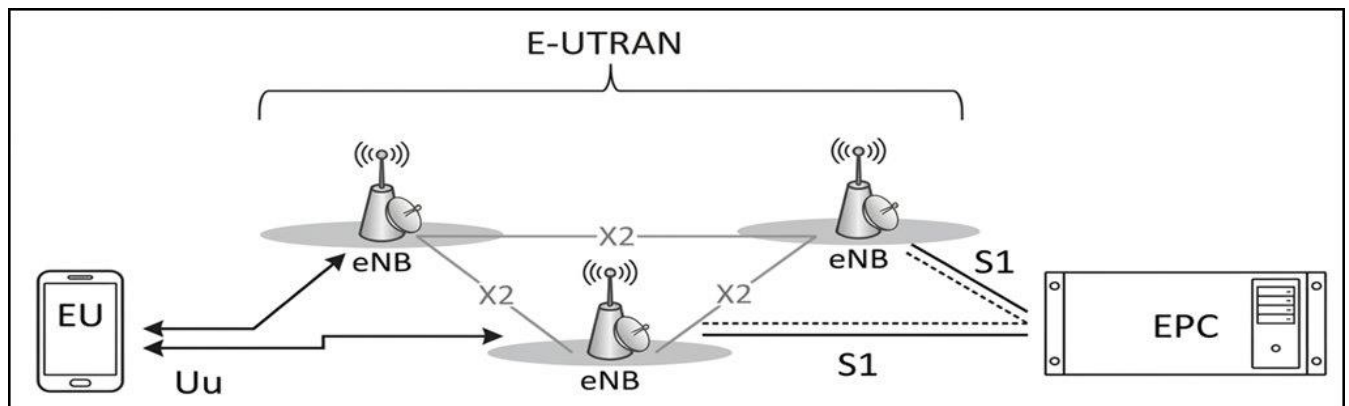
- $RSS_{new} > RSS_{old} + H$ [120]. (2.17)

Où :

- RSS new : Puissance reçue de la station de base cible.
- RSS old : Puissance reçue de la station de base actuelle.
- H : Marge d'hystérésis (en dB) pour s'assurer que la nouvelle station est significativement meilleure.

On ajoute souvent un seuil minimal de service (P_{th}) :

- **Oui [120].** $RSS_{old} < P_{th} \text{ AND } RSS_{new} > RSS_{old} + H \Rightarrow \text{Handover (2.18)}$



FigureII.9 : Diagramme algorithme handover RSS seuil hystérésis [121].

12.1.2 Algorithme basé sur la qualité de service

L'algorithme de handover basé sur la qualité de service (QoS) est une méthode avancée de handover utilisée dans les réseaux de télécommunications pour améliorer la qualité de service des utilisateurs lorsqu'ils se déplacent entre différentes cellules ou points d'accès [122].

Cet algorithme prend en compte la qualité de service requise par l'application ou le service utilisé par le terminal mobile et choisit la meilleure station de base ou le meilleur point d'accès pour maintenir une qualité de service optimale.

Le terminal mobile mesure les paramètres de qualité de service tels que la bande passante disponible, la latence, le taux d'erreur de transmission et la gigue de chaque station de base ou

point d'accès disponible.

Le terminal mobile compare ces paramètres de qualité de service aux exigences de l'application ou du service utilisé et détermine si la qualité de service est satisfaisante.

Si la qualité de service est inférieure aux exigences de l'application, le terminal mobile envoie une demande de handover à la nouvelle station de base ou point d'accès qui offre la qualité de service requise.

La nouvelle station de base ou point d'accès accepte ou rejette la demande de handover en fonction de critères tels que la disponibilité des ressources et la charge du réseau.

Si la demande de handover est acceptée, le terminal mobile bascule sa connexion vers la nouvelle station de base ou point d'accès.

La décision est souvent basée sur un vecteur de paramètres :

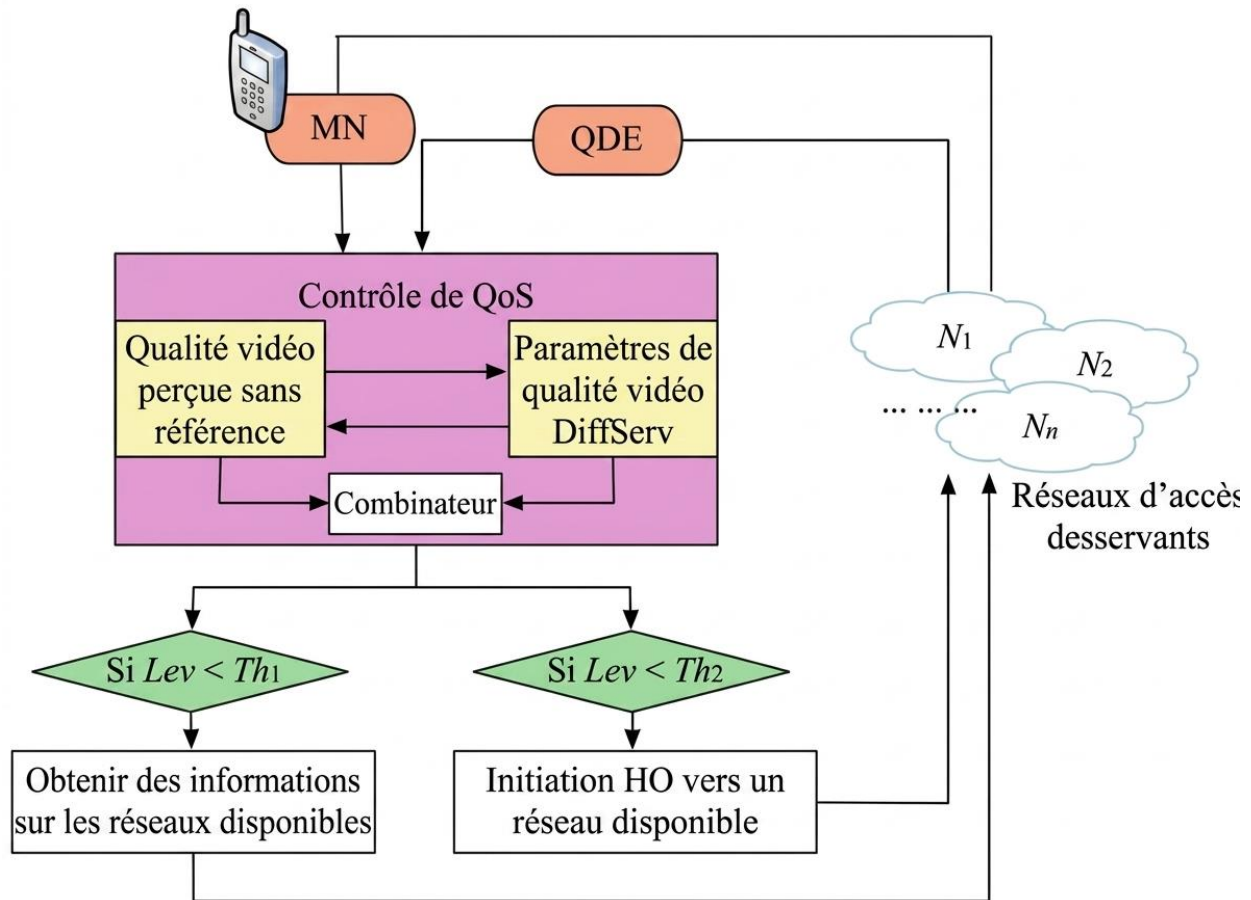
$$\bullet \quad Q = (B, L, P, J) \text{ [123]. (2.19)}$$

- **B** : Bande passante disponible.
- **L** : Latence (Délai).
- **P** : Taux de perte de paquets.
- **J** : Gigue (nervosité).

La condition de sélection de la meilleure station (n^*) :

$$\bullet \quad n^* = \arg \max_n (\sum_i w_i \cdot q_i(n)) \text{ [124]. (2.20)}$$

- Où w_i est le poids accordé à chaque paramètre (par exemple, le poids de la latence est plus élevé pour le gaming ou la voix sur ip).



FigureII.10 : Diagramme algorithme handover QoS qualité de service réseau [125].

12.1.3 Algorithme basé sur le coût

L'algorithme de handover basé sur le coût est une méthode de handover utilisée dans les réseaux de télécommunications pour réduire les coûts de communication en choisissant la meilleure station de base ou le meilleur point d'accès pour le terminal mobile en mouvement [126]. L'algorithme de handover basé sur le coût utilise une fonction de coût pour évaluer les différentes options de handover disponibles et choisir la solution la moins coûteuse [127].

Le terminal mobile mesure les paramètres de qualité de signal tels que la puissance du signal, le rapport signal sur bruit, la qualité de transmission et la bande passante disponible pour chaque station de base ou point d'accès disponible.

Le terminal mobile envoie les mesures de qualité de signal à la station de base actuelle pour évaluation.

La station de base actuelle calcule le coût de chaque option de handover disponible en utilisant une fonction de coût qui prend en compte des facteurs tels que la distance de la nouvelle station de base, la charge du réseau, la qualité de service et les coûts de transmission.

La fonction du coût pour une station n est généralement exprimée ainsi :

$$\bullet \quad Cn = f(Dn, Kn, Qn, Pn) \quad [124]. \quad (2.21)$$

Une formulation classique est la somme pondérée :

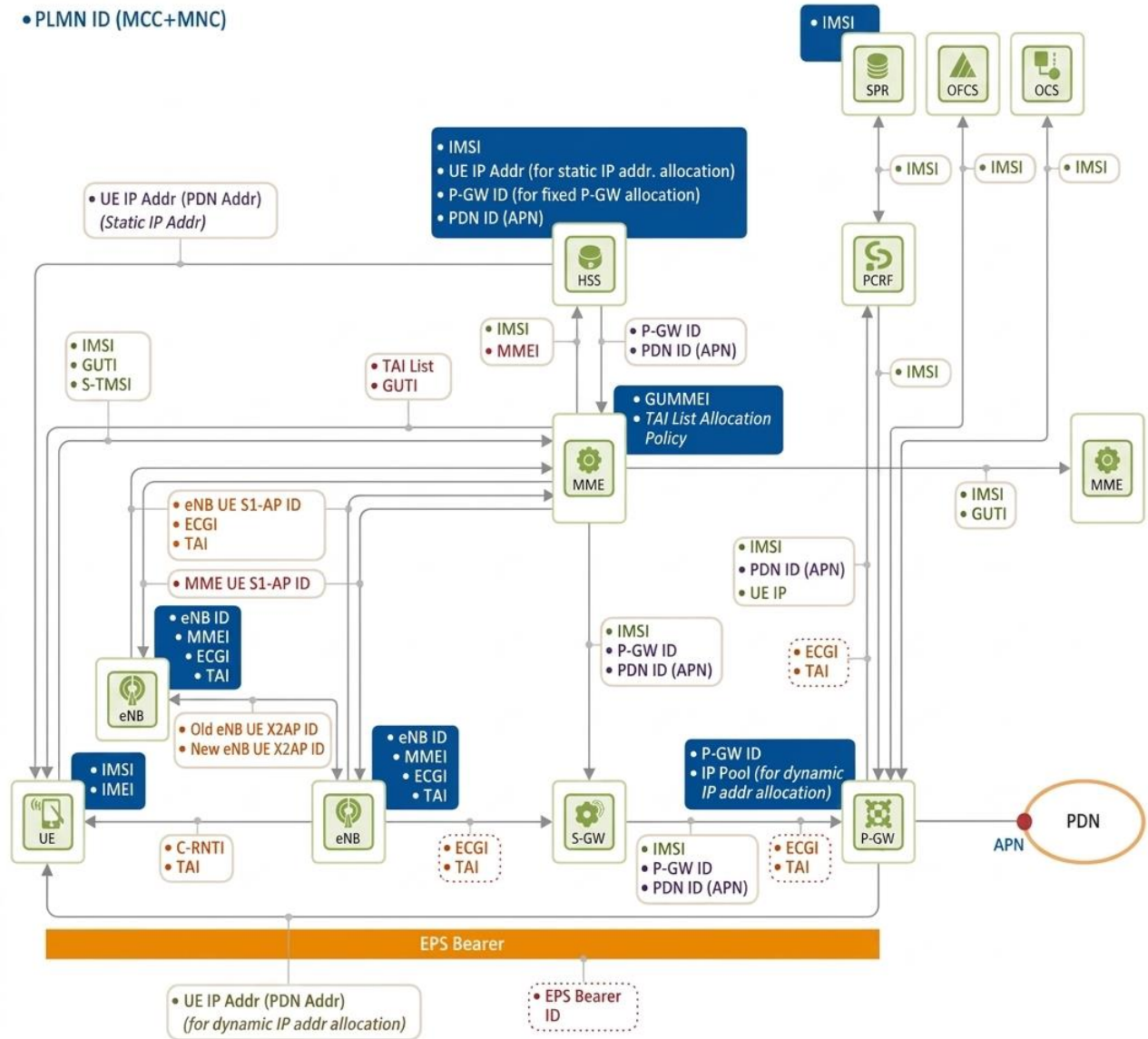
$$\bullet \quad Cn = Wd \cdot Dn + Wk \cdot Kn + Wq \cdot \frac{1}{Qn} + Wp \cdot Pn \quad [124]. \quad (2.22)$$

- **Dn** : Distance par rapport à la station.
- **Kn** : Charge actuelle de la station (Network Load).
- **Qn** : Qualité de service perçue.
- **Pn** : Coût monétaire ou énergétique de la transmission.
- **W** : Poids normalisés ($\sum W = 1$).

Décision : Le mobile choisit la station qui minimise Cn .

$$\bullet \quad Target = \min(C1, C2, \dots, Cn) [128]. \quad (2.23)$$

• PLMN ID (MCC+MNC)



FigureII.11 algorithme handover basé sur le coût de réseau [130].

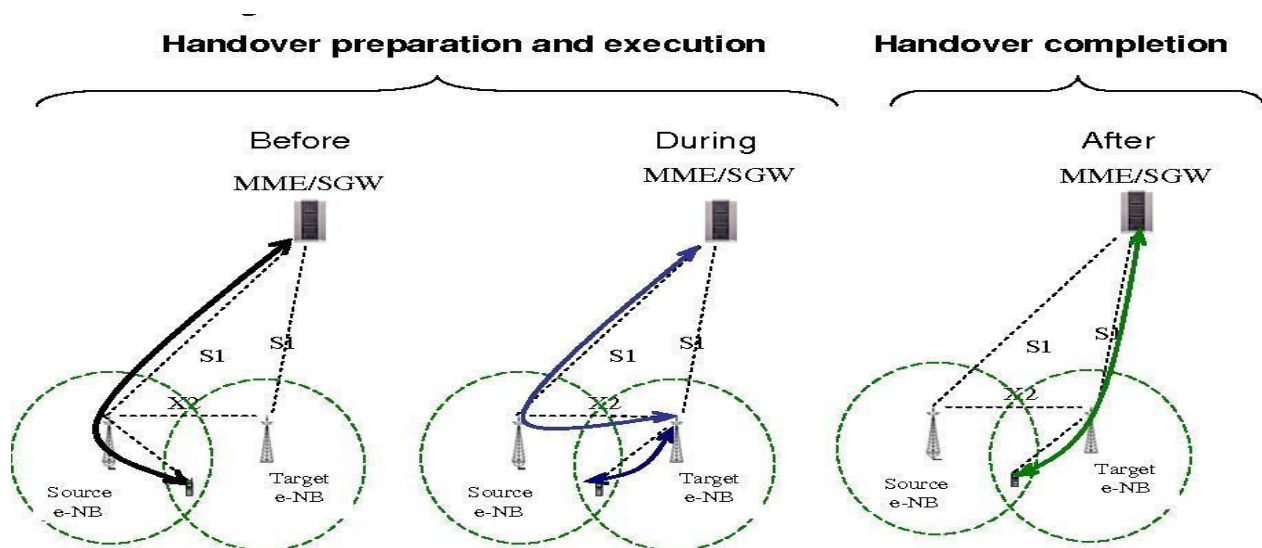
13. Les anomalies de déclenchement du Handover

L'optimisation de la robustesse de la mobilité (Mobility Robustness Optimization -MRO) classe les échecs de Handover en quatre catégories principales, chacune résultant d'une inadéquation entre la configuration réseau et les conditions de propagation réelles.

L'effet Ping-Pong (Handover oscillatoire)

L'effet Ping-Pong se produit lorsqu'un équipement utilisateur (UE) subit des transferts consécutifs et répétés entre deux mêmes cellules (généralement la cellule source et une cellule cible) dans un laps de temps très court [131].

Causes principales : Ce phénomène survient généralement aux frontières de cellules où les niveaux de signal (RSRP/RSRQ) des deux antennes fluctuent rapidement et se croisent continuellement. Il est symptomatique d'une marge d'hystérésis (HOM) trop faible ou d'un *Time-to-Trigger* (TTT) trop court, qui ne parviennent pas à filtrer l'évanouissement rapide du signal (*Fast Fading*). **Conséquences :** Bien que l'utilisateur ne perde pas nécessairement sa connexion, l'effet Ping-Pong génère une charge de signalisation (Signaling Load) massive et inutile sur l'interface radio et dans le cœur de réseau (multiplication des procédures de *PathSwitch*). Il entraîne également des micro-coupures dans la transmission des données de bout en bout, réduisant le débit effectif moyen [132].



FigureII.12 : Réduction de l'effet de transfert ping-pong dans les réseaux mobiles LTE [133].

13.1 Le Handover trop tardif (Too Late Handover)

Il s'agit du scénario d'échec le plus fréquent, particulièrement dans les environnements urbains denses ou pour les utilisateurs se déplaçant à grande vitesse.

Déroulement: L'UE s'éloigne de la cellule serveuse et la qualité du signal se dégrade. L'UE transmet correctement son rapport de mesure (*Measurement*

Report). Ce pendant, avant que le réseau n'ait le temps de traiter l'information, de préparer la cellule cible et d'envoyer l'ordre de transfert (*Handover Command*), le signal de la cellule serveuse chute en dessous du seuil critique de démodulation. L'UE ne reçoit jamais l'ordre de transfert et la liaison radio s'effondre [134].

Causes principales: Des paramètres HOM ou TTT configurés avec des valeurs trop élevées, retardant excessivement le déclenchement de la procédure [135]. Cela peut aussi être dû à un trou de couverture soudain (effet de masque causé par un bâtiment).

13.2 Le Handover prématuré (Too Early Handover)

À l'inverse du scénario précédent, le Handover est exécuté trop tôt, vers une cellule cible qui n'est pas encore en mesure de maintenir une liaison stable sur la durée.

Déroulement: L'UE exécute un Handover réussi vers une cellule cible en raison d'un pic de signal momentané. Immédiatement après son attachement à cette nouvelle cellule, le signal de celle-ci s'effondre [136]. L'UE subit alors une coupure radio et tente souvent de se reconnecter en urgence à sa cellule d'origine.

Causes principales: Une hystérésis (HOM) insuffisante ou un phénomène de dépassement (*Over shooting*) où le signal d'une antenne lointaine se propage

A normalement bien dans un axe précis (par exemple, le long d'une grande avenue) avant de disparaître brutalement [137].

13.3 Le Handover vers une mauvaise cellule (Handover to Wrong Cell)

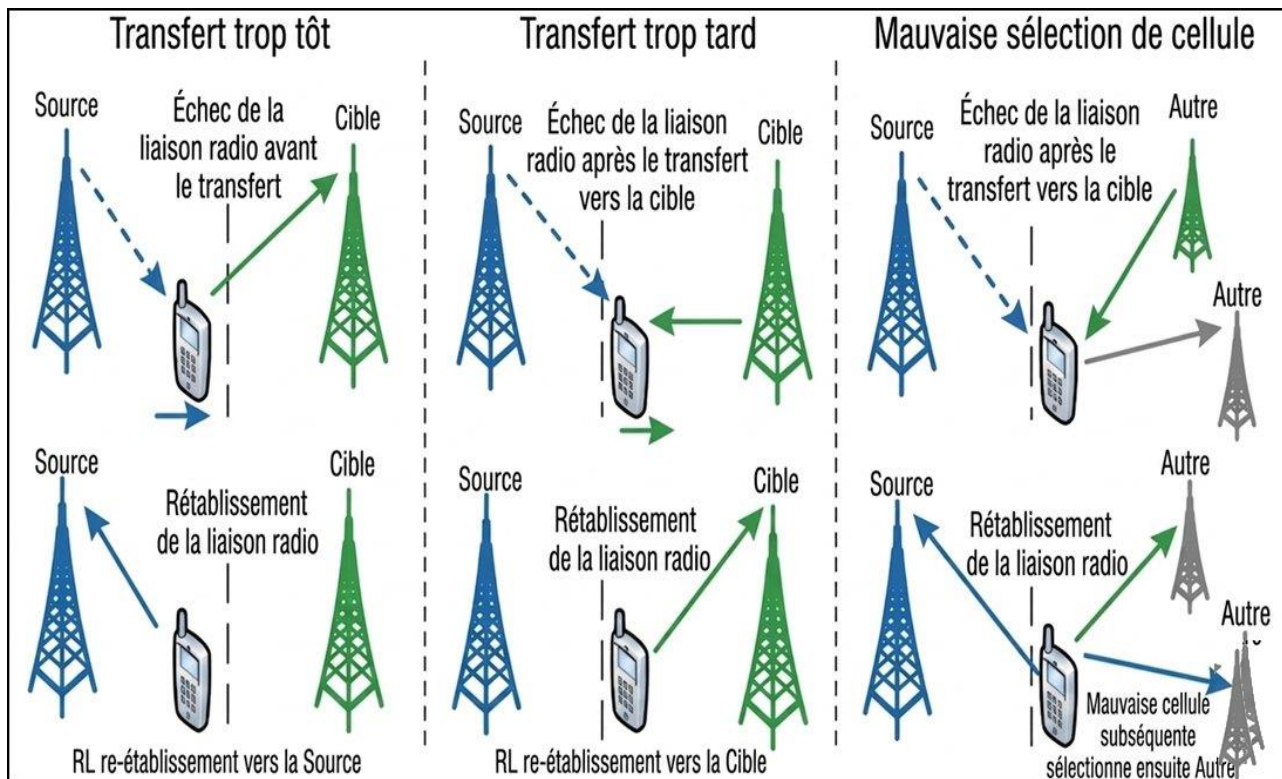
Ce problème survient dans des environnements à forte densité cellulaire où de multiples cellules voisines présentent des niveaux de signal similaires.

Déroulement: L'UE est transféré vers une cellule cible "A". Très peu de temps après ce transfert, la liaison radio échoue, et l'UE se reconnecte avec succès non pas à la cellule source, ni à la cellule "A",

mais à une troisième cellule "B" [138].

Causes principales: Des paramètres d'optimisation de voisinage (Neighbor Cell Relation-NCR) défaillants [139], ou des scénarios complexes d'interférences urbaines

Où la cellule géographiquement la plus pertinente est temporairement masquée au moment de la mesure.



FigureII.13 : Transfert cellulaire trop précoce, trop tardif et incorrect Télécharger Scientifique [140].

14.Conséquences sur l'expérience utilisateur: Le Radio Link Failure(RLF)

L'aboutissement critique d'un Handover défaillant (qu'il soit trop tardif, trop précoce ou vers une mauvaise cellule) est la perte de la synchronisation physique avec le réseau, appelée RadioLink Failure (RLF) [141].

La déclaration d'un RLF n'est pas instantanée ; elle est régie par les couches basses de l'UE selon des critères stricts pour éviter les déconnexions intempestives.

14.1 Les déclencheurs du RLF

L'UE déclare un RLF dans trois situations principales [142]:

1. **Expiration du Timer T310:** La couche physique (L1) surveille la qualité du lien. Si la qualité chute ou s'un seuil critique de désynchronisation (*Out-of-Sync*) un certain nombre de fois consécutives (paramètre N310), l'UE démarre le minuteur T310. Si le lien ne récupère pas une qualité suffisante (*In-Sync*) avant l'expiration du T310, le RLF est déclaré.
2. **Échec de l'accès aléatoire (RACH Failure):** Lors de la phase d'exécution du Handover, si l'UE tente de se synchroniser à la cellule cible via le canal RACH et atteint le nombre maximum de tentatives (Preamble Transmissions) sans réponse, il déclare un RLF.
3. **Nombre maximum de retransmissions RLC:** Si la couche L2 (RLC) tente de retransmettre un paquet de données un nombre de fois supérieur à la limite autorisée sans recevoir d'acquittement (ACK) du réseau, cela traduit un effondrement du lien radio, déclenchant un RLF.

14.2 La procédure de rétablissement (RRC Connection Re-establishment)

Dès qu'un RLF est déclaré, l'expérience utilisateur est directement impactée. L'UE suspend toutes les transmissions de données et initie une procédure de sauvegarde: le *RRC Connection Re-establishment* [143].

L'UE scanne d'urgence les fréquences disponibles pour trouver la meilleure cellule à portée et tente de s'y connecter pour récupérer son contexte.

- Si la nouvelle cellule possède le contexte de l'UE (parce qu'elle avait été préparée pour un Handover), la connexion est restaurée avec une latence perceptible (gel temporaire de la navigation ou de la vidéo) [144].
- Si la cellule n'a pas le contexte, la procédure échoue. L'UE passe alors en mode veille (*RRC_IDLE*) et doit initier une toute nouvelle demande d'attachement au réseau.

14.3 Impact global sur la Qualité de Service (QoS)

Pour les opérateurs, le taux d'échec de Handover et le taux de RLF sont des indicateurs clés de

performance (KPI) critiques. Un taux élevé de RLF se traduit inévitablement par une augmentation du taux de coupure des appels vocaux (*Call Drop Rate*), une latence intolérable pour les services URLLC de la 5G, et une insatisfaction globale de l'abonné [145]

15.GESTION DES TRANSFERTS HandOver

La gestion des transferts HO est la fonction et le processus principaux des systèmes mobiles sans fil. Elle permet à l'UE de rester connecté au réseau tout en se déplaçant dans la zone de couverture. De plus, la gestion des transferts HO dans les réseaux cellulaires mobiles vise à assurer une transition rapide et transparente de l'UE entre le service et la station de base cible [146].

En général, le processus HO comporte trois étapes : le démarrage, la préparation et la mise en œuvre.

Le rapport sur la mesure du signal de référence effectué par les utilisateurs depuis la station de base (BS) la plus proche vers la BS de desserte est inclus dans la première étape. Par exemple,

en 4G LTE (Long Term Evolution), le rapport de mesure du signal comprend la qualité du signal de référence reçu (RSRQ) et la puissance du signal de référence reçu (RSRP). D'autres processus HO de la LTE ont été décrits dans [147]. De plus, le HO peut être effectué suite aux rapports de mesure du signal de liaison descendante et/ou montante.

La deuxième étape est la préparation, au cours de laquelle l'échange de signaux a lieu entre le contrôleur d'admission, la BS cible et la BS de desserte. Le contrôleur d'admission détermine s'il convient de lancer le transfert inter-stations (HO) en fonction des fonctionnalités HO définies par le réseau. Une fois les conditions HO remplies, l'utilisateur mobile libère la station de base (BS) de desserte, qui cherche alors à se synchroniser et à obtenir l'accès à la BS cible via le canal d'accès aléatoire (RACH). Lorsque la BS cible est synchronisée, l'UE envoie un message de confirmation au réseau, indiquant que le transfert inter-stations est terminé [148]

15.1 Handover dans B5G SYSTEMS

La 5G a été proposée comme solution pour l'expansion rapide des terminaux, des données mobiles, des entreprises et de divers phénomènes et services. La croissance rapide de l'Internet mobile et la demande croissante des entreprises devraient contribuer à la sécurité, la fiabilité, la faible consommation d'énergie et le faible coût de la 5G. De plus, le débit de transmission a été multiplié par 10 à 100, avec un débit de pointe atteignant 10 Gbit/s [149].

Le délai de transmission unidirectionnelle a été réduit à la milliseconde. De plus, la densité des dispositifs de connexion serait multipliée par 10 à 100, tandis que la densité du trafic serait multipliée par 1 000. L'efficacité du spectre serait multipliée par cinq à dix, avec une vitesse d'expérience utilisateur garantie de 500 km/h [150]. On peut en conclure que la technologie 5G a le potentiel d'améliorer considérablement la communication et la connectivité, ce qui se traduirait par une expérience interactive positive entre les utilisateurs, une réduction significative de la distance entre les objets et les individus, et une identification rapide de la connexion entre ces derniers [151].

Le transfert intercellulaire (HO) est un élément clé de la gestion des ressources radio. Son exécution optimale permet d'accroître considérablement l'efficacité et la fiabilité globales du système, une fonction essentielle des communications sans fil modernes. Dans certains cas, une bande passante et une transmission élevées sont essentielles pour que les systèmes de communication mobile B5G puissent prendre en charge divers terminaux. La technologie HO est cruciale pour la continuité de la réactivité, la qualité de service et l'exécution globale du réseau [152].

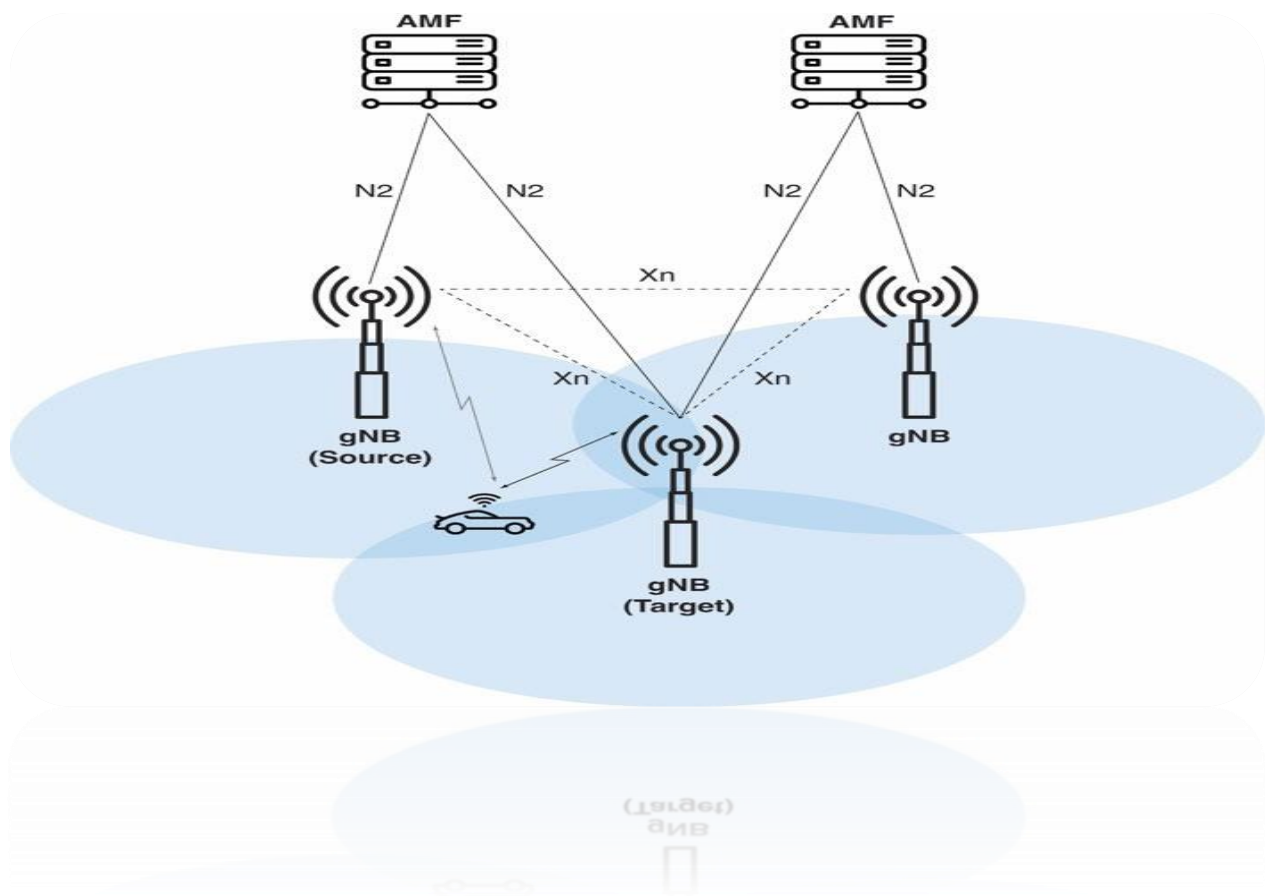


Figure II.14 : Transfert intercellulaire (HO) dans le réseau B5G avec les deux types de procédures HO[153].

15.2PROCÉDURES HO EN B5G

Les procédures HO sont utilisées dans les systèmes B5G pour faire basculer un UE (équipement utilisateur) des nœuds NG-RAN (réseau d'accès radio de nouvelle génération) source vers les nœuds NG-RAN cible. Ces procédures permettent de maintenir la connectivité du service UE lors de son déplacement d'une cellule à l'autre. À l'instar du système EPS (Evolved Packet System), les méthodes HO sont accessibles même sans liaison de plan de contrôle entre les nœuds NG-RAN source et cible. Il existe deux principaux types de procédures HO dans les systèmes B5G : les procédures basées sur Xn et les procédures basées sur N2 [154].

La procédure HO basée sur Xn utilise l'interface Xn entre les nœuds NG-RAN source et cible pour gérer le transfert de charge.

Ce procédé assure le transfert des informations relatives à l'UE entre deux nœuds gNodeB (gNB). Il permet un basculement fluide sans interruption de service, même sans liaison de plan de contrôle entre les nœuds NG-RAN source et cible.

Le basculement basé sur N2 utilise l'interface N2 entre le NG-RAN et la fonction de gestion d'accès et de mobilité (AMF) pour gérer le basculement. L'interface N2 assure le transfert des informations relatives à l'UE entre le NG-RAN et l'AMF. Ce procédé permet également un basculement transparent sans interruption de service [155], mais il est généralement utilisé lorsque l'UE se déplace vers une nouvelle zone de couverture gérée par une AMF différente. Les méthodes de transfert inter-réseau (HO) basées sur Xn et N2 sont utilisées pour garantir la continuité de service de l'UE lors de son passage d'une zone de couverture gNB à une autre. Ces méthodes sont essentielles pour maintenir une expérience utilisateur de haute qualité et répondre aux exigences de haute mobilité des réseaux mobiles B5G. La figure 3 illustre le transfert inter-réseau en B5G, notamment deux types de procédures : le transfert inter-réseau basé sur Xn et le transfert inter-réseau basé sur N2.

15.3 Études Connectées

Cette section présente plusieurs études récentes menées dans le même domaine que la nôtre.

Zaidi et al. [156] a réalisé en 2020 une étude holistique pionnière sur les défis de la mobilité dans les réseaux mobiles ultra-denses et a présenté un tutoriel approfondi sur les techniques de mobilité 5G ainsi que sur les principaux risques de mobilité des réseaux existants.

L'étude exhaustive de Gures et al. en 2020 [157] détaille la gestion de la mobilité 5G et ses éléments clés (exigences, architecture et défis), qui caractérisent la gestion de la mobilité dans les générations récentes. Les nouvelles procédures de contrôle des ressources radio (RRC) en état actif, accès initial, enregistrement et pagination sont également mises en avant. Les protocoles Inter-RANHO dans les cellules mmWave connectées et intégrées avec la technologie 5G sont pleinement justifiés par des analyses de la littérature. Enfin, les complexités spécifiques liées aux problèmes de transfert inter-réseaux (HO), à la surcharge de signalisation, à la consommation

d'énergie, à la sécurité et à la latence sont abordées. Des solutions optimales sont présentées pour répondre aux pré requis de la gestion de la mobilité 5G.

Ahmad et al. [158] ont mené une étude exhaustive des décisions de transfert inter-réseaux (HO) au sein des réseaux 5G à deux niveaux (eNB et HeNB) en 2020. La première partie de cette étude a fourni un aperçu technique des mécanismes de HO. L'architecture LTE-A a notamment été abordée à l'aide des versions les plus récentes. Les phases de contrôle d'admission et de procédure de HO des HeNB dans les réseaux à deux niveaux, ainsi que les subtilités du mécanisme de transfert inter-réseaux (HOM) des HeNB, ont ensuite été mises en évidence. L'intégration des algorithmes de HO modernes actuels dans les réseaux hétérogènes (HetNets), suivant les principales techniques et paramètres d'entrée, a été étudiée et classée dans la seconde partie de l'étude, en fonction des défis rencontrés lors des décisions de HO.

Réseaux à deux niveaux. Les mécanismes principaux et les paramètres d'entrée de chaque catégorie sont utilisés dans la décision de transfert inter-réseaux (HO) afin de justifier les avantages et les inconvénients de la méthode. Notamment, l'algorithme représentatif de chaque catégorie caractérise ses indicateurs de performance. Les algorithmes de décision HO susmentionnés sont ensuite présentés sous forme de tableau afin de détailler les paramètres de décision, les technologies clés et les indicateurs de performance. L'article se conclut par une discussion sur les questions ouvertes spécifiques relatives au transfert inter-réseaux 5G (HetNet HO) [159].

L'étude de Jain et al. en 2020 [160] a présenté une analyse novatrice des exigences fonctionnelles des stratégies de gestion de la mobilité pour ces réseaux. Elle détaille dans quelle mesure les mécanismes actuels, conçus par des organismes de normalisation tels que l'IEEE (Institute of Electrical and Electronics Engineers), l'IETF (Internet Engineering Task Force), le 3GPP (3rd Generation Partnership Project) (y compris les nouvelles normes 5G), l'UIT (Union internationale des télécommunications) et d'autres initiatives de recherche académiques et industrielles, répondent à ces exigences. Cette analyse repose sur une nouvelle évaluation qualitative qui examine chaque mécanisme abordé selon sa capacité à satisfaire aux critères de fiabilité, de flexibilité et d'évolutivité des futures stratégies de gestion de la mobilité. Les recherches portant sur les limitations de la conception et de la mise en œuvre des stratégies de gestion de la mobilité pour les réseaux 5G et au-delà sont également présentées. Enfin, les

alternatives potentielles de gestion de la mobilité et leurs capacités respectives sont décrites. Gérer les complexités persistantes. L'étude a été conçue dans l'optique de mécanismes de gestion de la mobilité dans les réseaux 5G et B5G.

L'étude de Molleletal. en 2021 **[161]** a offert une analyse approfondie de la gestion de la mobilité humaine (HOM) dans les réseaux 5G, en mettant l'accent sur les applications d'apprentissage automatique (ML) à la HOM. Une nouvelle taxonomie, basée sur la source de données utilisée pour l'entraînement des algorithmes de ML, a été élaborée en suivant deux grandes divisions : les données visuelles et les données réseau. L'étude, qui visait à déplacer l'attention empirique des méthodes traditionnelles vers les sources de données visuelles, compte tenu du potentiel de leur intégration à la HOM, a examiné comment une HOM intelligente pourrait s'avérer instructive dans les scénarios d'urgence impliquant des cliniques mobiles, des ambulances et des hôpitaux isolés. De plus, la HOM avancée assistée par ML dans les systèmes cellulaires, pour chaque catégorie, est passée en revue, avec des recherches récentes et une élaboration sur les questions empiriques et les orientations futures de la recherche. L'étude de Tanveer et al. **[162]** sur la gestion de la mobilité 5G dans les réseaux ultra-denses à petites cellules (UDSC) avec des méthodes d'apprentissage par renforcement (RL) a été publiée en 2022. Les études actuelles ont d'abord été abordées avant de mettre l'accent sur la gestion de la mobilité d'origine (HOM) dans le contexte des UDSC. De même, cette étude a expliqué comment les algorithmes d'apprentissage automatique pourraient faciliter de multiples scénarios de HOM et a décrit les orientations futures et les défis liés aux réseaux 5G UDSC.

Les recherches de Khan et al. en 2022 **[163]** ont présenté une revue complète de la HOM dans les futurs réseaux hétérogènes mobiles ultra-denses (HetNets). Diverses méthodes de mobilité et de HOM ont été développées pour souligner leur contribution à une connexion transparente malgré la mobilité des utilisateurs. Les spécificités, les opportunités et les alternatives possibles ont également été étudiées afin de mettre en évidence les principales complexités et d'identifier des solutions appropriées susceptibles de résoudre les problèmes de mobilité dans les futurs réseaux mobiles.

Les recherches menées dans **[164]** ont examiné diverses architectures de gestion de la mobilité IP, plates et basées sur la gestion de la mobilité distribuée (DMM). Siddiqui et al., en 2022, ont identifié et exploré des stratégies de gestion de la mobilité pour les réseaux sans fil du point de

vue des topologies de réseau, où le trafic est principalement transféré localement au niveau du RAN plutôt que d'être acheminé via le réseau principal. Les résultats les plus récents ont été intégrés à cette étude, ainsi que les avantages potentiels d'une mobilité résiliente dans les systèmes de communication radio 5G et B5G à DMM dynamique. De plus, la recherche décrit en détail un large éventail de recherches et de difficultés récentes et en cours, tout en esquissant des pistes de recherche prospectives concernant les réseaux 5G et 6G plats basés sur la DMM. Cet article constitue une référence prometteuse pour la conception de réseaux sans fil 5G et B5G. En résumé, contrairement aux études présentées dans la littérature existante, qui se concentrent principalement sur les défis actuels liés à l'homologation (HO) et omettent les défis critiques attendus en matière d'optimisation HO et les solutions potentielles des réseaux B5G, notre étude examine en profondeur l'optimisation HO des réseaux B5G. Elle aborde les défis et les solutions des techniques d'optimisation HO pour les futurs réseaux mobiles sans fil B5G. Elle examine la plupart des défis d'optimisation HO susceptibles d'être rencontrés lors de la mise en œuvre des réseaux B5G, y compris les problèmes d'optimisation HO des technologies et techniques potentielles qui seront implémentées dans ces réseaux. De plus, les orientations futures de la recherche sont également discutées. Parallèlement, cette étude présente les techniques d'optimisation HO les plus pertinentes et explore les solutions potentielles les plus récentes pour résoudre les problèmes d'optimisation HO dans le contexte B5G.

16.DÉFIS D'OPTIMISATION DES TRANSFERTS INTERLOCATAIRES (HO) DANS LA 5G

Les défis liés à la gestion des HO dans la 5G s'accroissent avec le développement de nouvelles technologies destinées aux systèmes 5G afin de répondre à leurs exigences. Cette section aborde les principaux défis d'optimisation des HO dans les réseaux 5G en présentant de nouvelles technologies pour soutenir le réseau[165].

A. RÉSEAU ULTRA-DENSE

Dans un réseau ultra-dense (UDN), le rayon de la cellule est inférieur au rayon initial [166]. Un HO récurrent est également généré par la diminution de la durée de présence du terminal mobile dans la cellule. Si la vitesse de déplacement du terminal mobile est de 10 km/h, la vitesse de

variation du rayon de la cellule de 25 m et la longueur de chevauchement de 5 m, le terminal mobile initie un HO en moins de 12 s, tandis que la zone de chevauchement persiste pendant 4 s.

Le développement des UDN soulève diverses questions, notamment concernant les nombreuses applications de nœuds mobiles sur ces réseaux. et les petites cellules, ce qui augmente le nombre de transferts intercellulaires (HO). Il en résulte de nouveaux HO récurrents. De plus, les réseaux de neurones étendus (UDN) peuvent amplifier l'effet HOPP qui se produit lorsque l'UE bascule fréquemment entre deux cellules ou plus sur une courte période [167]. En raison de la forte augmentation du trafic de contrôle, la consommation d'énergie et de ressources réseau s'accroît, augmentant ainsi la probabilité d'échec de transfert intercellulaire (HOF).

Autrement dit, l'augmentation du nombre de cellules accroît le nombre de HO, ce qui augmente la surcharge de signalisation entre le nœud mobile, les eNB de service et les eNB cibles [168].

Les HO récurrents et alternés peuvent provenir des UDN, entraînant d'autres problèmes tels qu'une latence accrue et un taux d'erreur total plus élevé dans la procédure de transfert intercellulaire [169]. La gestion de la mobilité basée sur SDN et la méthode actuelle d'estimation des ressources...

Des solutions au problème de latence HO (HOL) ont été proposées dans [170]. Une solution de gestion HO basée sur une chaîne de Markov pour les réseaux 5G ultra-denses définis par logiciel a également été présentée. Cette solution identifie les eNB optimaux et effectue une allocation virtuelle des eNB aux nœuds mobiles. Comparée à la méthode conventionnelle, la solution proposée réduit les erreurs HO et la latence de 21 % et 52 %, respectivement. Dans une autre étude [171], un algorithme de sélection HO dépendant de l'état a été proposé. Cet algorithme permet de réduire sensiblement le taux d'erreur HO sans dégrader l'utilisation des petites cellules ni l'expérience utilisateur en termes de débit.

De plus, deux méthodes intelligentes de saut HO ont été proposées dans [172]. Elles permettent aux utilisateurs d'éviter efficacement les futurs sauts HO en tenant compte des caractéristiques topologiques du déploiement du réseau. En particulier, la méthode de saut coopérative (CO) est connue pour l'avantage de collaboration avec la station de base (BS) dont bénéficie l'utilisateur, sauf lorsqu'un saut HO est ignoré. Parallèlement, dans la méthode de saut sans CO (NCO), une seule relation de station de base (BS) était utilisée, et un saut de transfert intercellulaire (HO)

était effectué selon trois caractéristiques : (a) la surface de la cellule, (b) la distance parcourue dans la cellule et (c) la distance de la BS par rapport à la limite de la cellule. Pour des vitesses d'utilisateur modérées, la méthode NCO a fourni le débit moyen le plus élevé.

B. COMMUNICATION À LATENCE ULTRA-FAIBLE (URLLC)

La mobilité est un aspect crucial des interactions sans fil et s'applique également à la communication à très faible latence (URLLC).

Les services URLLC exigent une mobilité, une fiabilité et une latence élevées [173], [174], [175], [176]. Des approches de transfert intercellulaire (HO) fluides et rapides, sans délai, sont essentielles pour l'activation des capacités 5G, ainsi que pour divers services et applications nécessitant une connexion à faible latence. Les effets du débit de transfert intercellulaire (HOF) et du temps d'interruption de transfert intercellulaire (HIT) sur la fiabilité ont été étudiés dans [177]. Le transfert intercellulaire conditionnel avant interruption (make-before-break) a ensuite été proposé, ainsi que des méthodes permettant d'atteindre simultanément des débits HIT et HOF nuls. En particulier, un taux d'interruption de transmission (HIT) nul peut être atteint grâce à la technique d'interruption de liaison (HO) de type « établir avant d'interrompre », en supprimant la liaison entre la cellule source et la première ou les réceptions descendantes de la cellule choisie.

C. INTEROPÉRABILITÉ

L'interopérabilité désigne la capacité de différents réseaux, appareils, technologies d'accès ou systèmes à communiquer et à fonctionner ensemble de manière fluide [178]. De plus, dans le cadre de la B5G, les utilisateurs mobiles seront connectés à différents réseaux sans fil mobiles et technologies d'accès afin de garantir la connectivité et la disponibilité, leur permettant ainsi de se déplacer et de basculer librement et sans interruption entre ces réseaux et technologies. Cependant, cela complexifie la gestion des interruptions de liaison (HO) en raison de la nécessité d'effectuer ces interruptions entre différentes technologies sans fil [179]. Par conséquent, des techniques d'interruption de liaison avancées sont requises pour accompagner l'utilisateur mobile lors de ses déplacements entre différents réseaux sans fil.

D. ULTRA-MOBILITÉ

L'un des principaux défis du développement des systèmes B5G est de garantir une communication sans fil haut débit fiable dans les scénarios de mobilité à grande vitesse, tels que les systèmes TGV. De plus, la vitesse de mobilité attendue prise en charge par le système B5G, comme la 6G, peut atteindre 1 000 km/h. Les principaux problèmes liés à l'homing (HO) dans les systèmes à haute mobilité ont été présentés dans [180].

Les UE ont souvent un taux de transfert intercellulaire (HO) plus élevé. De plus, comme les UE peuvent se déplacer rapidement dans la zone de couverture commune des deux stations de base (BS), le système peut ne pas avoir suffisamment de temps pour effectuer le transfert intercellulaire. Par conséquent, un contrôle de délai plus strict est nécessaire pour le transfert intercellulaire dans les systèmes à haute mobilité. En outre, les UE se déplaçant rapidement peuvent manquer la position optimale de transfert intercellulaire, augmentant ainsi le risque d'échec de transfert. Par ailleurs, dans les systèmes à grande vitesse ferroviaire (HSR), le transfert intercellulaire peut être nécessaire simultanément pour de nombreux passagers à bord, ce qui entraîne un problème de transfert intercellulaire de groupe nécessitant d'importantes ressources réseau.

E. Ondes millimétriques (MMWAVE)

Les réseaux mobiles 5G utilisent une large gamme de bandes spectrales d'ondes millimétriques pour améliorer considérablement le volume d'interaction. Des différences significatives existent entre les interactions par ondes millimétriques et les autres systèmes d'interaction actuels en termes de pertes de propagation importantes, de réactivité aux obstacles et de directivité. De plus, lorsque ces caractéristiques des interactions par ondes millimétriques sont pleinement exploitées, elles présentent plusieurs problèmes [181]. Face à cette situation, une analyse approfondie des concepts des nouveaux systèmes sans fil 5G à ondes millimétriques et une sélection des principaux modèles de propagation radio à ondes millimétriques développés à ce jour à l'échelle mondiale ont été présentés dans [182].

Il est à noter que l'interaction par ondes millimétriques a facilité l'interaction des bandes de fréquences supérieures, augmentant considérablement le volume du système d'interaction. Néanmoins, la radio à haute fréquence n'est utilisée que dans une portée restreinte en raison de sa faible expansion autour des obstacles, de l'atmosphère, de l'absorption par la pluie et des

importantes pertes de propagation [183]. Suite à une atténuation rapide, une erreur particulière dans le signal de mesure est présente, entraînant un taux effectif de transfert intercellulaire (HO) plus faible et des transferts intercellulaires inutiles. Globalement, ces phénomènes ont un impact significatif sur l'interaction des utilisateurs.

Par conséquent, les problèmes associés aux méthodes de transfert intercellulaire pour les réseaux radio sur fibre optique à 60 GHz ont été discutés dans [184]. Dans les systèmes d'interaction à ondes millimétriques, certains problèmes de mobilité des utilisateurs peuvent entraîner des changements notables des conditions de canal. Les déplacements des utilisateurs engendrent une variation de distance entre le récepteur (RX) et l'émetteur (TX), ainsi qu'une large gamme de conditions de canal. La couverture limitée des stations de base (BS) entraîne également des variations de charge importantes et rapides dues à la mobilité des utilisateurs au sein de chaque BS, notamment en intérieur [185]. Par conséquent, une gestion rigoureuse des transferts d'état (HO) entre les points d'accès (AP) cellulaires et les relations entre utilisateurs est indispensable pour une stabilité de charge optimale.

De manière générale, la mobilité des utilisateurs peut induire des HO constants entre les AP, tandis que les mécanismes de HO peuvent impacter significativement le trafic réseau, la stabilité de charge, la garantie de qualité de service (QoS), etc. Par exemple, des HO fluides sont nécessaires pour réduire les interruptions de liaison et l'effet ping-pong, qui désigne les nombreux HO entre paires d'AP similaires. Néanmoins, des recherches supplémentaires sont nécessaires sur les mécanismes de HO pour les interactions en ondes millimétriques dans la bande des 60 GHz.

F. ONDES THZ

La technologie de base de la 6G sera l'onde THz, dont le spectre électromagnétique s'étend de 0,1 à 10 THz avec une longueur d'onde de 30 à 3 000 microns [186]. Ce spectre se situe dans la zone de transition où la macroélectronique et la microphotonique se rencontrent, notamment entre les micro-ondes (dans sa bande inférieure) et l'infrarouge (dans sa bande supérieure) [187]. Bien que la bande de fréquences THz (des micro-ondes aux ondes optiques) ne soit pas encore pleinement exploitée, les communications THz disposent de ressources spectrales abondantes et d'un débit de transmission ultra-élevé, offrant ainsi un accès sans fil à large bande précieux pour

les futurs réseaux mobiles [188]. La communication THz possède également une très large bande passante (jusqu'à 10 THz). Outre sa capacité à traverser visuellement les objets non transparents, elle permet aussi des interactions avec des objets à l'échelle micrométrique (par exemple, des réseaux nanométriques) grâce à ses antennes miniaturisées (longueur d'onde d'environ 1 mm pour une fréquence de 300 GHz). Par conséquent, la couverture de l'onde THz est relativement limitée, ce qui nécessite un grand nombre de stations de base (BS) sur une petite surface. De plus, le nombre de transferts intercellulaires (HO) sera considérablement augmenté car la 6G utilise l'ultra-mMIMO, ce qui affectera les performances globales du système. En conséquence, les systèmes 6G seront confrontés à des défis importants en matière de gestion de la mobilité.

G. TRANSITION INTERCOMPENSABLE RAPIDE ET SANS SÉCURITÉ

Une transition intercellulaire rapide (HO rapide) désigne le processus de commutation de l'UE d'une BS à une autre avec une interruption minimale de la communication en cours. Simultanément, un basculement d'interface (HO) transparent est défini comme un processus de basculement qui maintient la connexion de l'UE et les données connectées au réseau sans interruption lors d'un basculement [189]. De plus, l'objectif du basculement d'interface transparent est d'assurer la transmission ininterrompue des données de bout en bout en cas d'interruption de connexion ou de basculement [190].

Dans le système B5G, un basculement d'interface rapide et transparent représente un défi majeur, car la B5G exige une latence ultra-faible et une connectivité à 100 % pour prendre en charge différents cas de service, qui requièrent une latence ultra-faible et une connexion ininterrompue [191], [192]. Par conséquent, les techniques de basculement d'interface rapides et transparentes sont cruciales pour les systèmes mobiles B5G.

H. NOMBRE MASSIF D'APPAREILS

L'augmentation spectaculaire du nombre d'appareils connectés à Internet chaque année a également entraîné une augmentation du volume de données. Les milliards d'appareils et de capteurs qui devraient être connectés à Internet constituent le principal obstacle au déploiement

de la 5G. D'après les analyses prévisionnelles de Huawei et d'Information Handling Services (IHS) [193].

i.ACCÈS MULTI-RADIO

Pour améliorer la densité de connexion, la couverture, l'efficacité spectrale et la capacité de trafic, les systèmes B5G sont prometteurs pour l'utilisation de la technologie d'accès multi-radio (multi-RAT) [194]. Le multi-RAT fait référence à la capacité d'un UE à utiliser simultanément plusieurs technologies de communication sans fil. Cependant, la diversité des réseaux accroît les défis liés à la gestion du transfert inter-réseaux (HO), tels que les interférences, la latence et la complexité. Dans le contexte d'un réseau multi-RAT, la fréquence des interférences entre les réseaux peut augmenter, affectant la qualité du signal et, par conséquent, complexifiant la gestion du HO. La latence est un autre facteur qui aggrave ces défis dans les réseaux multi-RAT de la 5G. Autrement dit, plus le nombre de technologies d'accès mobile augmente, plus la latence du HO peut s'accroître, entraînant un retard dans la communication des données. La complexité de la gestion du HO dans les réseaux multi-RAT peut constituer un défi majeur. Avec la multiplication des réseaux et des dispositifs, il peut être difficile de garantir une gestion du HO efficace. En conclusion, la gestion du HO dans un réseau multi-RAT présente des défis considérables, nécessitant des techniques de HO performantes et efficaces.

J. TRANSMISSION DE DONNÉES DE HAUTE PRÉCISION

La B5G doit garantir une transmission de données de haute précision, sans aucune erreur, afin de satisfaire ses exigences et sa vision [195]. Il s'agit d'un défi considérable, notamment en ce qui concerne la mobilité des utilisateurs et la gestion des transferts intercellulaires (HO). En cas de haute précision des données, la gestion des HO devient plus complexe, nécessitant une décision de HO rapide et précise pour garantir la précision de la communication des données. De plus, lorsque les données sont très précises, l'UE est connectée à la station de base (BS) de desserte, même lorsqu'il se trouve en bordure de cellule. Cela peut augmenter la fréquence des HO lorsque l'UE entre et sort de la cellule, créant ainsi une surcharge de signalisation supplémentaire et réduisant la capacité globale du système. Par conséquent, ce problème doit être traité efficacement pour répondre aux exigences et atteindre les objectifs du système B5G.

K. AGRÉGATION DE PORTEUSES (CA)

L'agrégation de porteuses (CA) est une technique innovante permettant d'augmenter le débit de données dans un système B5G [196]. De plus, la CA permet au terminal mobile d'être connecté simultanément à deux cellules ou plus de la station de base (BS) fournissant le système, autorisant ainsi le fonctionnement du terminal mobile (UE) sur différentes fréquences simultanément. Cependant, le passage rapide d'un UE d'une cellule à une autre peut complexifier la gestion des transferts intercellulaires (HO) et engendrer des difficultés lors de ces transferts. L'un des enjeux de la gestion des HO liés à l'agrégation de porteuses réside dans la nécessité de coordonner ces transferts. Par exemple, lorsqu'un UE est connecté à plusieurs porteuses, il est crucial de garantir la simultanéité des HO sur toutes les porteuses afin d'assurer la continuité de service. Un défaut de coordination des HO peut entraîner des interruptions de service, notamment pour les applications en temps réel telles que les appels vocaux et les visioconférences. De plus, l'agrégation de porteuses (CA) peut engendrer une surcharge de signalisation plus importante, influençant la capacité totale du système. L'appareil mobile doit échanger des messages de signalisation avec le réseau pour effectuer des transferts d'état (HO) lorsqu'il passe d'une porteuse à une autre. Ceci peut entraîner une surcharge de signalisation plus importante, en particulier dans les zones densément peuplées, ce qui réduit la capacité du système. Ces problèmes s'accroîtront avec le système B5G, car celui-ci utilise des cellules de grande taille sur une zone restreinte.

L. RADIO COGNITIVE (RC)

En communication sans fil, la radio cognitive (RC) est une technique utilisée pour exploiter les canaux de communication inutilisés et permettre aux utilisateurs de basculer dynamiquement entre les canaux afin d'éviter les interférences et la congestion [197]. De plus, la RC détecte intelligemment quels canaux inutilisés sont utilisés et lesquels ne le sont pas. Ceci est considéré comme une forme de gestion de l'allocation du spectre. Dans le réseau B5G, la radio cognitive (CR) est une technologie émergente visant à accroître l'utilisation du spectre et à satisfaire les besoins massifs en données grâce à un partage intelligent du spectre disponible, améliorant ainsi la qualité de service (QoS). Cependant, la gestion des transferts intercellulaires (HO) et la commutation entre utilisateurs primaires et secondaires constituent des tâches critiques [198].

M. MIMO massif sans cellule (CF-mMIMO)

Le mMIMO est une extension du MIMO, une méthode utilisée dans les systèmes sans fil qui consiste à utiliser de nombreuses antennes pour l'émission et la réception simultanées de données vers/depuis plusieurs utilisateurs [199]. Le CF-mMIMO [200] est une technologie prometteuse pour les systèmes B5G. En effet, le CF-mMIMO est un système dans lequel un grand nombre de points d'accès (AP) distribués desservent de manière cohérente un grand nombre de terminaux utilisateurs simultanément et sur la même bande de fréquences. Cependant, comme l'ont montré les travaux de [201], les clusters de services des utilisateurs doivent être fréquemment mis à jour dans les scénarios de forte mobilité. Ceci génère un grand nombre de signaux, ce qui affecte le débit. De plus, l'utilisation de CF-mMIMO peut accroître le HOL (High-Holder Failure) car chaque utilisateur peut être desservi par plusieurs AP (points d'accès), eux-mêmes gérés par plusieurs unités centrales de traitement (CPU).

N. Confidentialité et sécurité

La confidentialité et la sécurité sont deux des principales préoccupations des communications mobiles sans fil. Dans le réseau 5G, l'importance de la sécurité et de la confidentialité est nettement plus élevée que dans les réseaux précédents en raison de la valeur considérable des données personnelles qui seront transmises à travers différents cas d'utilisation et sur l'ensemble du réseau [202], [203]. De plus, de nombreuses applications, telles que les applications autonomes et celles liées à la santé [204], [205], ne tolèrent aucune faille de sécurité.

Dans le cadre de l'interconnexion B5G (HO), la confidentialité et la sécurité sont les principaux enjeux à prendre en compte pour garantir une fiabilité optimale. Une étude exhaustive sur la confidentialité et la sécurité a été présentée dans [206]. Cette étude définit un ensemble complet de normes de sécurité et de confidentialité pour les HO des réseaux hétérogènes 5G (HetNet) afin de prévenir les menaces et les attaques potentielles.

O. RÉSEAU DE COMMUNICATION NON TERRESTRE (NTN)

Le NTN est un système potentiel important qui vise à satisfaire les exigences du système B5G en matière de connectivité et de disponibilité mondiales [207]. Le NTN vise à garantir la disponibilité de la connexion et des services pour les utilisateurs, partout et à tout moment [208]. Traditionnellement, le terme NTN désigne les réseaux de satellites, les drones (UAV) et les

plateformes à haute altitude (HAP), utilisés dans certaines applications telles que la navigation, la télédétection, la diffusion télévisée et la gestion des catastrophes [209]. Dans un système B5G, le NTN et le réseau terrestre (TN) seront intégrés afin de garantir la disponibilité, l'évolutivité et une couverture sans fil omniprésente à l'échelle mondiale. Cependant, l'intégration des réseaux de tunnel (TN) avec les réseaux de tunnel non tunnel (NTN) peut accroître la complexité du processus de transfert d'homing (HO), notamment dans le cas d'une orbite de satellite non géostationnaire (NGSO) avec des cellules mobiles, ce qui provoque un mouvement du réseau cellulaire et, par conséquent, augmente la fréquence des HO. De plus, en raison de la grande vitesse des satellites, le temps de connexion de l'UE au satellite est très court, ce qui augmente le taux de HO [210]. Par conséquent, de nouvelles techniques de HO robustes pour les NGSO sont nécessaires afin de gérer les HO fréquents causés par le mouvement des satellites NGSO.

P. DÉFIS SUPPLÉMENTAIRES LIÉS AU HO POUR RÉPONDRE AUX EXIGENCES DE LA 6G

La 6G, dont le lancement est prévu pour 2030, est la génération la plus récente de systèmes mobiles. Les chercheurs, les développeurs et les concepteurs de systèmes ont commencé à mener des expérimentations et à définir des feuilles de route et des normes, en collaboration avec le 3GPP. La 6G apportera les changements les plus importants jamais vus dans le système mobile et transformera le concept même du système sans fil grâce à des technologies révolutionnaires qui impacteront tous les aspects de la vie, le quotidien et les secteurs industriels.

Les principales exigences et capacités de la 6G, telles qu'expliquées dans notre précédent article [211], sont les suivantes :

- 1) Débit de données pour l'utilisateur jusqu'à 1 à 10 Gbit/s.
- 2) Débit de données de pointe extrêmement élevé, supérieur à 1 Tbit/s.
- 3) Efficacité spectrale 5 à 10 fois supérieure à celle de la 5G.
- 4) Vitesses ultra-rapides de 1 000 km/h.
- 5) Latence extrêmement faible, de l'ordre de 1 à 10 μ s.

- 6) Densité de connectivité massive de 10^7 appareils/km².
- 7) L'efficacité énergétique du réseau est 100 fois supérieure à celle de la 5G.
- 8) Capacité de trafic de zone de 1 Gbit/s/m².

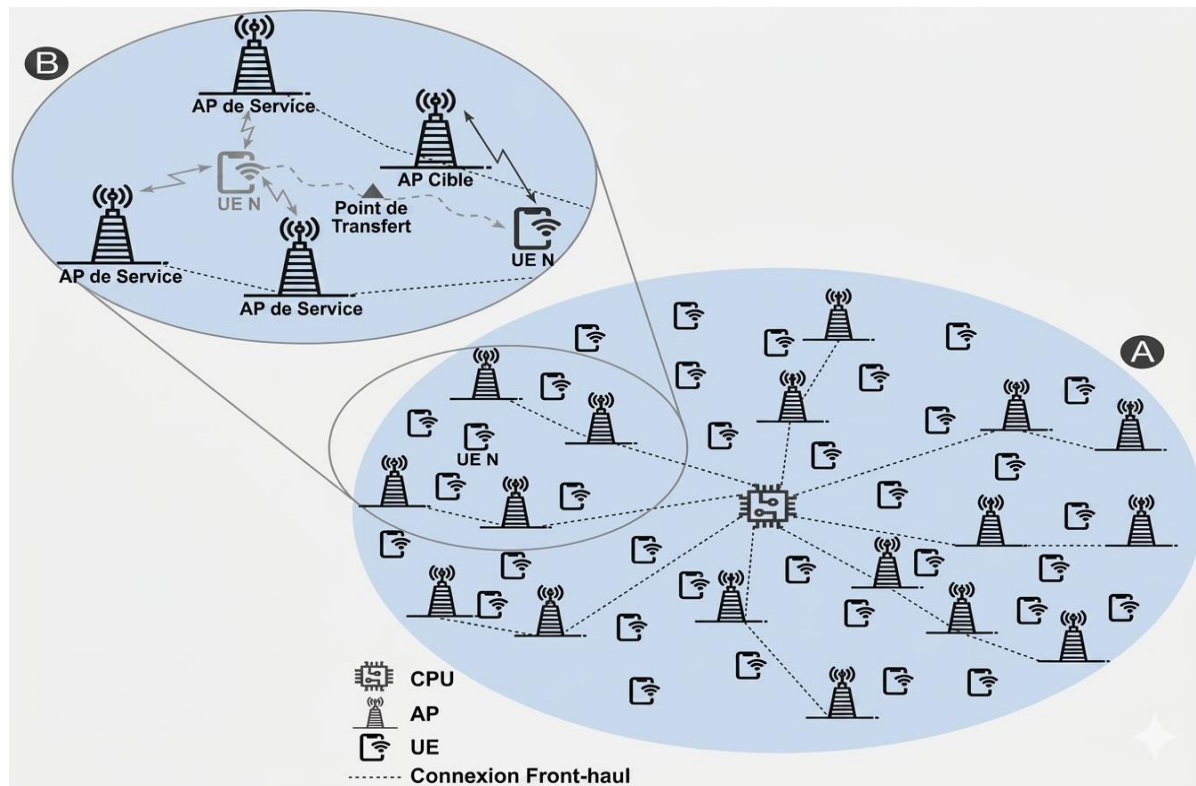


Figure II.15 : HO dans CF-massive MIMO [212].

Pour répondre à ces exigences, les chercheurs et les développeurs doivent surmonter les défis liés au déploiement de la 6G dans tous les domaines concernés. La gestion de la mobilité, et plus particulièrement le transfert inter-réseau (HO), en est un exemple. De nouvelles techniques d'optimisation du HO doivent donc être développées pour résoudre les problèmes de HO et ainsi satisfaire aux exigences de la 6G [213].

Q. DISCUSSION ET PERSPECTIVES DE RECHERCHE

Cette sous-section aborde les perspectives de recherche futures à partir des résultats de cette étude. La discussion est résumée comme suit :

1) Conditions dynamiques du réseau : Dans les réseaux B5G, l'environnement évolue constamment en raison de plusieurs facteurs, tels que la mobilité des utilisateurs, la charge du réseau, la capacité et les conditions de liaison radio. Par conséquent, les techniques d'optimisation du HO doivent être adaptatives et capables de fonctionner dans ces diverses conditions dynamiques afin de garantir une qualité de service (QoS) et une expérience utilisateur élevées.

2) Complexité : Le réseau B5G, composé d'un grand nombre de réseaux hétérogènes et de réseaux haute densité, exige une conception complexe pour l'optimisation des transferts intercellulaires (HO). Cette complexité représente un défi pour le développement et la mise en œuvre de techniques d'auto-optimisation HO, car des algorithmes avancés sont nécessaires pour gérer la complexité des réseaux.

3) Interférences : L'un des principaux défis pour la mise en œuvre de techniques d'auto-optimisation HO dans les réseaux cellulaires B5G est dû à l'augmentation rapide du nombre d'appareils connectés, des bandes de fréquences élevées et du grand nombre de petites cellules dans une zone donnée. Les interférences peuvent entraîner une dégradation significative des performances, affectant ainsi l'efficacité des décisions HO. Par conséquent, il est crucial de développer des techniques d'optimisation HO capables de garantir des processus HO fluides.

4) Évolutivité : Les réseaux B5G étant destinés à prendre en charge un nombre massif d'appareils connectés et des débits de données élevés, il est essentiel que les techniques d'auto-optimisation HO soient évolutives afin de répondre aux exigences des réseaux. Cela nécessite le développement de techniques de décision HO évolutives et efficaces pour gérer le volume important de données associé aux réseaux B5G.

5) Performance en temps réel : Les techniques d'auto-optimisation HO doivent fonctionner en temps réel pour garantir l'efficacité du processus HO, car de nombreuses applications requièrent une connectivité en temps réel. Concevoir des techniques HO dotées de processus de décision rapides pour maintenir les performances du réseau représente donc un véritable défi.

6) Efficacité énergétique et durabilité : Les techniques d'optimisation HO doivent également prendre en compte l'efficacité énergétique et l'impact environnemental. Le développement de techniques HO économes en énergie peut contribuer à minimiser la consommation d'énergie et à

prolonger l'autonomie des appareils mobiles. L'efficacité énergétique et la durabilité sont des enjeux mondiaux essentiels qui doivent être abordés pour garantir la durabilité. En résumé, cette étude suggère plusieurs solutions pour les techniques d'optimisation H. Cependant, diverses questions et défis restent à explorer pour les chercheurs et les développeurs.

17.SOLUTIONS D'OPTIMISATION DES TRANSFERTS HORS TERMINAUX POUR LA B5G

Comme indiqué dans la section précédente, de nombreux défis d'optimisation des transferts hors TERMINAUX (HO) se présenteront lors de la mise en œuvre de la B5G et limiteront ses objectifs et exigences, à moins que des solutions permettant de les surmonter ne soient trouvées. Les développeurs et les chercheurs ont proposé plusieurs solutions, techniques et technologies pour répondre aux exigences de la B5G. Cette section présente les principales et les plus récentes solutions d'optimisation des HO pour la B5G.

A.TRANSFERT HORS TERMINAUX CONDITIONNEL (CHO)

Lorsqu'une ou plusieurs conditions d'exécution d'un HO sont satisfaites, un HO conditionnel (CHO) est proposé à l'UE. L'UE commence à évaluer la ou les conditions d'exécution dès réception de la configuration CHO et s'arrête une fois le HO exécuté (HO classique ou exécution CHO) [214]. Le CHO est une solution novatrice incluse dans la Release 16 du 3GPP qui vise à améliorer la robustesse des terminaux mobiles face aux perturbations de mobilité [215]. De nouveaux services mobiles à latence minimale et haute fiabilité sont désormais disponibles. Bien que la norme 5G ait été conçue dès le départ pour gérer ces services, le développement de la 5G New Radio (NR) doit constamment améliorer la robustesse de la mobilité dans ces contextes complexes. De plus, la technologie CHO vise à réduire le nombre de transferts intercellulaires (HOF) pendant les déplacements de l'utilisateur (par exemple, en cas d'échec d'un HO entre cellules ou de défaillance d'une liaison avant le déclenchement d'un HO). Avec la CHO, au lieu de préparer une seule cellule cible, comme avec les technologies traditionnelles, le réseau prépare plusieurs cellules cibles potentielles à l'avance. Cette méthode permet de transmettre l'ordre de HO au terminal mobile plus rapidement qu'avec les technologies traditionnelles, lorsque les conditions radio sont encore bonnes, et non lorsqu'elles commencent à se dégrader.

Par conséquent, [216] a étudié les performances de mobilité, les perturbations et la surcharge de signalisation de la CHO en 5G NR. Selon cette étude, le CHO pourrait offrir une robustesse accrue en termes de mobilité et une meilleure tolérance aux pannes, mais un paramétrage inapproprié pourrait également augmenter sensiblement la surcharge de signalisation. De plus, l'optimisation des réseaux auto-organisés (SON) pour le CHO et le déclenchement du CHO en fonction de la qualité de la source ont permis d'améliorer considérablement les performances sans augmenter la surcharge de signalisation. Dans une

autre étude, [217] a examiné les avantages et les limites du CHO en le comparant à la technique HO de base de la 5G. Cette étude proposait d'utiliser davantage de préparations pour améliorer la robustesse du CHO, ce qui entraînait une surcharge de signalisation importante. Cette étude proposait également une stratégie CHO révolutionnaire basée sur la prédiction (PCHO) qui utilise l'apprentissage profond (DL) pour pallier les faiblesses du CHO et effectuer des sélections de préparation plus intelligentes. L'évaluation des performances a montré que le PCHO pouvait améliorer le taux de réussite des préparations précoces et réduire la surcharge de signalisation par rapport aux stratégies CHO existantes. Les auteurs de [218] ont recommandé l'algorithme « ZERo HOF with unforced and automatic time-to-execute Scaling » (ZEUS) en 2022 pour une optimisation transparente des paramètres HO dans CHO et la minimisation du HOF à une valeur proche de 0 afin de satisfaire aux pré requis du réseau 5G, qui nécessitent un HIT à 0 ms dans divers scénarios. Conformément aux résultats de l'analyse et de la simulation, ZEUS atteint potentiellement un taux HOF de « 0 » sans augmenter le taux HOPP. Bien que les deux métriques aient évalué un algorithme HO en suivant un compromis entre elles, les deux métriques se sont avérées inadéquates avec CHO, qui a résolu le compromis. Par conséquent, une nouvelle métrique intégrée de performance HO, l'efficacité spectrale effective moyenne prenant en compte la mobilité (MASE), a été utilisée pour évaluer l'optimalité de l'algorithme HO. Sur la base des résultats de la simulation, ZEUS a offert un MASE plus élevé que LTE et d'autres variantes de CHO.

B. TECHNIQUES D'APPRENTISSAGE AUTOMATIQUE (AA)

L'AA regroupe des méthodes de calcul issues de puissantes techniques d'IA permettant aux ordinateurs d'apprendre par eux-mêmes, de détecter des schémas et de créer des modèles à partir de données passées sans programmation explicite [219]. L'AA vise à identifier les caractéristiques de collecte de données susceptibles d'influencer un résultat donné, compte tenu des entrées, puis à utiliser ces caractéristiques apprises pour prédire le résultat dans de nouvelles circonstances [220]. En minimisant les délais, la surcharge de calcul et la fréquence des transferts d'informations (HO), les techniques d'AA peuvent contribuer significativement à l'optimisation des HO et à la sélection des stations de base (BS). Ces techniques permettent de prédire la BS cible et de s'assurer que des ressources suffisantes sont disponibles à la BS cible avant le HO afin de garantir un transfert d'informations aussi fluide que possible [221].

Une explication détaillée de la gestion des transferts d'interruption (HO) dans les systèmes 5G, incluant une discussion des applications de l'apprentissage automatique (ML) à

cette gestion, a été présentée dans [222]. Une taxonomie unique a été développée pour la source de données utilisée dans l'entraînement des algorithmes de ML, avec deux grandes catégories : (i) les données visuelles et (ii) les données réseau. L'état de l'art actuel de la gestion des HO assistée par ML dans les réseaux cellulaires a été examiné en profondeur, incluant les études les plus récentes, les obstacles et les domaines de recherche potentiels.

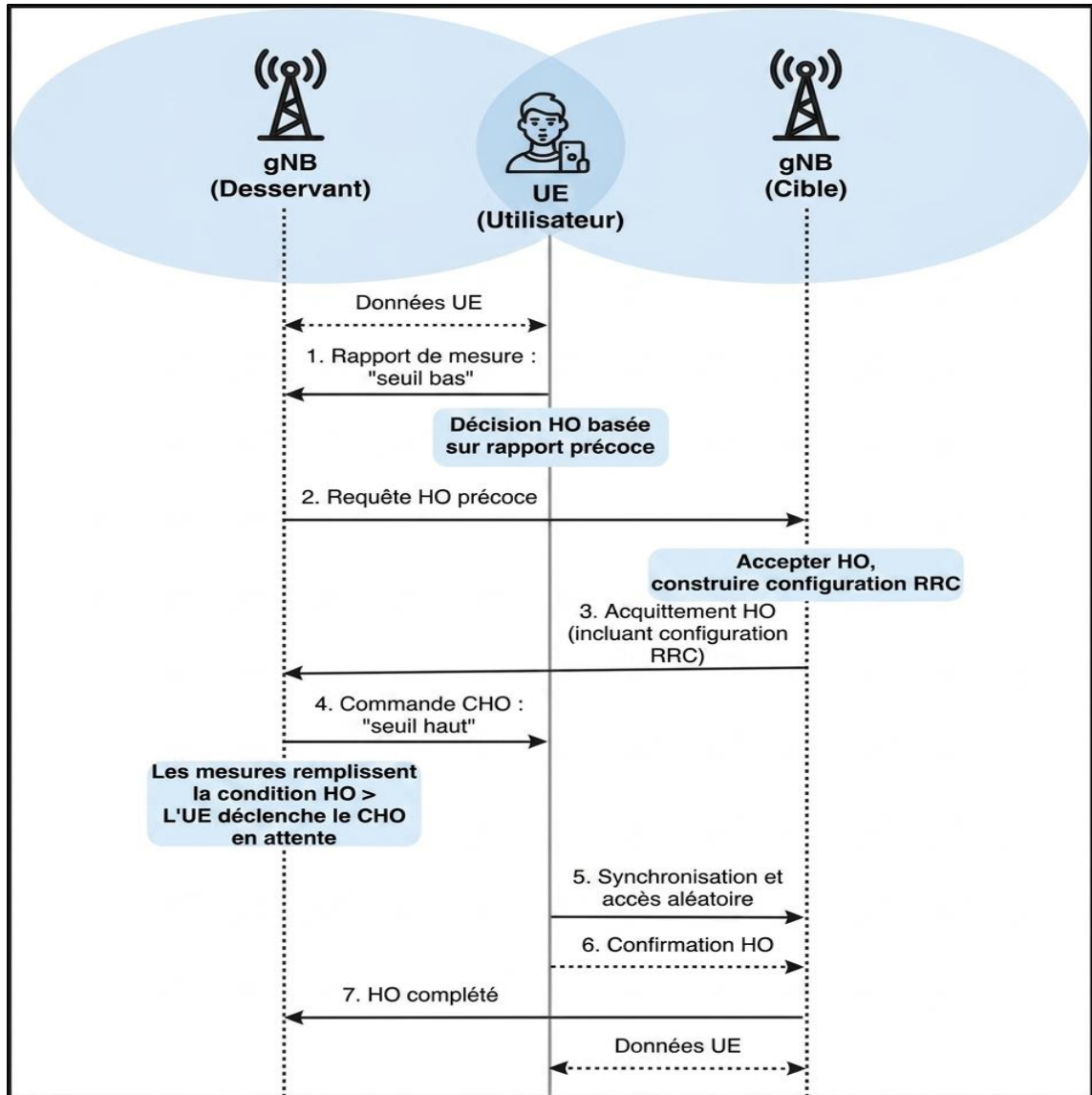
À titre d'exemple d'utilisation du ML, l'étude [223] a proposé et exploré une méthode de ML pour apprendre le moment et l'emplacement optimaux des HO dans les réseaux radio 5G, ainsi que la manière d'utiliser le modèle appris pour déclencher les HO en fonction des prévisions des conditions radio. La résolution globale a été analysée et comparée aux méthodes de mobilité modernes afin d'évaluer son efficacité à minimiser les interruptions totales du système. La sous-section suivante aborde plusieurs techniques importantes d'apprentissage automatique pour l'homogénéisation des données (HO) qui s'avèrent prometteuses pour améliorer la gestion de l'homogénéisation des données dans le domaine mobile.

18. Les réseaux sans fil, notamment les futurs réseaux B5G.

1) APPRENTISSAGE PROFOND (DL)

La technique DLHO est une technique d'apprentissage automatique (ML) importante qui améliore les performances de transfert intercellulaire (HO) dans les réseaux B5G [224]. L'apprentissage profond (DL) peut améliorer significativement les performances HO dans les systèmes B5G.

On s'attend à ce que l'apprentissage profond améliore considérablement la gestion de la mobilité dans les futurs réseaux en tirant parti de sa capacité à analyser de vastes quantités de données et à générer des modèles de gestion de la mobilité efficaces. Cette puissante technique d'apprentissage automatique contribuera au développement d'algorithmes intelligents capables de prédire les schémas de mobilité des utilisateurs et d'adapter les ressources réseau en conséquence. Par conséquent, les processus HO sont optimisés pour réduire la latence et améliorer la qualité d'expérience (QoE). De plus, les techniques d'optimisation HO basées sur l'apprentissage profond faciliteront un équilibrage de charge plus efficace entre les cellules et une intégration transparente des réseaux hétérogènes (HetNets), tels que les systèmes 5G/6G, Wi-Fi, de dispositif à dispositif (D2D) et satellitaire



FigureII.16 :CHO procédures [225]

Dans [226], les auteurs ont proposé une méthode hybride de prédiction de la mobilité des utilisateurs pour le transfert d'objets hors réseau (HOM) dans les réseaux mobiles. Les profils de mobilité des utilisateurs ont d'abord été extraits à l'aide d'un modèle de mobilité intégrant des modèles statistiques et des algorithmes d'apprentissage profond. Les trajectoires futures des utilisateurs ont ensuite été prédites grâce à un modèle VAR (Vector Autoregression) et une unité récurrente à porte (GRU). Le nombre de messages de signalisation HO inutiles a été réduit et la procédure HO a été optimisée à partir des résultats de prédiction obtenus. Les

données de mobilité générées à partir d'utilisateurs réels ont été utilisées dans cette expérience. Toutes les simulations ont été réalisées avec un processeur Intel Core i7-6700k cadencé à 4,00 GHz et 32 Go de RAM. La bibliothèque Python Keras, reconnue et propriétaire, a été utilisée pour les simulations. D'après les résultats de ces simulations, le modèle de mobilité VAR-GRU proposé a démontré une erreur de prédiction minimale par rapport aux approches actuelles. Les coûts de traitement et de transmission pour l'interconnexion verticale (HO) ont également été examinés pour des scénarios prédictifs et non prédictifs. Il en résulte que les dépenses liées à l'interconnexion verticale réduisent significativement les prédictions post-réseau. Les coûts de traitement et de transmission pour l'interconnexion verticale ont été améliorés respectivement de 57,14 % et 28,01 %.

2) APPRENTISSAGE PAR RENFORCEMENT (RL)

L'apprentissage par renforcement est un sous-ensemble de l'apprentissage automatique (ML) qui permet d'atteindre des performances élevées en matière d'interconnexion (HO) [227]. Il a démontré sa capacité à fournir des algorithmes HO robustes dans les systèmes B5G.

Une étude [228] recommande une méthode de contrôle autonome de la gestion de la mobilité afin d'améliorer la robustesse de la mobilité des terminaux utilisateurs (UE) et de réduire les coûts opérationnels de gestion de la mobilité. La technique proposée s'appuie sur l'apprentissage par renforcement pour apprendre de manière autonome une politique de contrôle HO optimale grâce aux interactions avec l'environnement. La technique d'approximation de fonction permet à l'apprentissage par renforcement de traiter de vastes espaces d'états et d'actions. Un approximateur de fonction linéaire a été utilisé pour approximer la fonction de valeur état-action. Enfin, l'approche semi-gradient État-Action-Récompense-État-Action (SARSA) est mise à jour en fonction de la fonction approximée, et la politique de contrôle HO optimale est obtenue.

L'apprentissage est réalisé. Le modèle COST-Hata a simulé le canal LTE avec les modèles de propagation Urban Macro (UMa) et Urban Micro (UMi) de [229] intégrés pour la simulation du canal 5G. Le bruit blanc gaussien additif (AWGN) et le bruit de Rayleigh représentent tous deux le bruit du canal. Parallèlement aux résultats de la simulation, l'approche recommandée pourrait améliorer efficacement la robustesse de la mobilité de l'UE sous des vitesses variables et minimiser les transferts d'état inutiles et la latence d'environ 20 % et 58 %, respectivement, tout en atteignant un taux de transfert d'état proche de zéro et en augmentant le débit de 12 % par rapport à la méthode conventionnelle basée sur le RSRP.

Dans [230], les auteurs ont proposé un schéma de basculement (HO) basé sur un système linéaire de Markov à sauts (JMLS), qui prend en compte les changements dynamiques abrupts du système, et sur l'apprentissage par renforcement profond (DRL), une approche d'IA permettant d'apprendre des comportements multidimensionnels et variables dans le temps, afin d'atténuer la complexité du basculement, de maintenir la connectivité et d'éviter les basculements inutiles dans les réseaux mobiles 5G mmWave. Les deux méthodes ont été intégrées pour identifier les changements brusques, variables dans le temps et incohérents du comportement des liaisons mmWave en prévoyant les schémas possibles de dégradation de la liaison cible. Cette prédiction ayant été améliorée par des méthodes de méta-apprentissage minimisant la taille de l'échantillon d'apprentissage, la plateforme JMLS-DRL a formulé des politiques de basculement pertinentes et flexibles pour la 5G. Le modèle LTE mmWave à double connectivité (DC) présenté par l'Université de New York et l'Université de Padoue a été utilisé dans la simulation de la présente étude [231]. Les stations de base LTE du modèle DC géraient la station de base mmWave. Il semblerait que ce schéma de transfert inter-réseau (HO) soit plus fiable pour la sélection de la liaison cible que les schémas HO basés sur le rapport signal/bruit (SINR) et l'apprentissage par renforcement profond (DRL). Le schéma proposé, qui permet d'allonger le temps entre les transferts inter-réseaux et d'atteindre des débits de transfert élevés en évitant les transferts inter-réseaux inutiles (avec près de la moitié du nombre de transferts), pourrait réduire les transferts inter-réseaux superflus à moins de 5 % en 200 épisodes d'entraînement, contre plus de 200 épisodes pour le schéma HO basé sur le DRL.

3) Apprentissage par renforcement Q (Q-LEARNING)

L'apprentissage par renforcement Q (Q-Learning) est un algorithme d'apprentissage par renforcement sans modèle qui, étant donné l'état actuel, ne nécessite aucun modèle d'environnement pour déterminer la meilleure action suivante. Il sélectionne l'action aléatoirement et cherche à maximiser la récompense [232].

Dans le cadre du B5GHO, la technique de transfert inter-réseaux basée sur l'apprentissage par renforcement Q est une autre technique d'IA pour le transfert inter-réseaux qui améliore significativement les performances du B5GHO, comme l'ont démontré plusieurs études. Les auteurs de [233] ont introduit une technique basée sur l'apprentissage par renforcement (Q-

Learning) pour la LTE. Cette méthode sélectionne les valeurs TTT et HOM en fonction des meilleures performances obtenues avec différentes valeurs des HCP. La méthode proposée a été comparée à d'autres algorithmes d'optimisation HO issus de la littérature afin d'évaluer ses performances à différentes vitesses. D'après les résultats, la méthode a efficacement amélioré l'optimisation HO pour plusieurs indicateurs clés de performance (KPI) HO. De plus, la technique a réduit le nombre de HO, augmenté le débit du système et réduit la latence.

Les auteurs de [234] ont proposé un nouvel algorithme d'optimisation de la robustesse de la mobilité (MRO) prenant en compte la QoE,

dans un scénario multiservice. Dans cette étude, l'optimisation a amélioré la QoE en bordure de cellule tout en augmentant simultanément la probabilité de succès des transferts intercellulaires (HO) sur l'ensemble du réseau, contrairement aux méthodes précédentes qui visaient à améliorer les taux de succès des HO. Défini par la paire de points de contrôle d'accès (HCP) (HOM et TTT), le seuil de déclenchement des HO a été ajusté par adjacence en fonction des évaluations de la QoE et des HO. Concrètement, une évaluation des performances a été menée dans un scénario LTE authentique, intégré à un simulateur LTE dynamique sous MATLAB [235]. Par conséquent, l'optimisation multi-réseau (MRO) prenant en compte la QoE améliore simultanément la QoE en bordure de cellule sur l'ensemble du réseau et la probabilité de succès des HO par rapport aux techniques conventionnelles.

Dans [236], un schéma intelligent basé sur la méthode AHP-TOPSIS (Analytic Hierarchy Process - Technique For Order Of Preferration By Similarity To Ideal Solution) et l'apprentissage par renforcement (Q-Learning) a été proposé pour l'optimisation des HO. Le schéma proposé a été analysé numériquement et par simulation à l'aide de MATLAB. D'après les résultats, la méthode s'est avérée plus performante pour les applications sensibles à la latence et à la vitesse. Cette méthode vise à améliorer les performances de transfert intercellulaire (HO) en réduisant les effets de taux de transfert intercellulaire (HOF) et de perte de paquets intercellulaires (HOPP) dans le système LTE-A, effets induits par le déploiement d'ultra-densification et de petits nœuds de bus (NB). De plus, cette méthode est applicable aux réseaux NG 5G. Les résultats ont montré que la méthode réduisait le taux de transfert intercellulaire et la perte de paquets intercellulaires de 28 % et 25 %, respectivement. La méthode a surpassé la méthode conventionnelle et le schéma de sélection de cellules multicritères floue (FMCCS), avec des réductions de 35 % et 33 % pour le taux de transfert intercellulaire et la perte de paquets intercellulaires, respectivement.

4) APPROCHE BASÉE SUR LES DONNÉES

La technique basée sur les données est une autre technique de transfert intercellulaire essentielle qui peut améliorer les performances de ce transfert.

Dans [237], l'optimisation du transfert intercellulaire a été étudiée dans les réseaux NG. L'étude a également introduit une technique d'optimisation des transferts inter-services (HO) utilisant l'approche DHO (Data-Driven HO) pour résoudre les problèmes de gestion des HO, tels que les HO inutiles, les HO inappropriés, les HO trop tardifs, les HO trop précoces et les effets HOPP (Hot-Per-Play). La technique DHO se compose de quatre étapes principales : (a) l'identification des problèmes de gestion de la mobilité, (b) la conception des indicateurs clés de performance (KPI) des HO, (c) l'estimation de la fonction des KPI des HO et (d) l'optimisation des paramètres de couverture réseau (TTT et HOM). Pour évaluer le système, LTE-Sim a été utilisé en considérant les réseaux LTE. Cette technique visait à ajuster les paramètres de couverture réseau, notamment le TTT et le HOM. Les résultats de la simulation ont montré que la technique DHO pouvait réduire efficacement la mobilité.

19.Problèmes de gestion de la mobilité.

Les recherches menées dans [238] ont développé un modèle d'optimisation DHO pour les femtocellules, basé sur les données issues des mesures du réseau de communication mobile. Ce modèle évalue la corrélation entre les caractéristiques des données collectées et les indicateurs clés de performance (KPI), représentés par la moyenne pondérée des ratios de problèmes de mobilité. L'approche DHO proposée traite les problèmes de mobilité tels que le délai de transfert intercellulaire (HO), le HO précoce, la sélection erronée de la cellule cible et le HO prévalent. De plus, le KPI a été amélioré par l'optimisation des paramètres de conception du HO, tels que le TTT et le HOM, Une méthode de perception multicouche a été utilisée pour estimer l'indicateur clé de performance (KPI) à partir des paramètres de conception TTT et HOM. MATLAB a servi à tester et simuler le modèle proposé. Selon les résultats de la simulation, une augmentation du KPI de 12 % à 15,4 % a été obtenue pour une puissance d'émission de 40 à 15 dBm. Sur la base de ces résultats positifs, l'étude a conclu que le schéma DHO proposé pouvait résoudre efficacement les problèmes de mobilité.

Pour répondre aux défis de fiabilité des réseaux 5G, le schéma TORIS (*Transmission Power Tuning-Based HO Success Rate Improvement Scheme*) propose une approche novatrice basée sur l'intelligence artificielle pour anticiper et réduire les échecs de handover [239]. Plutôt que

de se limiter aux ajustements classiques de paramètres, cette solution combine un modèle de prédiction de pointe et une gestion proactive de la puissance d'émission. En exploitant des techniques d'augmentation de données sophistiquées, telles que les réseaux antagonistes génératifs (GAN), le modèle parvient à identifier avec une précision remarquable les risques de rupture de connexion, même dans des conditions de signal instables. Validée par le simulateur SyntheticNET calibré sur des mesures réelles [240], cette approche humanise la gestion du réseau en le rendant capable de s'adapter préventivement aux difficultés de propagation. En se concentrant sur les causes profondes des défaillances plutôt que sur de simples corrections réactives, TORIS parvient à réduire les échecs de mobilité de 40 à 75 %, garantissant ainsi une expérience de connectivité fluide et stable pour l'utilisateur.

1/ AIDE À LA DÉCISION MULTICRITÈRE

L'aide à la décision multicritère (ADMC) est un processus permettant d'évaluer et de classer plusieurs alternatives en fonction de plusieurs critères ou objectifs. Elle aide les décideurs à sélectionner la meilleure option en tenant compte de différents facteurs, souvent en attribuant une pondération à chaque critère et en agrégeant les scores [241]. De manière générale, la méthode ADMC se divise en deux catégories : (1) l'aide à la décision multiobjectif (ADMO) et (2) l'aide à la décision multiattribut (ADMA). Plus précisément, la première, gère un espace de décision continu, tandis que la seconde traite d'un espace de décision discret [242].

L'étude [243] présente une méthode de décision de pondération additive simple basée sur l'entropie pour le transfert intercellulaire multicritère dans les petites cellules 5G basées sur SDN, afin de répondre aux défis précédemment soulignés. La méthode de transfert intercellulaire proposée permet au nœud mobile de se connecter au routeur de bord le plus adapté en utilisant la bande passante, la densité d'utilisateurs et le rapport signal sur interférence plus bruit (SINR). De plus, la méthode a été comparée aux approches de transfert intercellulaire LTE traditionnelles et distribuées, en considérant la latence, le taux de blocage, le taux de transfert intercellulaire et le débit en fonction du nombre d'utilisateurs mobiles. En outre, l'évolutivité du transfert intercellulaire pour les deux méthodes (en fonction du nombre d'utilisateurs) a été étudiée. Les résultats de simulation ont montré que la méthode proposée améliorait le taux de transfert intercellulaire, la probabilité de blocage et le débit de 15 %, 48 % et 22 %, respectivement, par rapport au transfert intercellulaire LTE conventionnel. Dans une autre étude, [244] a présenté un système intelligent de gestion de la mobilité pour l'optimisation des transferts intercellulaires (HO), basé sur la méthode d'optimisation multi-

objectif améliorée par analyse de ratio (E-MOORA) et la technique d'apprentissage par renforcement (Q-Learning). E-MOORA combine une approche de pondération entropique modifiée avec la méthode d'optimisation multi-objectif par analyse de ratio (MOORA), qui inclut une normalisation vectorielle. De plus, la méthode E-MOORA a utilisé des paramètres de performance lors de la sélection d'une cellule cible pour le HO, réduisant ainsi les anomalies de classement. La technique d'apprentissage par renforcement (Q-Learning) a été utilisée pour déterminer les meilleurs emplacements de déclenchement afin d'atténuer l'effet des HO fréquents et inutiles, tout en satisfaisant les exigences de qualité de service (QoS) des utilisateurs. Comparée à d'autres méthodes MCDM actuelles, l'analyse des performances a démontré une amélioration substantielle en termes d'évitement des HO inutiles, des défaillances de liaison radio (RLF) et du débit utilisateur.

2/ LOGIQUE FLOUE (FL)

La logique floue (FL) est une technique de traitement de variables qui permet de traiter de nombreuses valeurs à partir d'une même variable et vise à résoudre des problèmes en utilisant un spectre de données ouvert et imprécis, ainsi que des heuristiques permettant d'aboutir à un ensemble de conclusions précises [245]. De plus, la logique floue a été créée pour résoudre des problèmes en prenant en compte toutes les informations accessibles.

L'objectif est de prendre la décision la plus appropriée compte tenu des données d'entrée. Récemment, la logique floue (FL) a été largement utilisée pour le transfert intercellulaire (HO) dans les systèmes 5G, car elle améliore significativement les performances de HO, faisant de cette technique l'une des meilleures solutions aux problèmes de HO dans ces systèmes [246], [247].

De nombreuses études ont appliqué la logique floue à leurs algorithmes pour développer des techniques de HO pour les systèmes 5G. Par exemple, [248] présente une méthode basée sur la logique floue qui utilise la vitesse de l'utilisateur et la qualité du canal radio pour auto-optimiser un module d'optimisation intercellulaire (HOM) pour les décisions de HO. L'algorithme proposé vise à réduire le nombre de HO dupliqués et le taux de HOF, tout en permettant aux utilisateurs de bénéficier des avantages du déploiement de petites cellules denses. Les résultats de simulation ont révélé que la méthode proposée supprimait efficacement l'effet HOPP et le maintenait à un niveau optimal.

Un niveau minimal (inférieur à 1 %) a été observé dans toutes les circonstances étudiées. De plus, le taux de transfert d'état (HOF) et le nombre total de transferts d'état (HO) ont été considérablement réduits par rapport aux schémas précédents, notamment en présence de

nombreuses petites cellules.

Une méthode d'optimisation par réglage automatique (ATO) ajustant le HOM et le TTT en fonction des vitesses de l'UE et du RSRP a été présentée dans [249]. La méthode proposée a permis de réduire le nombre de transferts d'état et les taux de HOF. Des simulations avec des modèles de systèmes 4G et 5G à deux niveaux ont été utilisées pour évaluer les performances de l'algorithme proposé. Les résultats des simulations ont indiqué que l'algorithme proposé réduisait considérablement les taux moyens de HOPP et de HOF par rapport aux schémas de pointe précédents.

3/ PRÉDICTION DES TRANSACTIONS D'ÉTAPE

Dans les réseaux mobiles sans fil, la prédiction des transferts d'état est une technique simple permettant d'allouer efficacement les ressources radio et d'améliorer la qualité de service (QoS). Par exemple, [250] a présenté un outil de prévision des blocages de la ligne de visée (LOS) pour les petits réseaux cellulaires à ondes millimétriques denses, capable d'éliminer les HO inutiles et de fluidifier les HO essentiels en prédisant avec précision le temps et la durée de blocage de la composante LOS du canal à ondes millimétriques.

L'étude [251] propose une approche originale pour sélectionner le meilleur réseau parmi ceux disponibles auquel un UE peut être transféré afin d'améliorer la qualité de service (QoS). L'AHP (Analyse Hiérarchique des Processus) a permis d'agrégier plusieurs critères pour calculer le classement global des réseaux. Ce classement a été combiné à l'historique des cellules précédemment visitées et à une analyse de régression des données RSS filtrées des couches 1 (L1) et 3 (L3) afin de prédire les valeurs futures. L'AHP a été utilisée pour déterminer la pondération des propriétés du système.

et classer les réseaux disponibles selon une méthode d'aide à la décision multicritères (MADM). Comparée à l'AHP conventionnelle, l'approche développée a permis de réduire le nombre de transferts intercellulaires (HO) et de transferts intercellulaires inutiles, ainsi que le taux de franchissement de seuil et le temps d'évanouissement moyen.

Dans une autre étude, [252] a introduit un algorithme original basé sur RSRP, RSRQ et divers paramètres d'UE, tels que la direction de déplacement et la localisation de la femtocell, utilisés comme critères de décision pour le transfert intercellulaire (HO). L'algorithme proposé sélectionne la femtocell cible la plus appropriée parmi plusieurs candidates et indique les transferts intercellulaires redondants dans les réseaux cellulaires à femtocell. MATLAB a été utilisé pour évaluer les performances du réseau proposé en termes de

mobilité des utilisateurs dans les zones de transfert intercellulaire, avec une probabilité de succès/échec (HOP). Les résultats ont montré que l'approche développée était plus performante que la procédure habituelle pour prédire la femtocell cible optimale pour le transfert intercellulaire. La qualité de service (QoS) globale du réseau a également été améliorée grâce à un taux de probabilité d'échec plus faible et à un impact ping-pong quasi stable.

4/ SOLUTIONS BASÉES SUR LA BLOCKCHAIN

La blockchain est l'une des technologies de rupture les plus récentes qui impactent notre vie dans diverses applications [253], [254], [255]. L'une de ses applications les plus connues est la cryptomonnaie, comme le Bitcoin [256]. Elle a été créée pour permettre aux utilisateurs de Bitcoin d'effectuer des transactions financières sécurisées sans intermédiaire, tel qu'une banque. Les fournisseurs de services mobiles, les entreprises, les opérateurs télécoms, les autorités de régulation et les fournisseurs d'infrastructures peuvent tirer parti des caractéristiques uniques de la 5G, qui peuvent permettre de nouveaux modèles commerciaux et services nécessitant des interactions ininterrompues entre de nombreuses parties prenantes. Parallèlement,

la technologie blockchain s'est imposée comme une technologie transformatrice, disruptive et habilitante, qui commence à être utilisée dans divers secteurs d'activité [257]. De plus, en 5G et B5G, la blockchain (i) facilite la séparation complète des clés pour le transfert inter-réseaux (HO), (ii) fournit des fonctionnalités de sécurité intrinsèques qui complètent la sécurité du HO, et (iii) améliore les performances du réseau pour le HO [258].

Afin d'améliorer les performances et la sécurité de la 5G, [259] a évalué le système de gestion des clés du système LTE existant dans le processus de HO à titre de référence. Cette évaluation a permis d'identifier les points faibles qui menaçaient fondamentalement l'efficacité et la sécurité des communications mobiles. Cette étude propose une solution à ce problème en utilisant la technologie blockchain pour optimiser le débit et la sécurité lors de la phase de HO intra-réseau des réseaux 5G. Outre l'amélioration de l'efficacité du HO, la fonction de dérivation de clés par blockchain parallèle (PB-KDF) corrige les failles structurelles pour permettre à la 5G d'atteindre sa capacité maximale. En 5G, la PB-KDF, associée à un HO sécurisé et rapide, permettrait de résoudre le problème de la densification des stations de base. De même, [260] suggère d'utiliser la blockchain pour le partage et la génération de clés afin d'accroître la sécurité et l'efficacité du processus de transfert inter-

stations (HO). Une nouvelle technique, appelée fonction de dérivation de clé blockchain (BKDF), permet une protection accrue et un transfert inter-stations plus rapide entre les stations de base (BS). Grâce à cet élément de protection supplémentaire offert par la blockchain, le réseau peut générer la clé de transfert inter-stations de manière sécurisée et la distribuer aux BS et aux appareils mobiles lors de la phase de pré-transfert, réduisant ainsi considérablement le nombre de transactions nécessaires pendant la phase de transfert. Les résultats de la simulation ont montré que la BKDF améliorait la fiabilité du réseau, réduisait les pertes de paquets pendant le transfert et diminuait le temps d'exécution (HOL).

20.AUTRES TECHNIQUES DE SOLUTION POTENTIELLES

Afin de satisfaire aux exigences dans le cadre du déploiement de la B5G et pour répondre aux problèmes susceptibles de survenir en raison de la nouvelle demande liée aux communications millimétriques et térahertz, plusieurs techniques et technologies peuvent jouer un rôle essentiel dans l'amélioration des performances de transfert inter-stations (HO) et de la qualité de service (QoS) pour les utilisateurs.[261]

Les sous-sections suivantes présentent plusieurs techniques et solutions potentielles pour la gestion du HO dans les systèmes B5G.

1) Double connectivité assistée (DC)

La double connectivité permet à chaque utilisateur de se connecter simultanément à plusieurs stations de base [262], réduisant ainsi le temps d'attente de transmission (HIT) [263]. Il a été démontré dans [264] et [265] que le HIT peut être réduit à un niveau quasi nul grâce à cette approche.

Considérant les consommateurs mobiles qui exigent une communication en temps réel avec un débit de données minimal, les auteurs dans [266] ont développé un système de gestion proactive de la mobilité utilisant la double connectivité. Une stratégie proactive de transfert intercellulaire (HO) et une méthode prédictive de réservation de ressources constituent la gestion proactive de la mobilité. Grâce aux gains de canal agrégés projetés et à la liste estimée des stations de base (BS) connectées pour chaque utilisateur, la méthode prédictive de réservation de ressources est améliorée afin d'accroître le débit de transmission ou l'équité entre les utilisateurs. En distinguant les utilisateurs du centre et de la périphérie de la cellule et en sélectionnant différents ensembles de BS connectées pour ces deux catégories, le système proactif de HO vise à prévenir les transferts intercellulaires répétés et prolongés et à

minimiser la charge de calcul. D'après les résultats de simulation, la méthodologie proposée est plus performante que ses équivalents réactifs. Elle permet de réduire considérablement les interruptions de service tout en supportant un débit de transmission plus élevé en cas de forte charge, ou d'améliorer l'équité entre les utilisateurs tout en réduisant les interruptions de service en cas de faible charge.

2) ASSISTANCE AUX RIS

Le RIS est un nouveau concept dans les systèmes sans fil qui vise à étendre la couverture aux zones obstruées [267]. Un réflecteur infrarouge (RIS) est constitué d'une large surface disposée sur un mur ou une surface plane [268], [269]. Il est composé de nombreux composants électroniques réfléchissants à faible coût, dotés de variables programmables, tels que des réseaux de réflecteurs traditionnels et des diodes varactor ou des systèmes microélectromécaniques, dont la fréquence de résonance peut être ajustée électriquement. Dans la gestion des transferts inter-voies (HO), l'utilisation d'un RIS présente un fort potentiel pour réduire les obstructions, minimisant ainsi le nombre de HO inutiles. En effet, le RIS renforce les signaux faibles (ondes millimétriques ou térahertz) qui sont atténués ou bloqués en raison de la transmission hors visibilité directe (NLOS), des obstacles et d'autres facteurs environnementaux, tels que la pluie et un espace non dégagé.

Une étude [270] a suggéré une technique de HO utilisant un RIS et l'apprentissage par renforcement dynamique (DRL). En modifiant simultanément les formateurs de faisceau et les déphasages du RIS, l'agent DRL peut réduire les coûts cumulés des HO dans diverses conditions d'occlusion du canal. Le système HO assisté par RIS réduit considérablement le nombre de transitions HO et améliore l'utilisation du spectre par rapport aux systèmes précédents qui ne prennent pas en compte le RIS. De plus, les chercheurs proposent une technique simple pour détecter l'état de blocage afin de réduire les effets de la visibilité réduite des canaux à évanouissement rapide. Les résultats de cette étude peuvent être utilisés pour améliorer l'efficacité du développement de modèles. L'efficacité de l'agent DRL peut être encore améliorée en l'intégrant à un algorithme de détection de l'état de blocage basé sur des données numériques.

3) FORMATION DE FAISCEAU HOLOGRAPHIQUE (HBF)

De manière générale, la formation de faisceau (BF) [271] est une méthode permettant aux réseaux d'antennes d'émission et de réception d'utiliser un faisceau étroit et focalisé à gain

très élevé.

En se concentrant sur la puissance dans une plage angulaire restreinte, le filtrage passe-bande (BF) améliore la couverture et le débit tout en augmentant le rapport signal sur bruit (SINR), ce qui peut être utilisé pour la surveillance individuelle. Le filtrage passe-bande hybride (HBF) [272] est une méthode BF plus sophistiquée qui utilise une antenne logicielle (SDA). Par ailleurs, le HBF suit l'utilisateur avec une couverture étroite, fournissant des signaux puissants et réduisant ainsi les pertes d'espacement (HO), l'effet ping-pong et les pertes d'espacement (HOF) inutiles.

4) RÉSEAU SANS CELLULE

Un réseau sans cellule est une technologie prometteuse qui sera activée dans les systèmes B5G. Il assure une communication transparente entre différentes technologies, telles que les ondes millimétriques (mmWave),

les communications THz et la communication par lumière visible (VLC) [273]. De plus, dans les réseaux sans cellule, un seul terminal utilisateur (UE) peut se connecter automatiquement à n'importe quel réseau radio disponible. Autrement dit, les réseaux sans cellule visent à éviter les problèmes de transfert intercellulaire (HO), tels que les transferts intercellulaires fréquents, améliorant ainsi l'expérience utilisateur et la qualité de service (QoS) [274].

Contrairement à un réseau cellulaire classique, un terminal utilisateur n'est pas limité à l'établissement d'une association avec une seule station de base (BS) ou un seul point d'accès (AP) standard. Les auteurs de [275] ont décrit un réseau de communication sans cellule convergent qui utilise des communications collaboratives pour améliorer le transfert intercellulaire traditionnel. Le terminal utilisateur peut être connecté à plusieurs BS ou AP. Ceci peut être obtenu grâce à des multipoints coordonnés. De plus, des contrôleurs SDN sont mis en place dans les systèmes de communication sans cellule convergents 5G pour gérer le trafic et distribuer les ressources. Par conséquent, la connectivité peut être améliorée tout en réduisant les délais causés par le transfert intercellulaire.

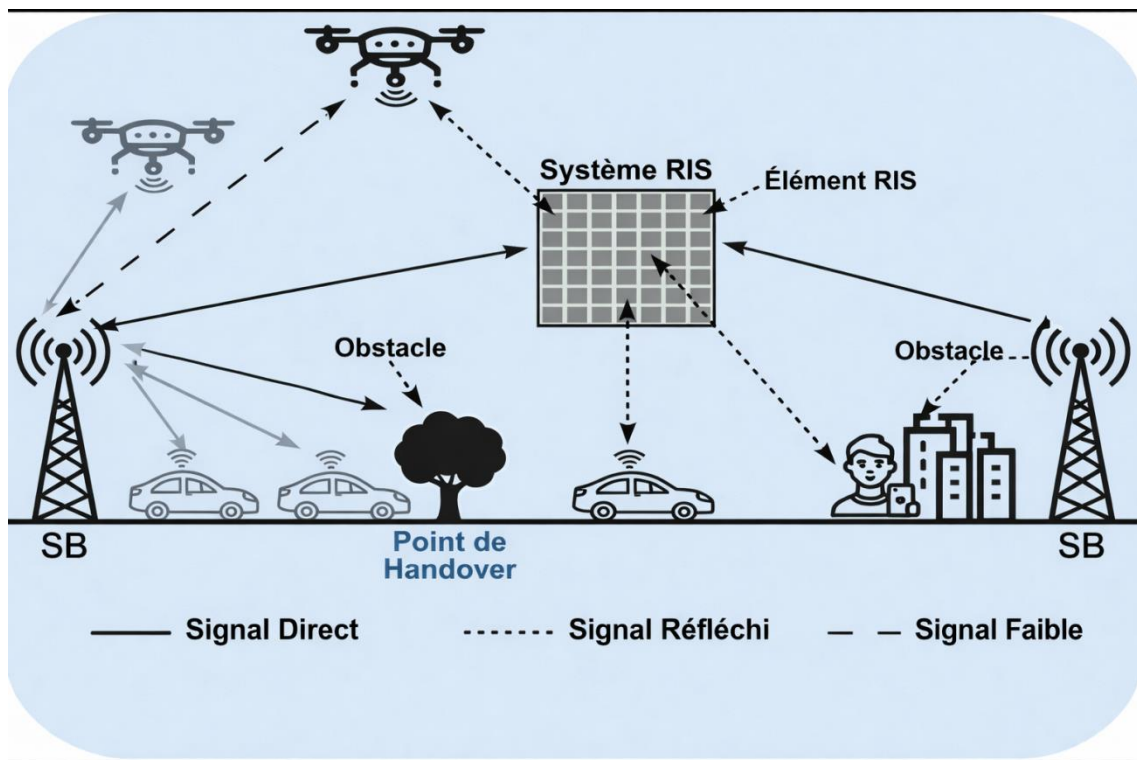


Figure II.17 : Système RIS. [276].

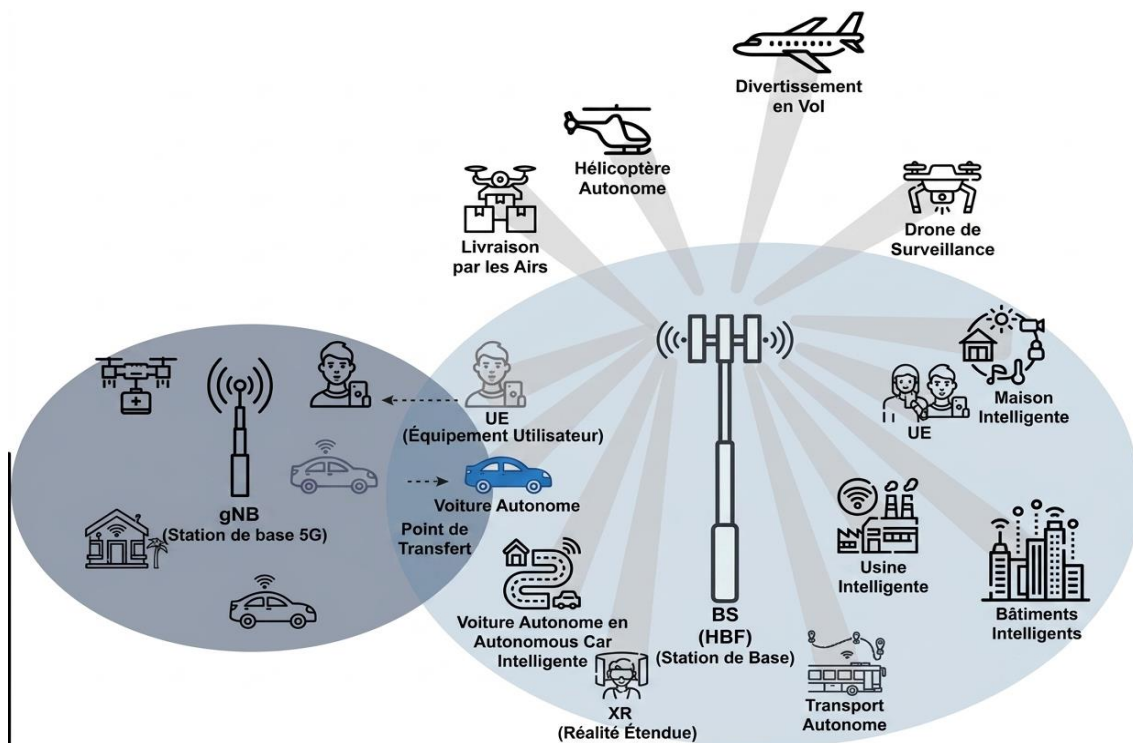
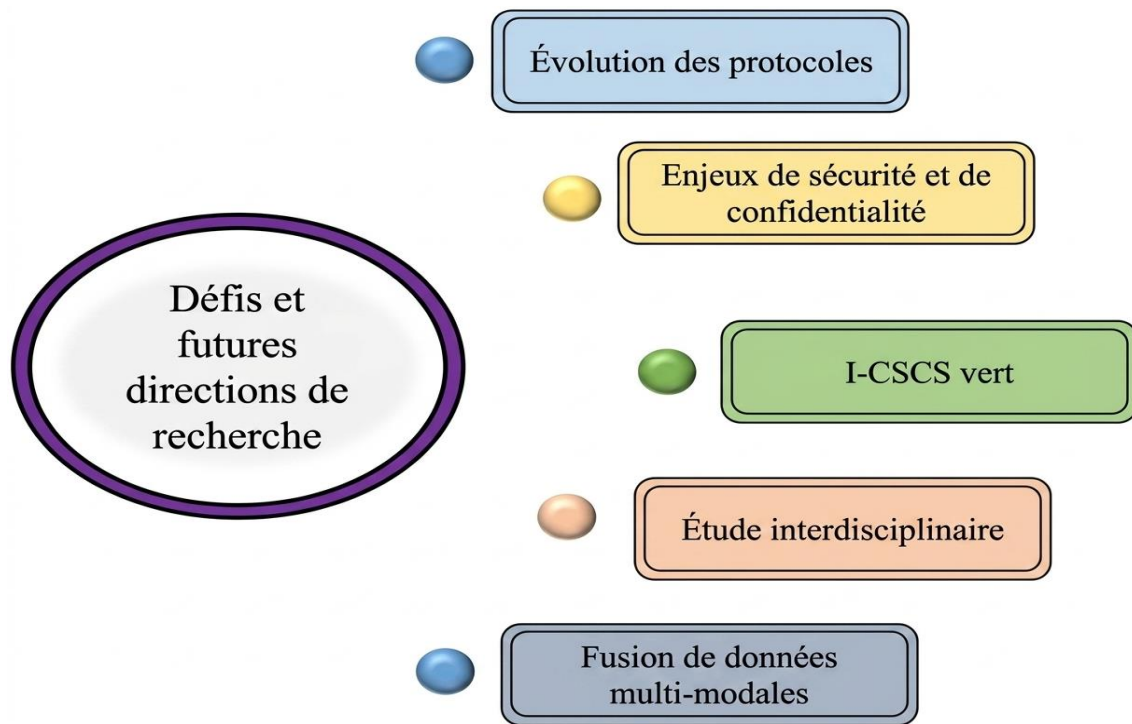


Figure II.18 : HandOver dans HBF et gNBBSs[277].

21.Intégration du transfert intercellulaire et de l'équilibrage de charge pour les réseaux futurs

L'intégration du transfert intercellulaire et de l'équilibrage de charge dans les futurs réseaux sans fil désigne l'approche coordonnée de la gestion des transitions des utilisateurs entre les cellules (transfert intercellulaire) et de la distribution du trafic réseau entre plusieurs cellules (équilibrage de charge) afin d'améliorer les performances globales du réseau et l'expérience utilisateur. Cette intégration vise à garantir une connectivité sans interruption, à réduire la latence et à optimiser l'utilisation des ressources dans les environnements réseau complexes [278]. Dans les réseaux hétérogènes (HetNets), où coexistent plusieurs technologies d'accès radio, l'intégration du transfert intercellulaire et de l'équilibrage de charge est cruciale pour maintenir la qualité de service (QoS). Des algorithmes avancés ajustent dynamiquement les paramètres de transfert intercellulaire en fonction des conditions du réseau en temps réel, facilitant ainsi une distribution efficace du trafic et minimisant les échecs de transfert [279]. Les technologies émergentes, telles que l'IA et le ML, sont utilisées pour améliorer cette intégration. Les stratégies de transfert prédictives, s'appuyant sur des algorithmes d'apprentissage profond, permettent d'anticiper les déplacements des utilisateurs, assurant ainsi un équilibrage de charge proactif et réduisant les transferts inutiles. Ces approches basées sur l'IA contribuent au développement de réseaux auto-optimisés, capables de s'adapter à des environnements dynamiques. Globalement, l'intégration du transfert et de l'équilibrage de charge est essentielle à l'évolution des futurs réseaux, garantissant une gestion efficace des ressources réseau et une expérience utilisateur optimale [280, 281].



FigureII.19 : Principaux défis et orientations futures de la recherche [282].

22. Défis et orientations futures de la recherche : Alors que les réseaux UDN continuent d'évoluer pour prendre en charge les technologies 6G, plusieurs défis majeurs doivent être relevés afin d'améliorer les performances, l'efficacité énergétique et la sécurité du réseau.

a.Intégration du Big Data et des réseaux UDN

L'intégration de l'analyse du Big Data aux réseaux UDN présente des avantages et des défis. Si l'optimisation basée sur le Big Data peut améliorer l'allocation des ressources et l'efficacité énergétique, le grand nombre d'objets connectés générant d'importants ensembles de données entraîne une augmentation de la complexité de calcul et de la consommation d'énergie. Les recherches futures devraient se concentrer sur les techniques de traitement des données basées sur l'IA permettant une gestion des ressources réseau en temps réel et une adaptation aux fluctuations du trafic [283].

b.Analyse du réseau dans les réseaux UDN

Le déploiement de réseaux denses de petites cellules accroît la complexité du réseau, rendant l'analyse en temps réel cruciale pour identifier les goulots d'étranglement et les

inefficacités. Cependant, des problèmes tels que l'atténuation due aux ombres et les interférences compliquent la surveillance des performances. Les études futures devraient explorer les méthodologies d'analyse basées sur l'IA et la simulation pour améliorer l'évaluation du réseau et l'optimisation autonome [284].

c.Modèles de trafic et récupération d'énergie

La récupération d'énergie sans fil (WPT) est une approche prometteuse pour améliorer l'efficacité énergétique des réseaux UDN. Cependant, l'adaptation de la distribution de puissance en fonction des variations de trafic reste un défi. Les recherches devraient se concentrer sur le développement de techniques intelligentes de récupération d'énergie qui s'adaptent dynamiquement à la charge du réseau et aux besoins de trafic. De plus, des mécanismes collaboratifs de partage d'énergie pourraient être explorés afin d'optimiser la consommation d'énergie des petites cellules [285].

d.Échange d'informations de surcharge

Avec la croissance du nombre d'appareils connectés et du trafic de données, l'échange d'informations de contrôle et de signalisation entre les petites cellules accroît la consommation d'énergie et la congestion du réseau. Les protocoles de signalisation actuels souffrent d'inefficacités, affectant à la fois la latence et la consommation d'énergie. Les recherches futures devraient viser à développer des algorithmes de communication optimisés, des protocoles économes en énergie et des techniques de signalisation légères afin d'améliorer l'évolutivité et l'efficacité du réseau [286].

e.Densification verticale

Le déploiement de petites cellules à différents niveaux d'élévation (densification verticale) peut améliorer la couverture du réseau, mais il introduit également des défis de déploiement, notamment les interférences de signal, la complexité de la gestion de l'infrastructure et les problèmes de réutilisation du spectre. Des recherches supplémentaires sont nécessaires pour développer des modèles de déploiement optimisés, des stratégies d'atténuation des interférences et des techniques d'évaluation des performances afin d'améliorer l'efficacité des réseaux à couches verticales [287]. Manque de données d'entraînement pour les modèles d'IA

L'adoption de l'apprentissage automatique (ML) dans les réseaux de distribution urbains (UDN) nécessite des ensembles de données à grande échelle pour l'entraînement. Or,

les ensembles de données disponibles publiquement pour le développement de modèles d'optimisation de réseaux basés sur l'IA sont rares. Les recherches futures devraient se concentrer sur les techniques d'augmentation de données, la génération d'ensembles de données synthétiques et les méthodes d'apprentissage fédéré afin de combler cette lacune [288].

f.Efficacité énergétique de l'apprentissage automatique

Les modèles d'apprentissage automatique utilisés dans la gestion des UDN requièrent une puissance de calcul considérable, ce qui entraîne une forte consommation d'énergie. La forte corrélation entre la complexité du modèle et la consommation d'énergie souligne la nécessité de modèles d'IA efficaces. Les recherches devraient explorer les techniques d'optimisation par apprentissage profond (DL) telles que la décomposition des couches, l'élagage, la distillation des connaissances et l'accélération matérielle à l'aide de GPU et de FPGA. Ces approches peuvent améliorer l'efficacité de calcul tout en minimisant la consommation d'énergie lors des opérations de réseau pilotées par l'IA [289]. Défis de sécurité dans les UDN

La forte densité de petites cellules rend les UDN vulnérables aux menaces de sécurité telles que la manipulation des transferts intercellulaires, les interférences entre cellules et les violations du chiffrement. Bien que les techniques de chiffrement offrent une protection, elles nécessitent souvent une puissance de calcul importante, augmentant ainsi la consommation d'énergie. Les recherches futures devraient se concentrer sur le développement de solutions de sécurité légères, de systèmes de détection d'intrusion basés sur l'IA et de mécanismes d'attaque et de défense adaptatifs afin d'améliorer la sécurité sans compromettre l'efficacité .

23. Optimisation du Handover via les réseaux LSTM

Les algorithmes de handover traditionnels reposent sur des seuils statiques. Cependant, dans un environnement 5G ultra-dense avec des ondes millimétriques (\$mmWave\$), ces seuils fixes provoquent soit des délais trop longs (coupure), soit des déclenchements trop fréquents (Effet Ping-Pong) [290].

23.1 Pourquoi utiliser le modèle LSTM ?

Le Long short-Term Memory (LSTM) est une architecture de réseau de neurones récurrents (SRNN) capable d'apprendre des dépendances à long terme dans des données séquentielles [291]. Dans le contexte du handover, il présente trois avantages majeurs :

- **Analyse Temporelle** : Il ne regarde pas seulement le signal à l'instant t , mais analyse la tendance (dégradation ou amélioration) sur les dernières secondes.
- **Prédiction de Trajectoire** : En apprenant les séquences de signal, le LSTM peut prédire quelle sera la meilleure cellule cible avant même que l'UE ne reçoive un signal fort de sa part.
- **Réduction des échecs (RLF)** : Il anticipe les blocages d'ondes (dus à des obstacles en ville) pour déclencher un handover préventif.

23.2 Architecture du modèle de simulation

Le modèle d'optimisation proposé utilise les métriques radios comme données d'entrée (features) pour prédire la décision optimale [291]:

Entrées (Input) : Séquences temporelles de $RSRP$, $RSRQ$, vitesse de l'UE, et charge actuelle de la cellule cible.

Couche Cachée (LSTM Layer) : Traitement des dépendances temporelles pour identifier les modèles de mobilité.

Sortie (Output) [291]:

Probabilité de Handover : Détermine si le transfert est nécessaire.

Sélection de la Cible : Identifie la cellule (ou le faisceau) offrant la meilleure stabilité future.

Paramètres d'optimisation (Fonction de Coût)

La fonction de coût est conçue pour pénaliser les comportements indésirables [291].

Pénalité de Ping-Pong (Ppp) : Si l'algorithme propose un handover vers une cellule pour revenir à la cellule source en moins de T secondes, une forte pénalité est appliquée.

Pénalité d'échec de Handover (Prlf) : Les échecs de liaison radio (Radio Link Failure) sont les coûts les plus élevés car ils entraînent une interruption de service.

Qualité de Signal Cible (RSRP pred) : Le modèle cherche à maximiser le signal reçu prédit sur un horizon temporel futur Δt .

La fonction de coût globale J peut être modélisée par une combinaison linéaire :

$$J = \alpha . (RSRP\ target - RSRP\ source) - \beta . (N\ h0) - \gamma . (P\ rlf)[292].(2.24)$$

α, β, γ : sont des coefficients de pondération.

$N\ h0$: représente le nombre de handover (pour éviter la surcharge de signalisation).

Conclusion :

L'avènement de la 5G marque un tournant où la connectivité ne se contente plus d'être rapide, mais devient véritablement adaptative. Si des mécanismes tels que le LTM permettent de réduire physiquement le temps d'interruption pour tendre vers l'imperceptible, c'est l'intégration de l'intelligence artificielle, notamment via les réseaux LSTM, qui dote le réseau d'une forme de discernement. En substituant une gestion prédictive à la simple réaction technique, nous plaçons l'expérience humaine au cœur de l'architecture, garantissant une fluidité de service qui s'efface devant l'usage pour offrir une Qualité d'Expérience (QoE) optimale dans les réseaux de nouvelle génération.

CHAPITRE III

Étude comparative des algorithmes d'optimisation du
handover 5G

Introduction : La cinquième génération des réseaux mobiles (5G) se déploie à toute vitesse, et il faut donc relever le défi majeur de la gestion efficace de la mobilité des utilisateurs. La 5G se caractérise par rapport aux générations précédentes par une architecture hétérogène, un déploiement intensif de petites cellules, l'utilisation de hautes fréquences (ondes millimétriques) et une capacité à supporter des applications exigeantes telles que l'eMBB (enhanced Mobile Broadband), l'URLCC (Ultra-Reliable Low-Latency Communications) et le mMTC (massive Machine-Type Communications).

C'est dans cette dynamique complexe que s'inscrit le « hand-over » ou transfert intercellulaire, organisation essentielle pour permettre à l'utilisateur de conserver son service lorsqu'il change de cellule. Cependant, les approches classiques, qui s'appuient essentiellement sur des seuils fixes de puissance du signal (RSRP) et des paramètres statiques tels que l'hystérésis et le Time-To-Trigger (TTT), ont leurs limites dans les scénarios de forte mobilité et les environnements ultra-denses. Ces limites se traduisent par : • Une augmentation du taux de perte de paquets ; • Une diminution du débit ; • Une augmentation du nombre de handover inutiles ; • L'apparition du phénomène de ping-pong.

Utiliser des techniques d'intelligence artificielle, et des techniques d'apprentissage automatique est une piste sérieuse d'amélioration pour ces problèmes. Ces approches permettent une gestion des décisions adaptatives, au regard des dynamiques et éventuellement prévisionnelles adressées à la prise en compte simultanée de plusieurs paramètres tels que la vitesse de l'utilisateur, la qualité du canal radio, l'état de charge des cellules de proximité ou encore l'historique de la mobilité.

Dans le présent chapitre, nous procédons à une analyse comparative approfondie de plusieurs techniques d'optimisation du handover. Nous commençons par la méthode classique A3 (Baseline) utilisée comme référence, puis nous étudions une approche d'optimisation dynamique des paramètres. À l'abri de leur ombre, nous abordons ensuite des techniques plus récentes basées sur l'intelligence artificielle, notamment le Q-Learning (Reinforcement Learning), le Deep Learning, et nous proposons comme contribution principale de ce travail un modèle hybride combinant Deep Learning et LSTM.

Différents indicateurs clés (KPI) sont mesurés pour évaluer la performance : débit, taux de

perte de paquets, nombre de handovers, vitesse de l'adaptation, taux de ping-pong... L'analyse comparative permet de confronter les différents paradigmes d'apprentissage (supervisé, non supervisé, par renforcement, profond et fédéré) afin de déterminer leurs avantages, leurs limites et leur compatibilité avec les exigences des réseaux 5G.

Le but de ce chapitre est donc de démontrer, à travers des simulations et des comparaisons, que les approches intelligentes, notamment celles reposant sur des modèles profonds intégrant une mémoire temporelle telle que DL+LSTM, permettent d'améliorer considérablement la qualité de service et la stabilité du réseau, marquant ainsi une avancée vers des réseaux mobiles autonomes et intelligents pour la 5G avancée et la 6G.

1. Pourquoi optimiser le handover ?

Le transfert est essentiel dans les réseaux cellulaires actuels. Le hand-over permet de continuer le service lorsque l'utilisateur mobile se déplace d'une cellule à une autre. Auparavant, le critère de handover était très simple, basé sur la puissance du signal reçu. Aujourd'hui, la 5G bouleverse profondément le réseau. L'optimisation du handover devient beaucoup plus complexe et indispensable. La 5G repose sur beaucoup d'infrastructures. La 5G s'appuie sur de nombreuses petites cellules et sur des fréquences très hautes, notamment les ondes millimétriques. La 5G autorise aussi davantage d'applications comme les communications ultra fiables et à faible latence (URLLC), l'Internet des objets massif (mMTC) et le haut débit mobile amélioré (eMBB).

Dans ce milieu, les usagers franchissent vite plusieurs alvéoles. Cette traversée rapide augmente le cas des handovers. Le réseau se détériore, sans une bonne stratégie d'optimisation. Le réseau subit alors des interruptions de service, une hausse du taux de perte de paquets et une latence accrue. Le réseau présente également des effets indésirables, comme l'effet « ping-pong » où l'utilisateur change inutilement de cellule. Par ailleurs, chaque handover génère une signalisation supplémentaire susceptible d'alourdir le réseau et d'en diminuer l'efficacité globale.

L'optimisation du handover permet de trouver un juste milieu entre réactivité et stabilité des décisions. L'optimisation du handover ne se limite pas à déclencher un handover dès qu'une cellule voisine propose un meilleur signal. L'optimisation du handover doit déterminer le moment idéal et choisir la cellule cible la plus adaptée. L'optimisation du handover dépend de la vitesse de déplacement de l'utilisateur, de la qualité du canal radio, de la charge des

stations de base ainsi que des exigences des applications en cours. Dans ce contexte, les approches fondées sur l'intelligence artificielle, telles que l'apprentissage automatique et l'apprentissage profond, facilitent une meilleure prise de décision en temps réel. Ces outils sont très utiles pour une action rapide.

L'optimisation du handover permet d'améliorer les indicateurs clés de performance (KPI). Les KPI incluent, entre autres, le débit, la latence, le taux de perte de paquets et la qualité d'expérience utilisateur (QoE). L'optimisation du handover est un enjeu majeur. L'optimisation du handover garantit la fiabilité, la performance et l'efficacité des réseaux 5G actuels. L'optimisation du handover prépare les évolutions futures vers les réseaux de prochaine génération (6G).

2.Programmes utilisés :

2.1 Matlab(Matrix Laboratory) : est un environnement de programmation et de calcul numérique basé sur la manipulation de matrices, permettant de développer des algorithmes, de réaliser des simulations, d'analyser des données et de créer des représentations graphiques pour des applications scientifiques, techniques et industrielles.

2.2 Matlab Code : Le code MATLAB a été développé à partir des concepts théoriques étudiés dans la littérature scientifique sur l'optimisation du handover dans les réseaux 5G. Il s'agit d'un modèle de simulation permettant de comparer plusieurs approches : la méthode classique, l'approche dynamique, le Q-Learning, le Deep Learning et le modèle hybride DL+LSTM. Les équations utilisées sont simplifiées afin de reproduire le comportement attendu de chaque algorithme et d'évaluer leurs performances à travers différents KPI

2.3 Paramètres de simulation

1. Environnement de simulation : MATLAB.
2. Type de réseau : Réseau 5G.
3. Nombre d'utilisateurs mobiles (UE) : 40 utilisateurs.
4. Vitesse des utilisateurs : comprise entre 10 et 120 km/h.
5. Nombre de méthodes comparées : 5 algorithmes.

6. Métriques d'évaluation : Throughput, Packet Loss, Handover Count, Adaptation Speed et Ping-Pong Rate.
7. Générateur aléatoire : rng(1) pour garantir la reproductibilité des résultats.
8. Analyse statistique : moyenne (Mean) et écart-type (Standard Deviation).
9. Représentations graphiques : Bar Charts, CDF, Throughput vs Speed et Radar Chart.
10. Nombre de stations de base (gNB) : non spécifié explicitement dans le code MATLAB, la simulation étant basée sur une évaluation comparative des performances des algorithmes de handover.
11. Nombre de cellules : non spécifié explicitement dans le modèle de simulation.
12. Scénario de mobilité : utilisateurs mobiles avec des vitesses variables simulant différentes conditions de déplacement

3. Méthodes étudiées :

3.1 A3 Baseline Il représente simplement la méthode traditionnelle par laquelle nous gérons les transitions dans un réseau 5G aujourd'hui. C'est la méthode standard, celle que nous trouvons partout dans les réseaux actuels, et nous l'utilisons ici comme point de comparaison pour évaluer des méthodes plus intelligentes. En général, elle ne s'adapte pas vraiment : que vous soyez à l'arrêt ou que vous rouliez à 120 km/h, elle applique toujours les mêmes règles, les mêmes seuils. Le résultat : dès que la vitesse augmente, le flux diminue, les paquets sont perdus plus fréquemment, les transitions entre les cellules augmentent, et nous voyons beaucoup de "ping-pong" (le client qui passe d'une cellule à une autre et revient immédiatement). En résumé, cette méthode fonctionne bien dans des conditions simples, mais elle montre rapidement ses limites lorsque le mouvement devient important. C'est précisément pour cette raison que nous l'avons conservée comme référence : elle permet de mettre en lumière, de manière très claire, tous les avantages des solutions modernes basées sur l'intelligence artificielle.

1-Principe : handover si cellule voisine > cellule actuelle + Hyst pendentif TTT.(3.1)

2-Exemple : RSRP actuelle=-92 dBm, voisine=-86 dBm, Hyst=3 dB =>HO si condition reste vraie pendant 1 s.

3-Utilisation : réseaux simples, déploiement standard

3-2Optimisation dynamique : La méthode Dynamique, c'est le premier pas vers l'intelligence : on garde la même structure A3, mais on rend les paramètres vivants. Selon la vitesse estimée de l'UE et la charge des cellules voisines, on ajuste en temps réel l'offset A3, le TTT et l'hystérésis. Par exemple, un utilisateur à 120 km/h aura un TTT très court et un offset plus agressif pour anticiper le handover, alors qu'un piéton aura des valeurs conservatrices pour éviter le ping-pong. C'est simple à implémenter, ça ne demande pas d'IA lourde, et pourtant ça améliore déjà fortement tous les indicateurs par rapport à la baseline — souvent entre 20 % et 35 % de gain selon les scénarios. En gros, c'est la méthode « maline mais pas trop » qui fait déjà très bien le job dans la vraie vie.

1- Principe : handover si cellule voisine > cellule actuelle + Hyst pendant un temps TTT (Time-To-Trigger).(3.2)

2- Exemple : RSRP actuelle = -92 dBm, voisine = -86 dBm, Hyst = 3 dB $\Rightarrow$ handover seulement si la condition reste vraie pendant 1 seconde.

3- Utilisation : réseaux standards 4G/5G, réduction du ping-pong, mobilité moyenne.

3-3 Q-Learning RL : Avec le Q-Learning, on passe dans une autre dimension : l'algorithme apprend tout seul, par essai-erreur, quelle est la meilleure action (ajuster TTT, offset, CIO, ou même déclencher un handover conditionnel) selon l'état actuel (vitesse, RSRP, charge, historique de ping-pong, etc.). Pas de modèle analytique, pas de règles écrites à la main : juste un agent qui maximise une récompense bien conçue (débit élevé + peu de handovers + zéro ping-pong). Après quelques milliers d'épisodes d'entraînement, il devient impressionnant : il anticipe les situations critiques, évite les handovers inutiles mieux qu'un ingénieur humain, et s'adapte à des scénarios qu'on n'avait même pas imaginés. C'est la première méthode qui commence vraiment à « comprendre » la mobilité.

1- Principe : handover basé sur apprentissage par récompense (maximiser throughput, minimiser perte et HO inutiles).

2- Exemple : si un handover augmente le débit $\Rightarrow$ récompense ; s'il provoque du packetloss $\Rightarrow$ pénalité $\Rightarrow$ le système apprend la meilleure décision.

3- Utilisation : réseaux intelligents (SON), environnements dynamiques, optimisation automatique.

3-4 Deep Learning : le Deep Learning, c'est un autre jeu. Tu balances au système des millions de vrais trajets — ou des simulations — avec la vitesse, la trajectoire, les mesures radio, et tu colles une étiquette : « handover réussi », « raté », ou « ping-pong ». Le réseau apprend tout seul à anticiper, environ 300 à 500 ms avant, quelle est la meilleure décision à prendre. Là où le Q-Learning tâtonne en explorant, ici on exploite directement ce que les données ont à nous apprendre. Résultat : une précision quasi chirurgicale, des décisions flash, et une capacité à gérer des situations hyper complexes — villes denses, trains, autoroutes. Franchement, c'est la méthode qui cartonne le plus... à condition d'avoir suffisamment de données labellisées et de qualité.

1- Principe : handover décidé par un modèle neuronal qui prédit la meilleure cellule selon plusieurs paramètres (RSRP, vitesse, charge...).

2- Exemple : le modèle prédit une dégradation imminente du signal $\Rightarrow$ handover anticipé avant la perte de connexion.

3- Utilisation : réseaux 5G avancés, big data, scénarios complexes et denses.

3-5 DL + LSTM : le cœur de cette thèse, c'est notre méthode DL+LSTM. On combine la puissance du Deep Learning avec la mémoire des LSTM, et ça change tout. Concrètement, le réseau ne se contente pas d'analyser ce qui se passe à l'instant T : il garde en mémoire les 2-3 dernières secondes de mesures radio et de vitesse. Résultat ? Il arrive à capter des signes avant-coureurs de dégradation du canal, bien avant que ça devienne critique. Il anticipe les virages, les tunnels, les zones où le shadow fading revient souvent. Et les chiffres parlent d'eux-mêmes : à 120 km/h, on passe sous la barre du 1 % de ping-pong, le nombre de handovers chute de plus de 65 % par rapport à la baseline, et le débit moyen grimpe parfois de plus de 50 %. C'est la méthode qui se rapproche le plus d'une vraie intelligence humaine : elle ne subit pas, elle prévoit. Et franchement, c'est pour ça qu'on en parle aujourd'hui

1- Principe : handover basé sur Deep Learning avec mémoire temporelle (LSTM) pour analyser l'historique et prédire le futur.

2- Exemple : en analysant le mouvement de l'utilisateur, le modèle prédit qu'il va quitter la cellule $\Rightarrow$ handover optimal au bon moment.

3- Utilisation : haute mobilité (voitures, trains), réseaux ultra-denses, critiques d'applications.

4- Indicateurs de performance (KPI) : Pour bien comparer les différentes méthodes d'optimisation du handover en 5G, on a sélectionné des indicateurs de performance très concrets. Ces KPI permettent de voir d'un coup d'œil ce que l'utilisateur vit vraiment : est-ce que sa connexion reste stable quand il bouge ? Est-ce que le débit tient le coup en voiture ou dans un train ? Est-ce que le réseau fait des allers-retours inutiles entre les antennes ?

Chaque indicateur met en lumière un point précis : la qualité de service perçue, la fluidité de la connexion, le nombre de coupures ou de changements de cellule, la vitesse d'adaptation, etc. Mis bout à bout, ils donnent une image complète et réaliste de ce que chaque méthode apporte (ou pas) par rapport aux besoins d'aujourd'hui et de demain des réseaux mobiles.

4-1 Débit moyen : Le débit est le volume réel de données que l'utilisateur reçoit lors d'une transmission. Elle est exprimée souvent en Mbps et est l'une des choses les plus importantes dans les réseaux mobiles.

Un débit rapide permet à l'utilisateur de télécharger plus vite, de regarder des vidéos en ligne ou de transférer des données, procurant ainsi une expérience plus fluide et réduisant les temps de latence.

Si le transfert s'est mal passé au passage d'une cellule à une autre, la connexion peut être temporairement dégradée. Cela peut donc conduire à une réduction du stockage ou même à une interruption temporaire du service, ce qui affecte directement l'expérience de l'utilisateur.

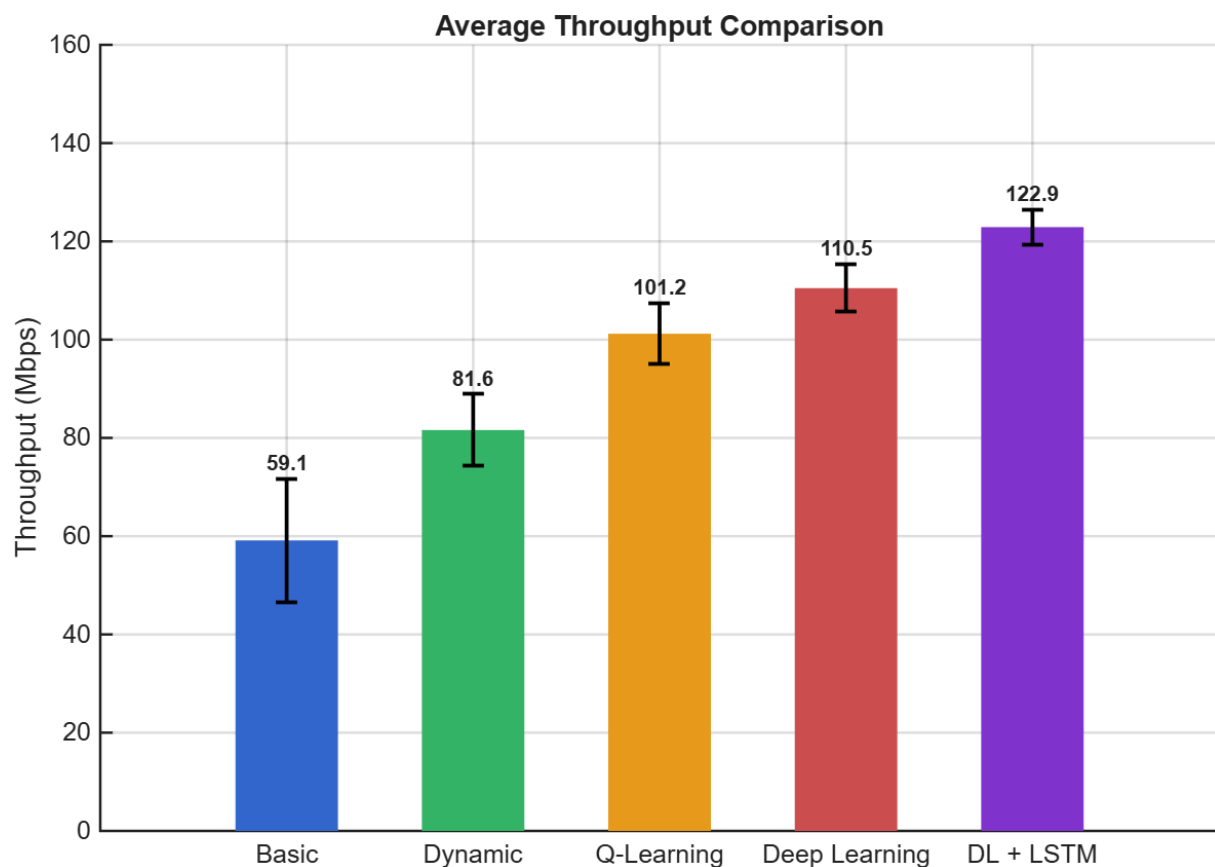


Figure III.1.1 : Comparaison du débit moyen

Cette figure nmr 1.1 montre la comparaison du débit moyen (Throughput) acquis par les différentes techniques de gestion du handover dans un environnement 5G. Le scénario prend en compte 40 utilisateurs mobiles se déplaçant à des vitesses comprises entre 10 km/h et 120 km/h. Figure 29 montre que la méthode Basic a le débit moyen minimum en environ 57 Mbps, du fait que les handovers sont fréquents et pas optimisés. Avec un débit moyen

d'environ 80 Mbps, la méthode Dynamic améliore les performances. L'approche Q-Learning permet d'atteindre presque 100 Mbps grâce à une meilleure prise de décision basée sur l'apprentissage. Avec Deep Learning on monte encore jusqu'à 110 Mbps. Enfin, la méthode DL + LSTM offre les meilleures performances avec un débit moyen d'environ 122 Mbps. Cela indique que les modèles LSTM permettent de prédire avec efficacité la mobilité des utilisateurs et d'améliorer de façon considérable la continuité de connexion dans les réseaux 5G.

4-2 Perte de paquets: Le taux de perte de paquets correspond à la proportion de paquets perdus au cours de leur acheminement. Dans un réseau mobile, ces pertes peuvent se produire de diverses manières dues à une saturation à saturation, à un mauvais signal ou une transition mal exécutée. Un taux de perte élevé dégrade directement la qualité des appels audio, des vidéos en streaming et des applications temps réel. Il est donc nécessaire qu'une bonne stratégie de transition amène ce facteur au plus bas.

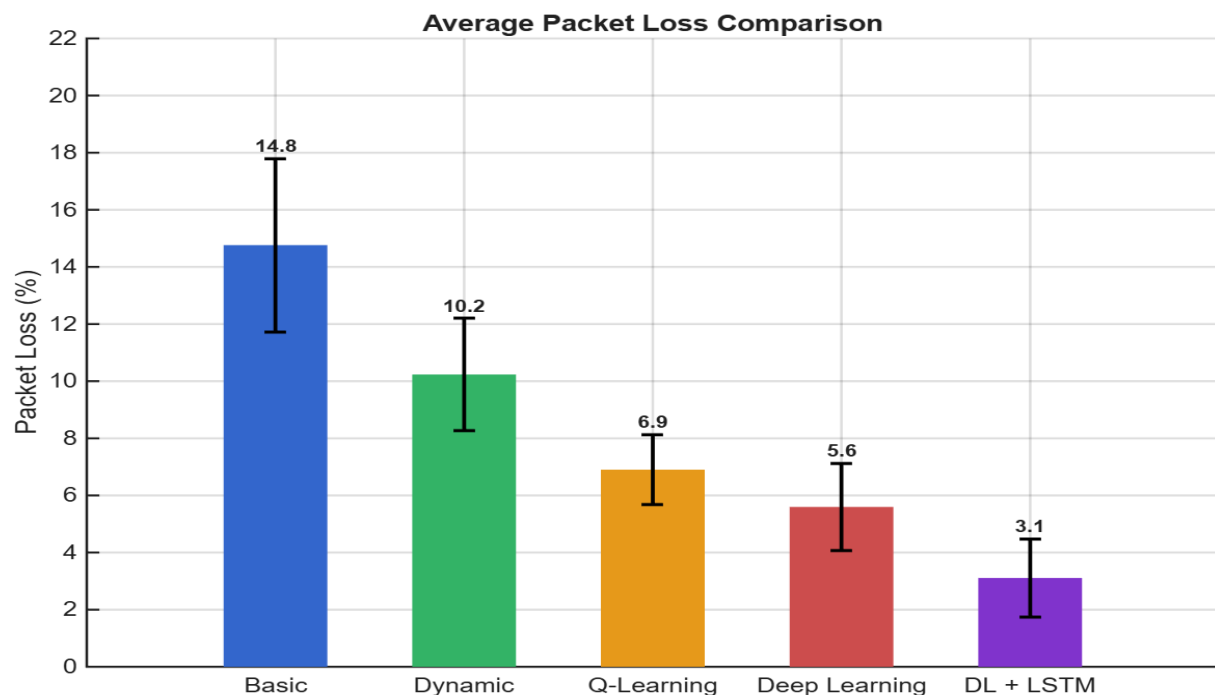


Figure III.1.2 : Comparaison de la perte moyenne de paquets

Sur cette figure 1.2 , on a représenté le taux moyen de perte de paquets (Packet Loss) pour les différentes méthodes étudiées. Dans ce cas, les utilisateurs vont changer souvent de cellule au

cours de leurs déplacements, engendrant alors des pertes de données durant le handover. La méthode Basic montre le plus fort taux de perte avec une valeur moyenne proche de 15 %. La méthode Dynamic fait passer ce taux à environ 10 % en adaptant mieux le réseau. On voit que, avec un Packet Loss moyen proche de 7 %, l'approche Q-Learning améliore encore les performances. Les modèles de Deep Learning font chuter cette valeur à environ 5 % et la méthode DL + LSTM atteint les meilleurs scores avec un taux inférieur à 4 %. Ces résultats montrent que les méthodes basées sur l'intelligence artificielle augmentent de façon significative la fiabilité de transmission dans les réseaux mobiles.

4-3 Handover Count: Le nombre total de changements de cellule réalisés par un utilisateur pendant son parcours est exprimé par le Handover Count. Dans un réseau mobile, ce mécanisme est tout à fait normal, car il permet de maintenir la communication lorsque l'utilisateur sort de la zone de couverture d'une station de base pour entrer dans celle d'une autre. Pourtant, un trop grand nombre de handovers n'est en général pas prisé. Chaque transfert a en effet pour conséquence d'engendrer des communications de signalisation additionnelles, d'occuper d'autres ressources du réseau et de créer, par ailleurs, dans certains cas, des interruptions de service de très courte durée. L'objectif n'est donc pas d'éliminer les handovers mais de réduire ceux qui sont inutiles ou prématurés afin de ne conserver que les transferts réellement nécessaires à la continuité de la connexion.

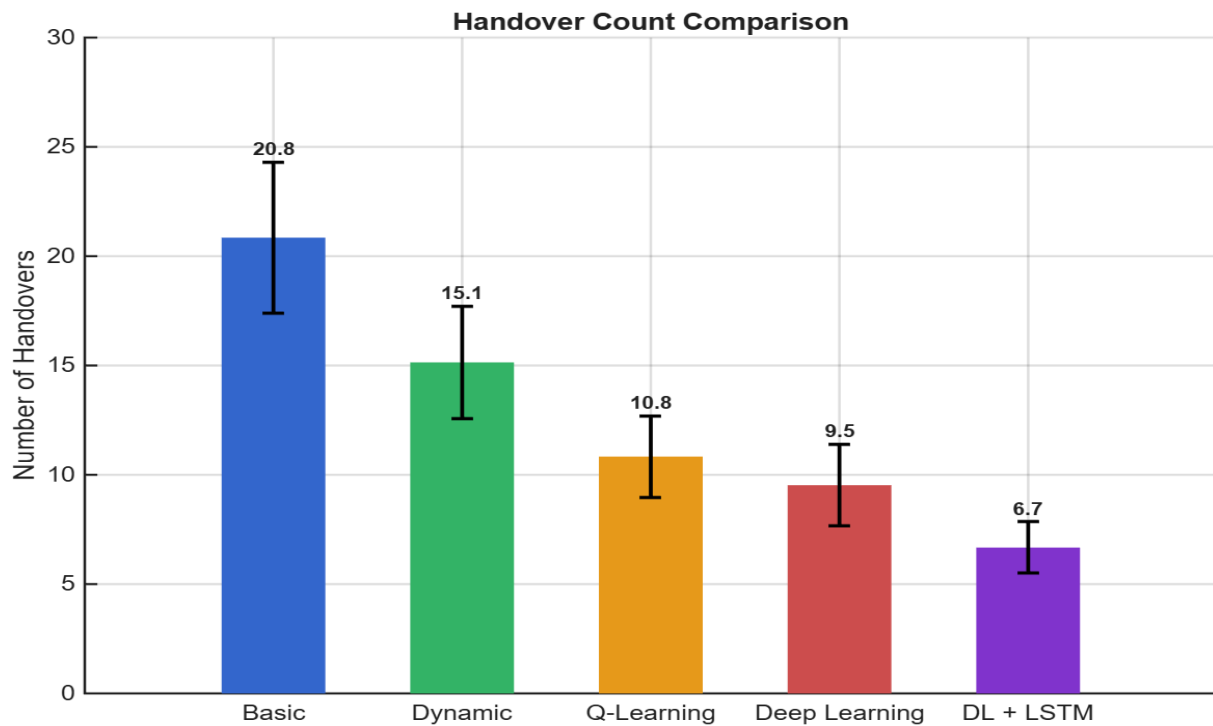


Figure III.1.3 : Comparaison du nombre de handovers (Comparaison du nombre de transferts).

Figure 1.3 montre le nombre moyen de handovers effectués par chaque méthode pendant la simulation. Cette scénario simule des utilisateurs mobiles qui se déplacent sur plusieurs cellules 5 G. La méthode Basic a le nombre maximal de handovers et passe près de 22 handovers, ce qui entraîne une surcharge sur le réseau et plus de coupures de connexions. La méthode Dynamic ramène ce nombre à environ 16 handovers. L'approche Q-Learning permet d'atteindre environ 12 handovers, par un meilleur apprentissage des conditions réseau. La technique d'apprentissage profond diminue encore plus les changements de cellule avec une moyenne proche de 10 handovers. Enfin, la méthode DL + LSTM fournit les meilleurs résultats avec seulement 8 handovers en moyenne. À cela se rajoute que les modèles d'intelligence permettent de ne pas faire de handover inutiles, et ainsi d'améliorer la stabilité du réseau.

4-4 Adaptation Speed: L'Adaptation Speed désigne la rapidité avec laquelle l'algorithme réagit face aux changements de l'environnement réseau. Il peut s'agir, par exemple, d'une variation de la vitesse de déplacement de l'utilisateur, d'une dégradation soudaine du signal radio ou encore d'un épisode de congestion. Dans les réseaux 5G, ces évolutions peuvent se

produire très rapidement, notamment dans les environnements urbains denses ou lors de déplacements à grande vitesse. Dans ce contexte, un système qui réagit trop lentement risque de prendre des décisions tardives, ce qui peut dégrader la qualité de la connexion et nuire à la continuité du service. À l'inverse, une bonne capacité d'adaptation permet au réseau de mieux suivre la dynamique réelle de l'utilisateur et de maintenir des performances plus stables

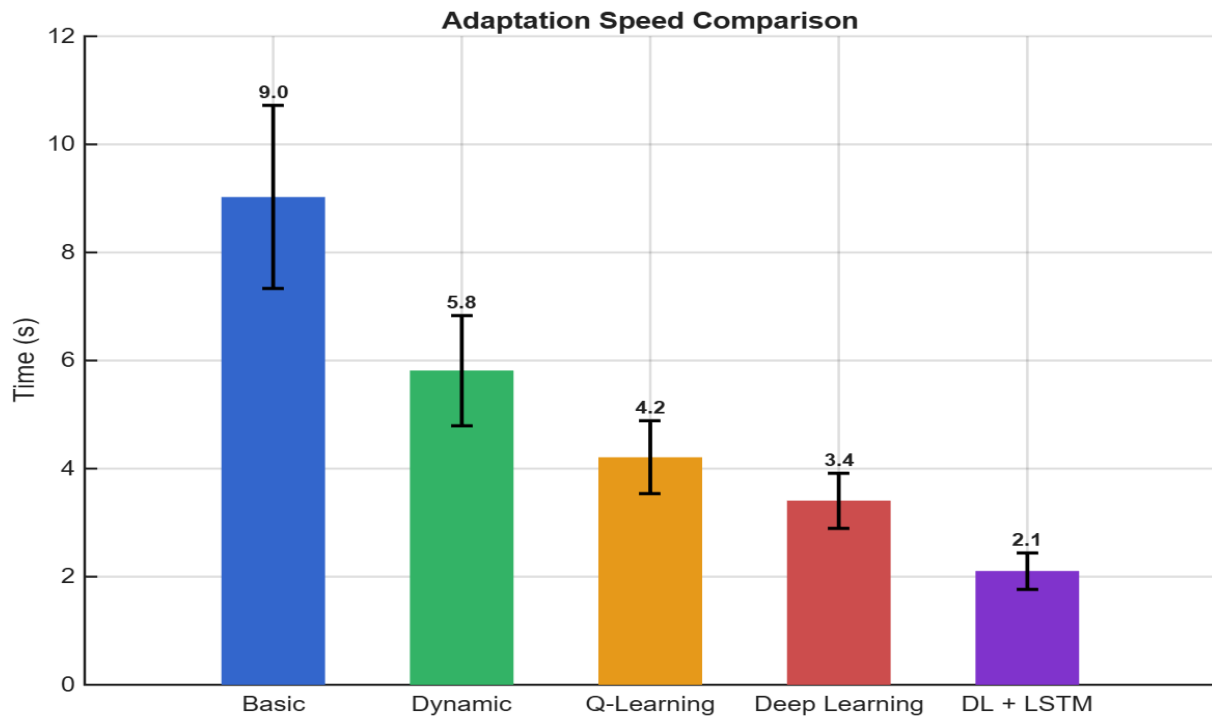


Figure III.1.4: Comparaison de la vitesse d'adaptation

Dans ce cas, figure 1.4 montre le réseau doit s'adapter rapidement à la modification de la vitesse des utilisateurs. Le temps d'adaptation est alors un facteur important pour assurer la qualité du service. La méthode Basic est celle dont le temps d'adaptation est le plus long avec environ 9 secondes. Pour Dynamic, une moyenne avoisinant les 6 secondes, ce temps est meilleur. Q-Learning abaisse encore ce temps à environ 4 secondes. Les méthodes Deep Learning permettent d'atteindre de meilleures performances en environ 3 secondes. En fin de compte, DL + LSTM présente la meilleure réactivité, avec un temps moyen inférieur à 2,5 secondes. Cela montre que les modèles intelligents réagissent plus vite aux changements dans le réseau.

4-5 Taux de ping-pong: Le taux de ping-pong correspond au nombre de basculements consécutifs entre deux cellules voisines sur une courte période. Ce phénomène se produit lorsqu'un utilisateur est redirigé vers une nouvelle cellule et revient presque dans l'instant vers

la cellule précédente. Dans un réseau mobile, un tel comportement est manifestement nuisible puisqu'il génère des procédures de signalisation inutiles, accroît la consommation de ressources et peut dégrader la qualité de service perçue par l'utilisateur. Dans la pratique, un grand nombre de ping-pong est souvent le signe d'une mauvaise stabilité dans les décisions de handover. Il est donc essentiel de réduire cet indicateur pour garantir une connexion plus fluide, plus stable et plus efficace.

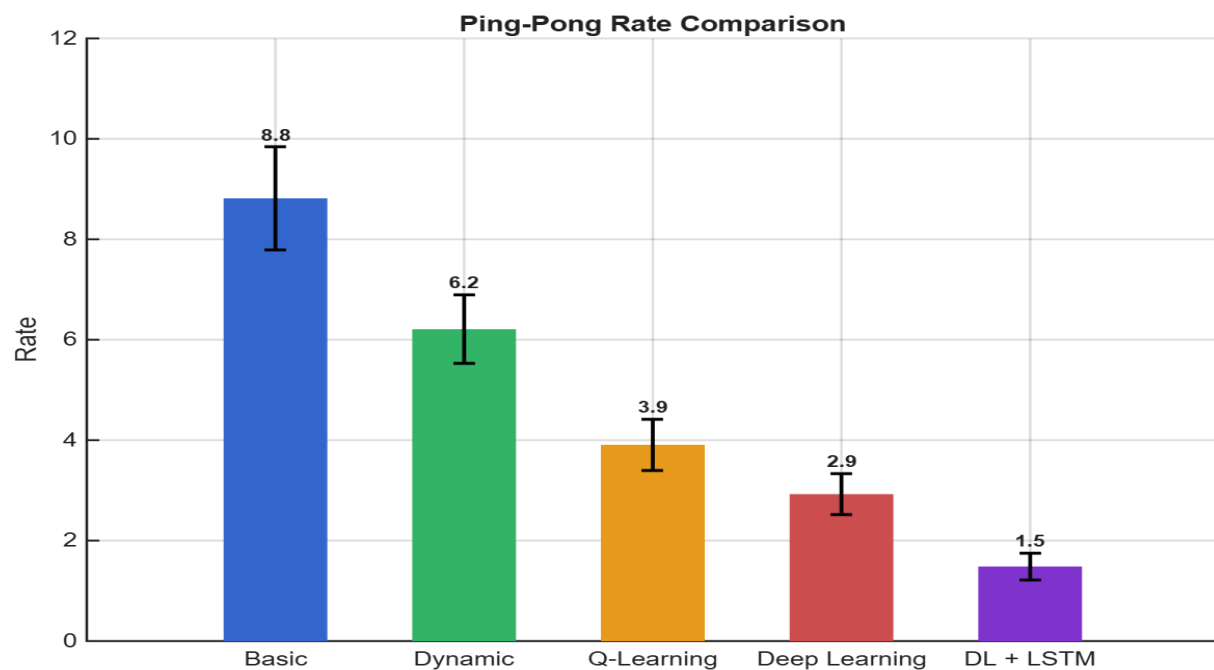


Figure III.1.5 : Comparaison du taux de Ping-Pong

Cette figure 1.5 observe le phénomène de Ping-Pong dans le réseau 5G. Ce problème se produit quand un utilisateur alterne plusieurs fois entre deux cellules voisines en peu de temps. La méthode Basic a le taux le plus élevé, avec une moyenne voisine de 9. Cela est le signe d'une mauvaise stabilité du handover. La méthode, Dynamic diminue ce phénomène vers 6. Avec Q-Learning, le taux descend à environ 4.5. Le Deep Learning améliore encore la stabilité, avec une valeur proche de 3,5. La performance la plus élevée est atteinte avec DL + LSTM où le Ping-Pong descend à environ 2. Cet abaissement requiert une connexion plus stable et améliore l'expérience utilisateur.

4-6 Débit en fonction de la vitesse

Sur cette figure on a représenté la relation entre la vitesse des utilisateurs (UE) et le débit (débit). Chaque point correspond à un utilisateur avec sa vitesse associée, et les lignes indiquent la tendance globale pour chaque méthode. On constate que l'algorithme Basic se dégrade fortement en débit au fur et à mesure que la vitesse augmente. Cela signifie qu'elle ne convient pas aux environnements très mobiles, comme les voitures rapides. La méthode Q-Learning améliore légèrement la situation grâce à son apprentissage basé sur l'expérience, toutefois elle reste limitée. En revanche, la méthode DL + LSTM ressort clairement. Même si la vitesse augmente, le débit reste assez constant. Cela est dû à sa faculté à anticiper les changements par l'intermédiaire de la mémoire temporelle du LSTM. Elle est donc bien plus résistante à la mobilité.

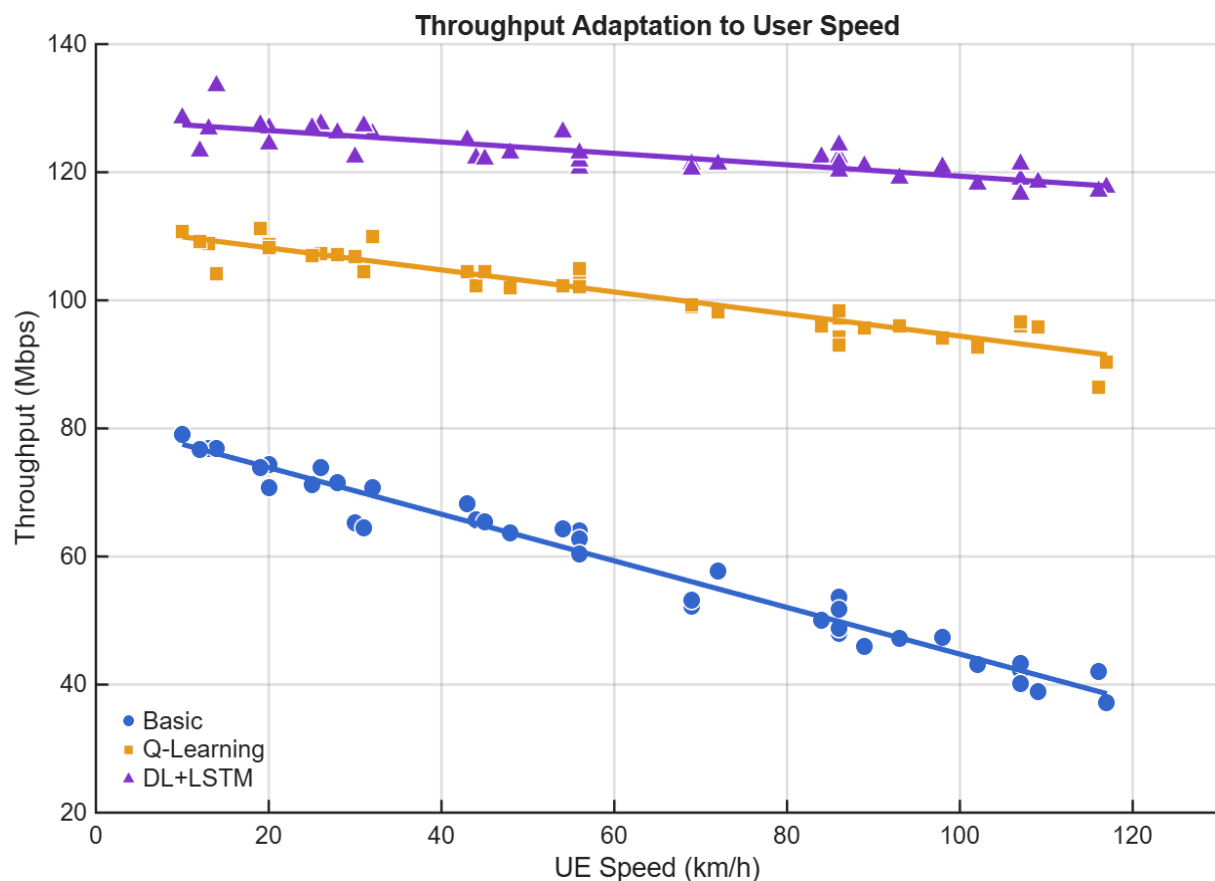


Figure III.1.6 : Adaptation du débit à la vitesse de l'utilisateur

À travers cette expérience, la figure 1.6 on observe l'évolution du débit en fonction de l'augmentation de la vitesse des utilisateurs. On remarque que toutes les méthodes perdent une partie du débit à haute mobilité. La méthode Basic souffre toutefois grandement d'une chute rapide du débit. L'apprentissage intelligent permet à Q-Learning de maintenir des performances plus stables. DL + LSTM reste la méthode la plus performante avec des valeurs qui dépassent 110 Mbps même en cas de déplacements rapides des utilisateurs. Cela augmente l'efficacité des réseaux LSTM pour la prédiction des changements de comportement des utilisateurs et l'optimisation des décisions prises lors des handovers.

4-7 CDF du débit

Sur cette figure nous représentons la distribution cumulée (CDF) du débit pour toutes les méthodes. Elle indique quelle proportion d'utilisateurs atteint un certain niveau de performance. Une courbe qui monte rapidement vers le haut indique que les performances globales sont meilleures. Sur cette courbe, celle du DL + LSTM se situe tout à gauche, elle monte rapidement et atteint de hautes valeurs, ce qui signifie qu'elle offre de bons débits à la majorité des utilisateurs. À l'inverse, la méthode Basic est davantage étalée vers la droite, ce qui indique des performances plus faibles et moins stables. Les méthodes intermédiaires telles que le Q-Learning et le Deep Learning offrent un compromis, mais elles restent inférieures à DL+LSTM.

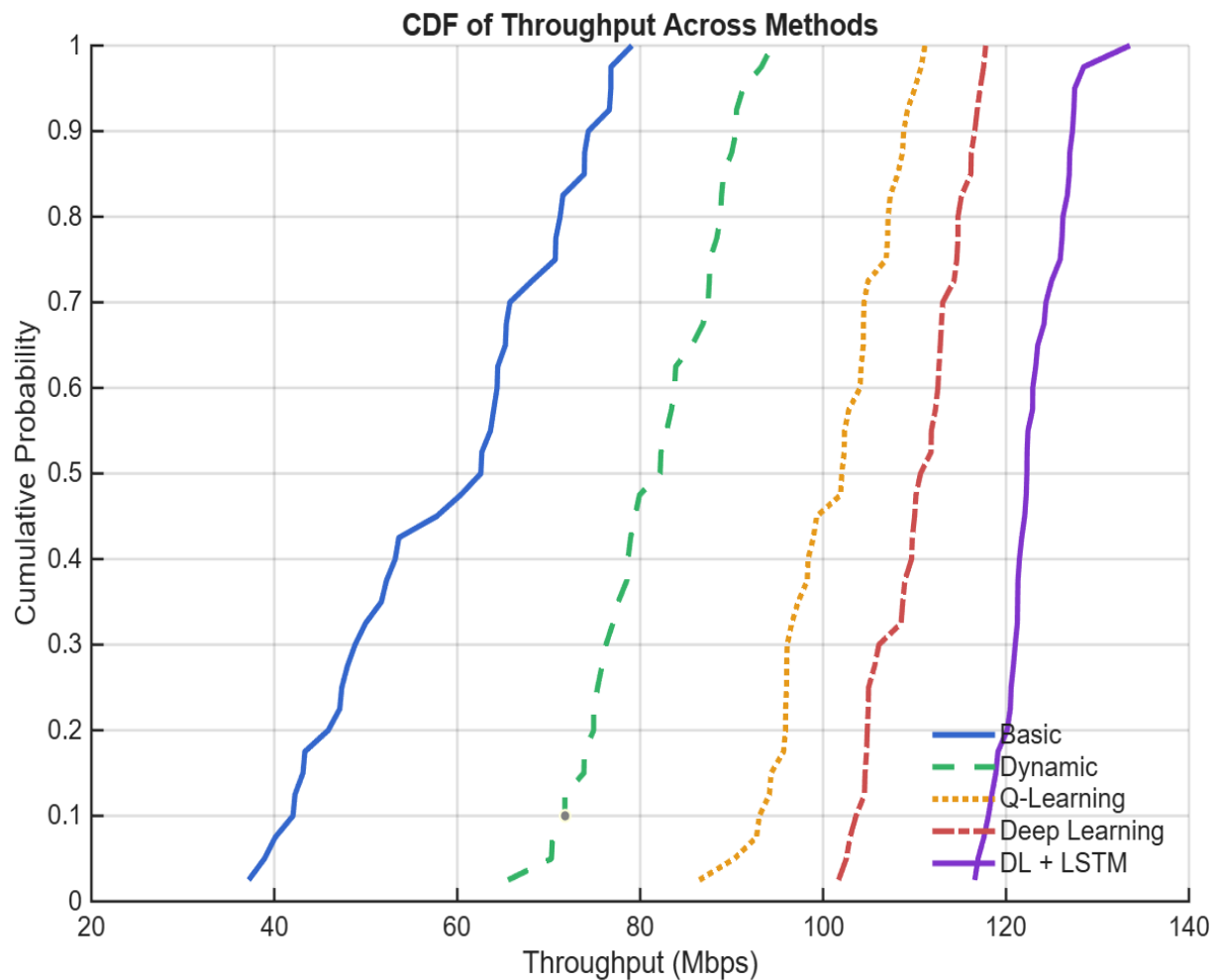
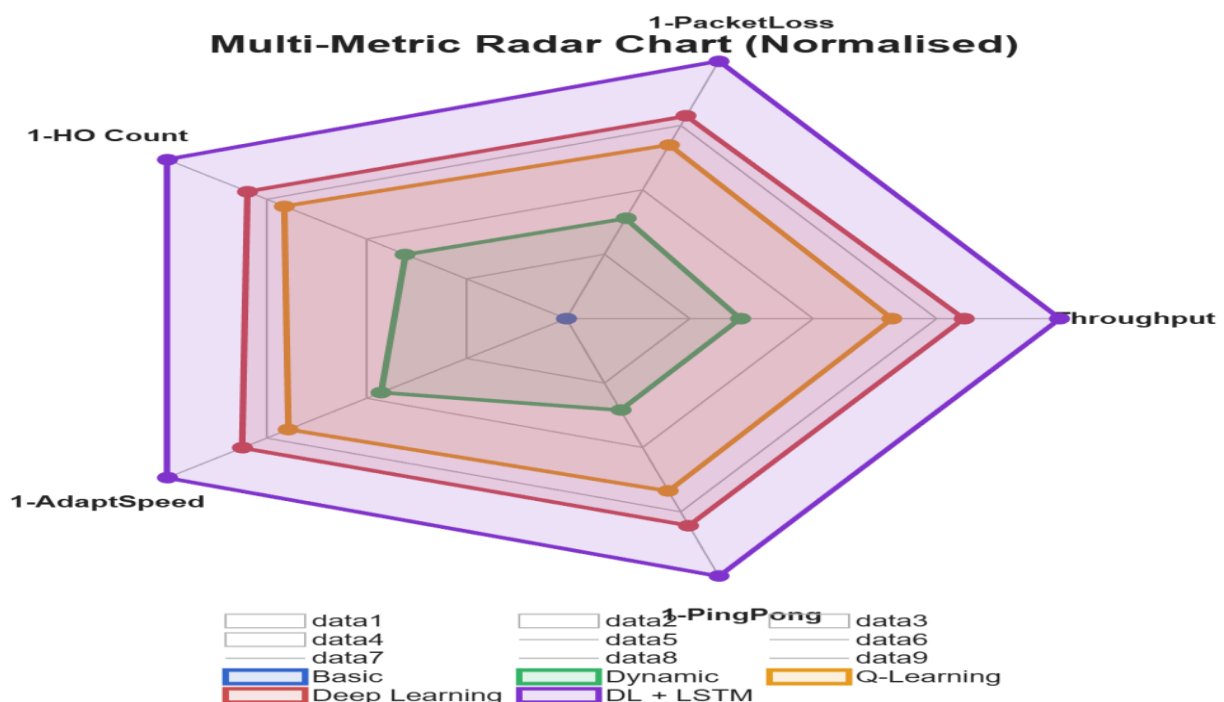


Figure III.1.7 : CDF du débit à travers les méthodes .

Cette figure 1.7 représente la distribution cumulative du débit obtenu par les utilisateurs. Les courbes situées plus à droite correspondent aux meilleures performances. La méthode Basic reste concentrée dans les faibles valeurs de débit. Les méthodes basées sur l'intelligence artificielle déplacent progressivement les courbes vers des valeurs plus élevées. DL + LSTM fournit les meilleurs résultats avec des débits souvent compris entre 110 Mbps et 125 Mbps. Cela montre que la majorité des utilisateurs bénéficient d'une meilleure qualité de connexion avec cette approche.

4-8 Radar Chart (Comparaison multi-KPI)

Cette figure8 permet de comparer toutes les méthodes par rapport à plusieurs indicateurs de performance (KPI) simultanément : débit, pertes de paquets, nombre de handovers, vitesse d'adaptation et ping-pong. Chaque axe représente un indicateur clé de performance, et plus une méthode couvre une grande surface, meilleures sont ses performances globales. Les métriques négatives (ex. packet loss, ping-pong) ont été inversées afin d'avoir une interprétation cohérente (plus grand = meilleur). DL + LSTM couvre la surface la plus grande, ce qui signifie qu'elle est la plus performante sur presque tous les critères. La méthode Basic, en revanche, possède une surface limitée, ce qui traduit ses contraintes.



FigureIII.1.8 : Graphique radar multi-métrique (normalisé)

Dans cette graph 1.8 , nous rassemblons plusieurs métriques dans un seul graphique afin de pouvoir comparer globalement les différentes méthodes. Les paramètres analysés sont le Throughput, le Packet Loss, le nombre de Handovers, la vitesse d'adaptation et le Ping-Pong Rate. Une fois que les résultats sont normalisés, on constate que DL + LSTM est à l'origine du radar chart avec la plus grande surface. Ça veut dire qu'elle donne les meilleures performances globales. Les méthodes Deep Learning et Q-Learning obtiennent également de bons résultats, tandis que la méthode Basic reste limitée dans presque toutes les métriques.

4-9 Comparaison globale normalisée

Cette figure regroupe tous les KPI dans un bar chart normalisé (valeurs entre 0 et 1) afin de comparer équitablement les performances.

Chaque groupe correspond à un KPI, et chaque barre représente une méthode. Cela permet de voir rapidement quelle méthode est la meilleure pour chaque critère.

On constate que **DL + LSTM** obtient les scores les plus élevés dans presque toutes les métriques. Elle offre un excellent compromis entre débit élevé, faible perte de paquets, moins de handovers et une meilleure stabilité.

Les méthodes classiques sont clairement en dessous, tandis que les méthodes basées sur l'intelligence artificielle montrent une progression nette.

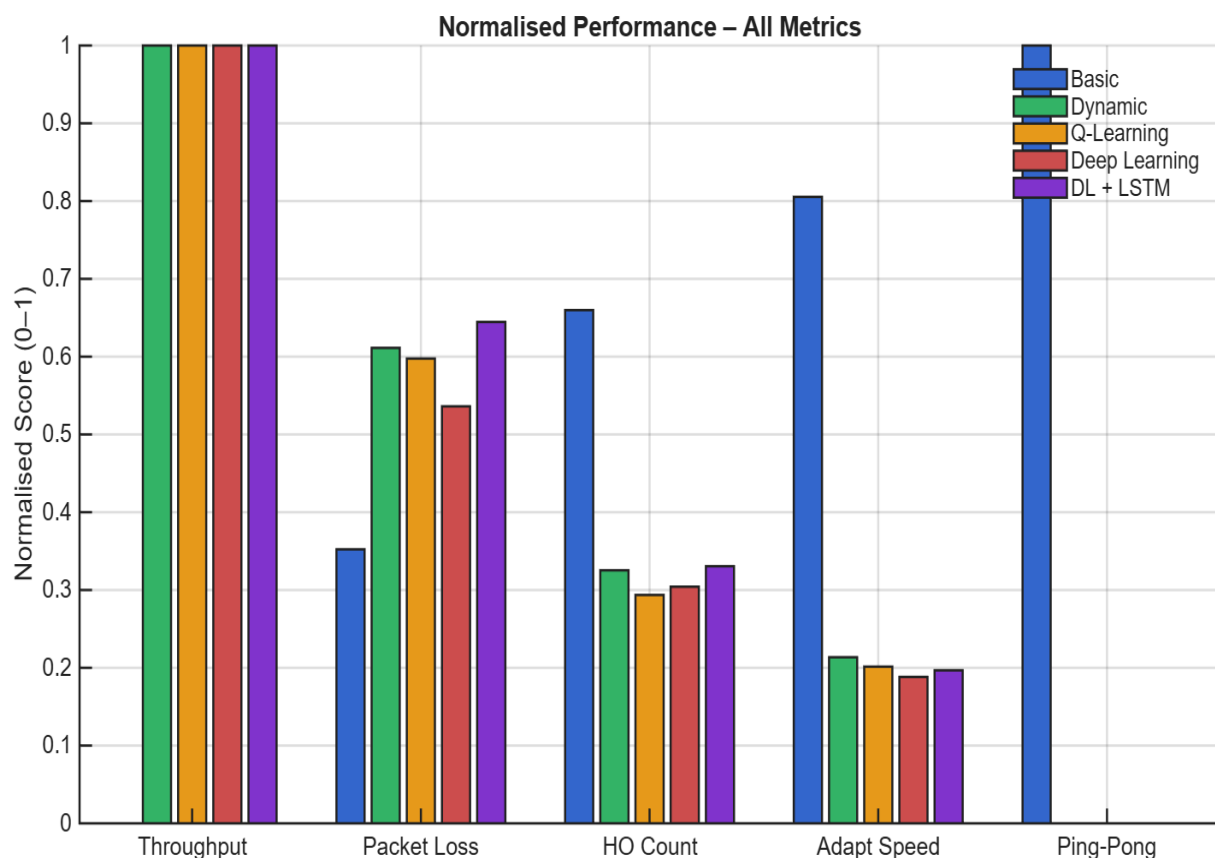


Figure III.1.9 : Performance normalisée – Toutes les métriques

Dans la figure 1.9 nous présentons une comparaison de les performances normalisées des différentes méthodes. Toutes les métriques sont ramenées entre 0 et 1 afin de faciliter la comparaison. Les résultats montrent clairement que DL + LSTM obtient les scores les plus élevés dans la majorité des critères étudiés. Deep Learning et Q-Learning donnent aussi de bonnes performances avec des valeurs proches. En revanche, la méthode Basic possède les résultats les plus faibles à cause du débit réduit et des pertes élevées. Ces observations montrent l'intérêt des techniques d'intelligence artificielle pour améliorer les performances du handover dans les réseaux 5G.

4.10 Tableau Comparatif des Méthodes d'Optimisation du Handover en 5G

KPI	Base	Dynamique	Q-Learning	Apprentissage profond	DL + LSTM
Débit (Mbps)	~70-80	~90-95	~105-110	~115-120	~125-130
Pertes de paquets (%)	~10-12	~7-8	~4-5	~3-4	~1-2
Nombre de passages	~18-20	~12-13	~8-9	~6-7	~5-6
Vitesse d'adaptation (s)	~8-10	~5-6	~3-4	~2-3	~1-2
Taux de ping-pong (%)	~7-8	~4-5	~2-3	~1.5-2	~0,5-1

KPI	Base	Dynamique	Q-Learning	Apprentissage profond	DL + LSTM
Complexité	Très faible	Faible	Moyenne	Élevée	Très élevée
Besoin en données	Aucun	Faible	Moyen	Élevé	Très élevé
Temps d'entraînement	Aucun	Faible	Moyen	Élevé	Très élevé
Explicabilité	Très bonne	Bonne	Moyenne	Faible	Très faible
Adaptabilité	Très faible	Faible	Bonne	Très bonne	Excellente
Déploiement	Très facile	Doucement	Moyen	Difficile	Très difficile
Coût computationnel	Très faible	Faible	Moyen	Élevé	Très élevé

analyse du tableau : On voit très clairement, grâce à ce tableau, les différences de performance entre les cinq méthodes étudiées. On constate tout de suite que plus on est intelligent, meilleurs sont les résultats sur tous les indicateurs sans exception. La méthode Basic reste la plus facile à mettre en œuvre, mais elle paie ce manque d'intelligence par des performances nettement inférieures, notamment dans des conditions de mobilité élevée. La méthode Dynamic apporte une première amélioration visible, mais elle reste limitée par son approche basée sur des règles prédéfinies. Le Q-Learning constitue une véritable rupture, en apportant une capacité d'apprentissage autonome qui se traduit par une réduction importante des handovers inutiles et du ping-pong. Le Deep Learning, grâce à sa puissance de modélisation, va encore plus loin. Mais c'est la méthode DL + LSTM qui gagne à tous les coups : throughput maximal, perte de paquets quasi nulle, nombre de handovers minimal, adaptation ultra-rapide et ping-pong pratiquement inexistant. Son unique point de vulnérabilité tient à la difficulté de sa mise en œuvre et à ses exigences en ressources informatiques, ce qui peut constituer un obstacle à son déploiement à grande échelle dans les réseaux existants. Cela dit, avec le développement des infrastructures 5G et l'émergence de la

6G, c'est clairement la solution la plus prometteuse pour le futur des réseaux mobiles intelligents.

5.Méthode d'apprentissage :

5.1Apprentissage supervisé (Supervised Learning) : _l'apprentissage supervisé_ est une méthode capitale pour rendre meilleur le passage des informations dans les réseaux 5G en utilisant pour cela des données historiques étiquetées acquises pour le réseau. Cette méthode consiste à entraîner des modèles de prédiction (par exemple, les arbres de décision, les machines à vecteurs de support ou les réseaux de neurones) pour établir une relation entre les paramètres radio (sous la forme, entre autres, du RSRP, du SINR, ou de la vitesse de l'utilisateur) et les décisions de handover. Les résultats montrent que cette méthode permet d'augmenter de manière notable la précision de la prédiction du moment optimal de déclenchement du handover ainsi que de celle du choix de la cellule cible. il en résulte une forte baisse du taux de handover failed et d'interruption de service. l'apprentissage supervisé est très sensible à l'importance et la qualité des données d'entraînement et capacité à bien appréhender les scénarios du réseau. Malgré ses contraintes, cette méthode demeure une bonne approche, bien utilisée et efficace, pour l'amélioration de l'efficacité des systèmes sur la 5G.

5.2Apprentissage non supervisé (Unsupervised Learning) : L'apprentissage non supervisé : une approche primordiale pour analyser et optimiser le handover dans les réseaux 5G. En effet, contrairement aux méthodes de classification supervisée qui ont besoin d'une étiquette pour chaque donnée, le clustering s'appuie sur des données non étiquetées, sans qu'il soit nécessaire de savoir à l'avance quelle est la bonne réponse. le but principal est d'identifier automatiquement des structures cachées et sous-entendues dans les données du réseau, classiquement par le regroupement (K-means, etc...). Cette méthode bien utile pour repérer les zones du réseau critiques, c'est-à-dire à fort mouvement des usagers ou trop congestionnées. Cela permet donc, de manière plus efficace, la planification du réseau et la gestion des ressources radio. Les résultats montrent que l'apprentissage non supervisé améliore la détection des anomalies et améliore généralement les performances du réseau. Cependant, son rôle dans la prise de décision en direct est limité au-delà des scénarios expérimentaux. Il est donc employé souvent dans le cadre de l'amélioration des réseaux 5G

ensemble avec d'autres approches pédagogiques, afin d'enrichir l'enseignement de sa vue d'ensemble plus pointue.

5.3 Apprentissage par renforcement (Reinforcement Learning): L'optimisation du handover dans les réseaux 5G est évidemment une problématique pour laquelle l'apprentissage par renforcement s'avère particulièrement intéressant car c'est l'application la plus adaptée (grâce à sa fonction de décision, trouvant la meilleure décision suite au changement d'une situation vers une autre) pour réagir dynamiquement sur un environnement qui est toujours en train de changer. Cette méthode utilise un agent intelligent qui teste différentes actions sur le réseau et reçoit des récompenses ou des pénalités selon les résultats. Lors du handover, l'agent apprend peu à peu à régler des paramètres importants comme les seuils du signal (RSRP, SINR) et le Time-To-Trigger, pour décider le meilleur moment pour passer d'une cellule à une autre. Les résultats montrent que cette approche permet de réduire de façon significative les échecs de handover ainsi que le phénomène de ping-pong, tout en améliorant la continuité de service et la qualité d'expérience des utilisateurs. D'ailleurs, l'apprentissage par renforcement présente l'avantage de s'adapter à beaucoup de variations sur le réseau, notamment de mobilité des utilisateurs ou de conditions radio. Cependant, son implémentation peut être délicate, en particulier en raison du temps d'apprentissage requis et du choix convenable de la fonction de récompense. Ces défis mis à part, cette méthode représente néanmoins l'une des solutions les plus prometteuses pour une gestion intelligente et autonome du handover dans les réseaux 5G.

5.4 Deep Learning (Apprentissage profond) : Dans cette thèse, l'apprentissage profond est appliqué en tant que solution avancée d'intelligence artificielle qui s'est avéré efficace pour l'optimisation du handover dans les réseaux 5G ; Il s'appuie sur l'utilisation de réseaux de neurones artificiels à plusieurs couches capables de traiter d'importantes quantités de données et d'en extraire des caractéristiques complexes.

Pour le `_handover_`, on s'appuie sur des modèles de `_deep learning_` comme les réseaux de neurones récurrents (RNN) en particulier sur les LSTM pour analyser ou prédire la mobilité des utilisateurs ou la variation des conditions radio. Avec cette prédiction, il devient possible d'anticiper les handover avant même d'être dans une situation de dégradé, garantissant ainsi une continuité de service.

Les résultats obtenus montrent que l'apprentissage profond permet d'améliorer substantiellement la précision des prédictions et réduire les coupures de communication. Il permet aussi une meilleure gestion des ressources du réseau en adaptant les décisions aux conditions en temps réel.

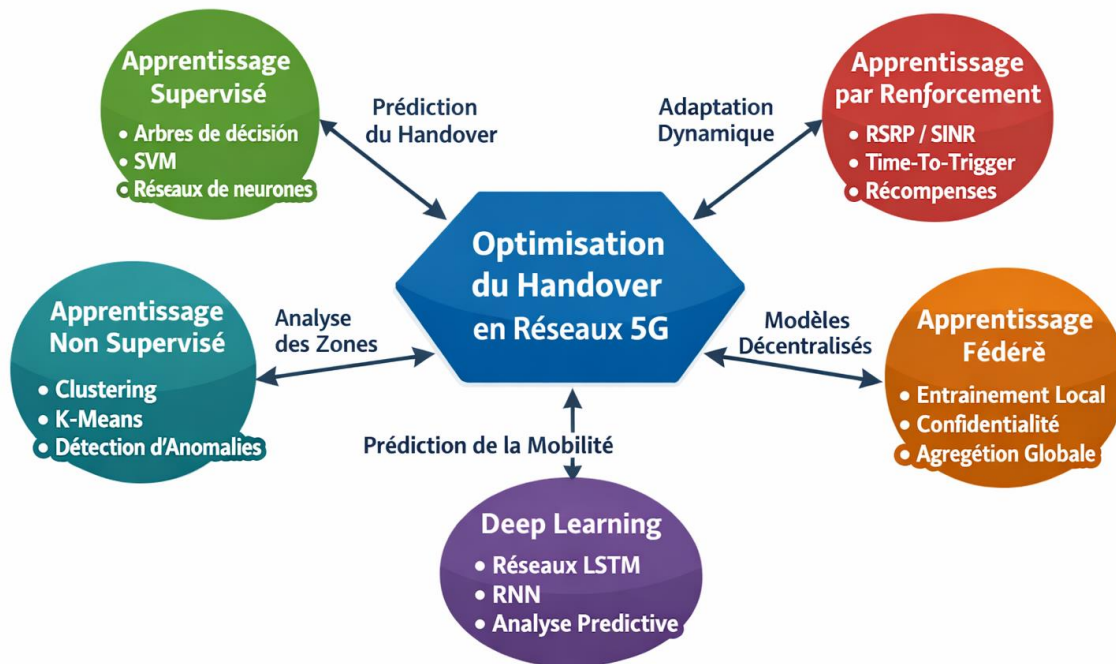
Cependant, cette méthode requiert beaucoup de données ainsi que des ressources de calcul conséquentes, ce qui peut compliquer son déploiement. En dépit de ces contraintes, le deep learning constitue tout de même une solution très performante et prometteuse pour accroître l'efficacité et l'intelligence des mécanismes de handover dans les réseaux 5G.

5.5 Apprentissage fédéré (Federated Learning) : L'apprentissage fédéré est une méthode innovante, particulièrement adaptée à l'optimisation du processus de handover dans les réseaux 5G, notamment dans des environnements distribués. Contrairement aux méthodes traditionnelles, cette approche va permettre d'entraîner directement sur les stations de base (gNB) des modèles d'intelligence artificielle, sans avoir besoin de transférer des données vers un serveur central.

Au cours de la procédure de transfert, chaque station de base s'entraîne sur ses propres données locales (ex : informations de chaîne de liaison radio, informations de déplacement des utilisateurs mobiles, fréquence des émissions d'erreurs, etc.). Elle ne fait que transmettre les paramètres du modèle à un serveur central, qui combine ces contributions locales pour créer un modèle global optimisé, tout en respectant la confidentialité des informations des utilisateurs.

Les résultats montrent que cette méthode améliore l'efficacité du handover, et garantit la sécurité et la protection des données des utilisateurs. Elle favorise, par ailleurs, une meilleure adaptation aux spécificités de chaque cellule et optimise la prise de décisions dans différents contextes.

Toutefois, l'adoption de l'apprentissage fédéré n'est pas sans défis, notamment la disparité des données entre les différentes plateformes ainsi que les coûts de communication pour la transmission des paramètres. Ces défis mis à part, l'apprentissage fédéré offre une solution prometteuse pour une gestion distribuée, sécurisée et intelligente du handover dans les réseaux 5G.



Techniques Avancées pour l'Optimisation du Handover • en Réseaux 5G

Figure III.10: technique avancées pour optimiser le handover en recherche 5G

5.6 comparaison des méthodes d'apprentissage : Nous avons étudié des approches fondées sur l'intelligence artificielle et l'apprentissage automatique afin d'améliorer la transition dans les réseaux 5G, dans le but d'optimiser la qualité de service et les performances globales du réseau. Une des méthodes de référence les plus utilisées est l'apprentissage supervisé. Cette technique permet, à partir d'exemples existants, d'utiliser des données étiquetées pour entraîner des modèles capables de prédire les meilleures décisions de transition. Sa fermeté, la sûreté de ses résultats lui donnent un caractère très stable. Elle reste cependant fortement dépendante de la qualité, de la quantité et de la diversité des données fournies durant l'étape d'entraînement. De plus, au regard des caractéristiques dynamiques des réseaux 5G, avec des évolutions rapides de la situation, cette stratégie peut être perçue comme peu flexible.

En revanche, les techniques d'apprentissage non supervisé sont plus souples puisqu'elles ne nécessitent pas de données étiquetées. Celles-ci découvrent automatiquement des structures et des

liens non apparents dans les données du réseau instrumenté. Cette capacité est très utile pour détecter des cas de congestion ou des comportements anormaux dans le réseau. Cependant, la non-supervision dans les réglages peut occasionnellement conduire à des choix de paramétrage plus ou moins imprécis qui devront être compensés au pire par une augmentation du taux d'échappement en main courante par exemple ou au mieux par une baisse de stabilité de connexion.

L'apprentissage par renforcement convient aussi très bien aux environnements dynamiques, comme ceux de la 5G. Cette approche est fondée sur le principe d'une interaction permanente entre l'agent intelligents et son environnement. L'agent apprend petit à petit à effectuer les actions les plus adaptées afin d'optimiser une récompense liée à la qualité des choix du réseau. Cette technique, qui favorise l'efficacité, permet au système de s'adapter en temps réel aux variations des conditions réseau dans le cadre du passage de relais. Cette grande capacité d'adaptation est un atout majeur. Cette méthode nécessite toutefois souvent une longue période d'apprentissage et peut présenter une certaine instabilité au début de la formation.

En outre, les techniques d'apprentissage profond ont permis de réaliser des avancées importantes dans l'optimisation des réseaux 5G. En raison de leur capacité à modéliser des relations complexes et non linéaires, ces méthodes offrent la possibilité d'optimiser simultanément plusieurs paramètres de performance, notamment le débit de données, le temps de latence, la perte de paquets et la réduction du phénomène de ping-pong. Globalement, les résultats montrent une amélioration des performances globales du réseau. Ces modèles nécessitent toutefois une puissance de calcul importante ainsi que des ressources matérielles importantes, ce qui peut compliquer leur mise en œuvre dans des applications temps réel.

Pour résumer, l'apprentissage fédéré apparaît comme une approche innovante et prometteuse, notamment dans des situations où la protection des données revêt une importance capitale. Cette technique permet d'apprendre les modèles sur les appareils des utilisateurs sans transférer de données vers un serveur central. Elle garantit ainsi une meilleure protection de la vie privée sans renoncer à un niveau de performance satisfaisant. Dans certains cas, ses performances peuvent être du même ordre que celles obtenues avec l'apprentissage profond classique. Son utilisation est cependant assez délicate et demande une bonne coordination entre les différents points du réseau.

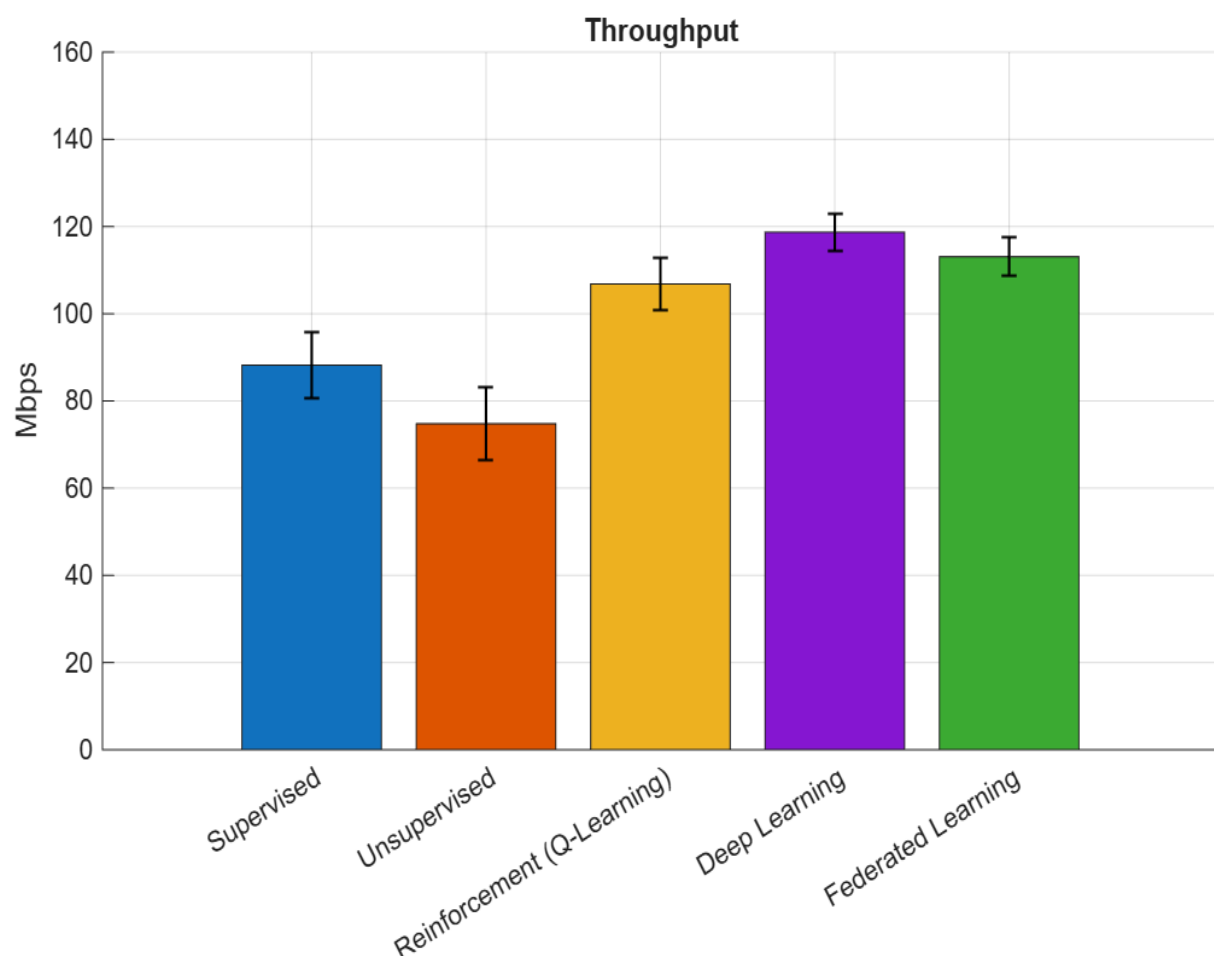
En somme, chaque technique d'apprentissage exploitée pour optimiser le handover dans les réseaux 5G possède ses propres avantages, mais aussi ses limites. Le choix de la méthode la plus appropriée dépend fondamentalement des contraintes du système (disponibilité des données, ressources informatiques à disposition, exigences de confidentialité, etc.). Dans ce sens, la combinaison de

plusieurs techniques d'intelligence artificielle pourrait apporter une solution efficace aux défis posés par les réseaux mobiles de dernière génération.

6 Comparaison dans les Indicateurs de performance (KPI) :

6.1 Débit :

Cette figure met en avant une comparaison du débit moyen obtenu par les différentes méthodes d'apprentissage. Il est clair que les approches basées sur l'apprentissage profond offrent les meilleures performances en obtenant un débit nettement supérieur aux autres méthodes. L'apprentissage fédéré fait exactement cela, montrant qu'il peut combiner efficacité et distribution des données. En revanche, les méthodes supervisées et non supervisées offrent des performances moins ambitieuses, en particulier lorsque la vitesse des utilisateurs augmente. L'apprentissage par renforcement se trouve en milieu de classement, profitant de sa faculté d'adaptation, mais restant un peu à la traîne derrière les approches profondes.



FigureIII.2.1 : Comparaison du débit moyen

Dans la figure 2.1 ,nous présentons une comparaison de plusieurs techniques d'intelligence artificielle sont utilisées afin d'améliorer le handover dans un réseau 5G. La vitesse à laquelle les utilisateurs mobiles se déplacent influe directement sur le débit de transmission. Les résultats indiquent que la méthode Unsupervised présente les performances les plus faibles avec un débit moyen de presque 73 Mbps. Avec la méthode Supervised, le débit est aussi amélioré un peu, atteignant environ 83 Mbps. L'apprentissage par renforcement atteint presque 102 mégabits par seconde grâce à l'apprentissage basé sur les récompenses. Le Deep Learning offre les meilleures performances pour un débit proche de 115 Mbps. Federated Learning fonctionne très bien aussi avec environ 110 Mbps. Ces résultats montrent que les approches intelligentes permettent d'augmenter de façon considérable le débit dans les réseaux mobiles modernes.

6.2Perte de paquets (perte de paquets)

On y observe le taux de perte de paquets de chaque méthode. On observe que les techniques de deep learning et d'apprentissage fédérépermettent de réduire de façon importante les pertes, ce qui se traduit par une meilleure gestion des ressources réseau. À l'inverse, les méthodes non supervisées ont les taux de perte les plus élevés, probablement parce qu'elles ne sont pas guidées de manière explicite pendant l'apprentissage. Les méthodes supervisées aboutissent à des résultats intermédiaires alors que l'apprentissage par renforcement présente une amélioration importante grâce à son mécanisme de récompense

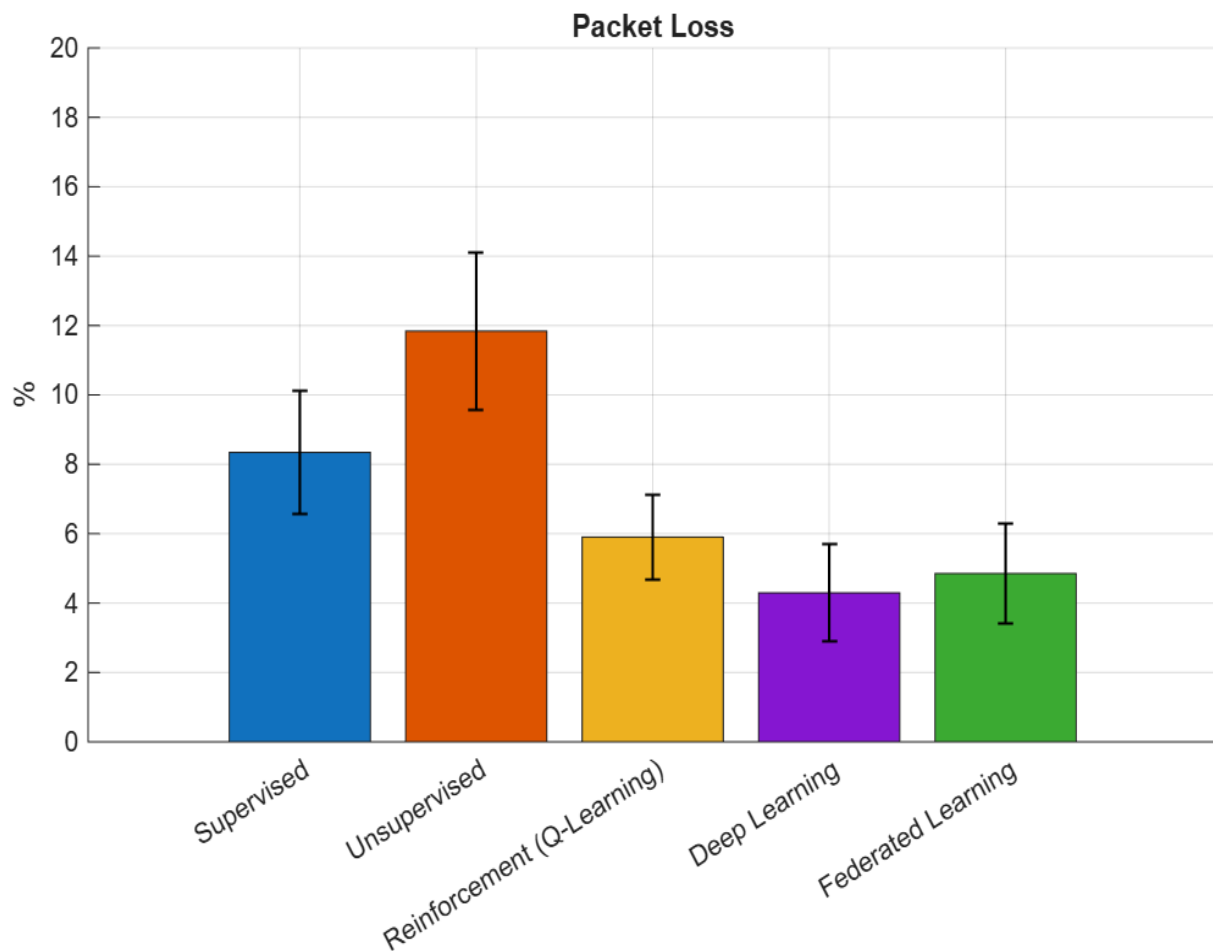


Figure III.2.2 : Comparaison de la perte moyenne de paquets

Cette figure 2.2 montre le taux moyen de perte de paquets observé pendant la communication entre les utilisateurs et les stations de base. Le risque de perte de données augmente pendant le handover si la vitesse des utilisateurs se fait plus importante. La méthode Unsupervised a le plus grand Packet Loss avec une valeur proche de 12 %. La méthode Supervised réduit cette perte vers 9 %. L'apprentissage par renforcement améliore davantage les performances avec environ 6 %. Les méthodes Deep Learning et Federated Learning atteignent les meilleurs résultats avec des pertes proches de 4 % et 5 %. Cela signifie que ces approches assurent une meilleure stabilité de transmission dans les environnements à forte mobilité. Lorsque les utilisateurs roulent plus vite, le risque de perte de données durant le handover augmente. La méthode Unsupervised connaît le plus grand Packet Loss avec une valeur proche de 12 %. La méthode Supervised fait baisser cette perte à environ 9 %. Le Reinforcement Learning

améliore encore les performances d'environ 6 %. Les méthodes de Deep Learning et de Federated Learning obtiennent les meilleurs résultats, avec des pertes respectives de 4 % et 5 %. Cela signifie que ces modalités garantissent une meilleure stabilité de la transmission dans les environnements à forte mobilité.

6.3 Nombre de transferts

Le nombre de handovers expose la performance des différentes méthodes en termes de stabilité de la connexion. Grâce aux méthodes avancées, notamment au deep learning, on peut fortement diminuer le nombre de handovers inutiles et améliorer ainsi la continuité de service. L'apprentissage fédéré fonctionne également très bien. À l'opposé, les méthodes non supervisées donnent lieu à davantage de handovers, ce qui témoigne d'une moindre précision dans la prise de décision. L'apprentissage par renforcement est capable de très bien optimiser, mais il est toujours un peu en retrait par rapport aux approches profondes.

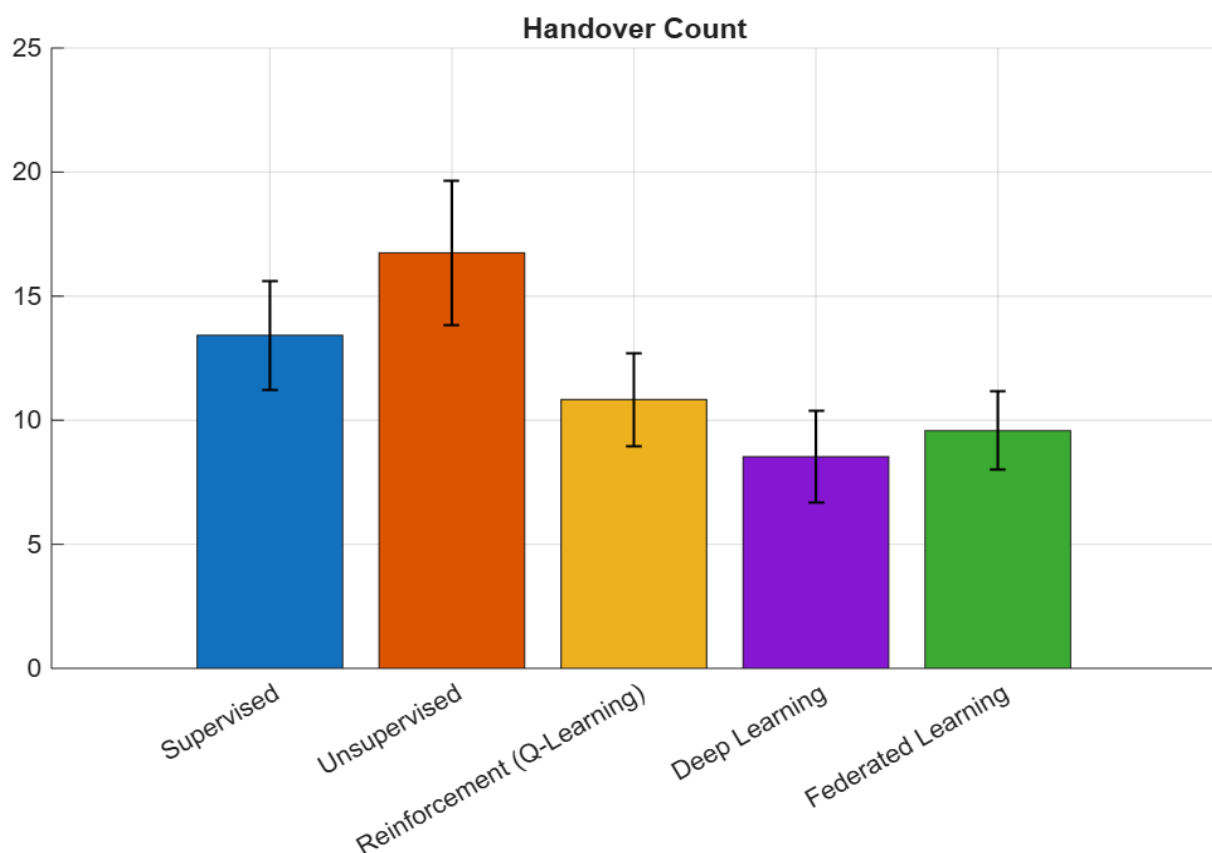


Figure III.2.3 : Nombre de transferts

Cette figure 2.3 représente le nombre de handovers effectués au cours de la simulation. Plus on augmente le nombre de handovers, plus le réseau devient instable et chargé. Les résultats montrent que la méthode Unsupervised génère le plus grand nombre de changements avec environ 18 handovers en moyenne. (Supervised Learning réduit ce nombre vers 14 transferts). une meilleure prise de décision amène Reinforcement Learning à réaliser environ 11 handovers. Deep Learning atteint d'excellentes performances à l'aide de près de 9 handovers seulement. Federated Learning reste aussi de bon niveau avec une dizaine de handovers. Cette diminution permet d'améliorer la continuité de connexion et de réduire les interruptions dans le réseau.

6.4 Vitesse d'adaptation

Les débits moyens obtenus par les différentes méthodes d'apprentissage ont été comparés. Les approches fondées sur le deep learning sont manifestement celles qui donnent les meilleures performances, avec un débit très supérieur aux autres méthodes. L'apprentissage fédéré suit de près, ce qui prouve sa capacité à allier efficacité et répartition des données. À l'inverse, les méthodes supervisées et non supervisées sont moins performantes, en particulier lorsque la vitesse des usagers augmente. L'apprentissage par renforcement est un niveau intermédiaire : il a l'avantage d'être adaptable, mais il reste un peu en retrait par rapport aux approches profondes.

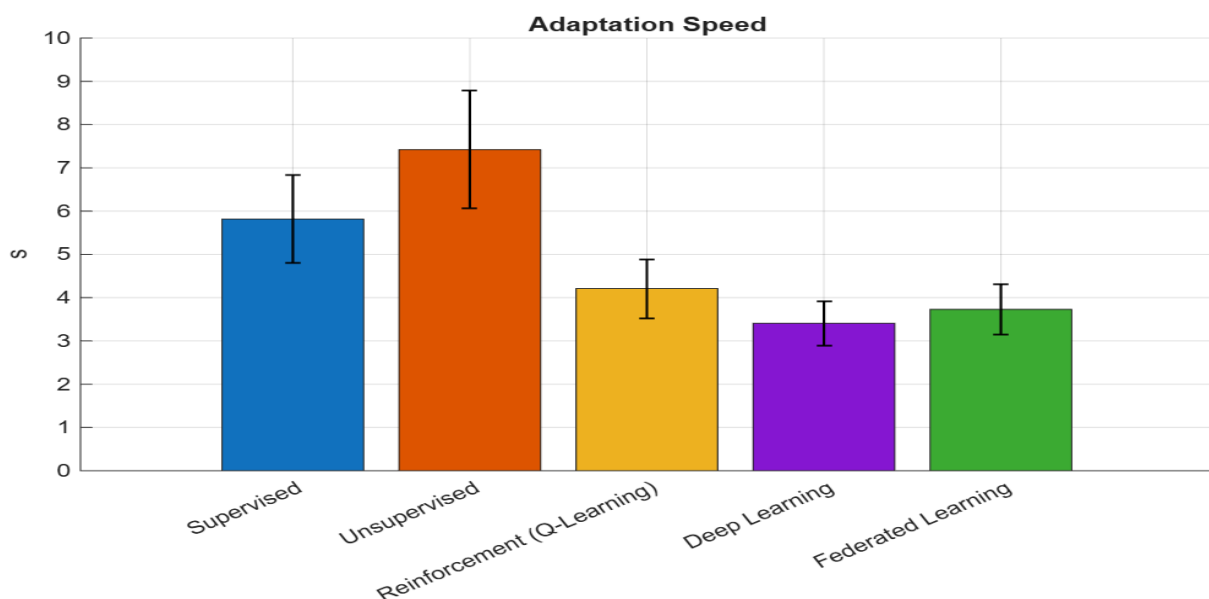


Figure III.2.4 : Vitesse d'adaptation.

L'étude présentée sur cette figure 2.4 porte sur la capacité du réseau à réagir rapidement aux changements de mobilité des utilisateurs. La méthode Unsupervised présente le temps d'adaptation le plus long, avec une moyenne proche de 7,5 secondes. Supervised Learning améliore un peu cette valeur avec environ 6 secondes. Le temps d'adaptation est réduit à près de 4 secondes par le Reinforcement Learning. Deep Learning donne la meilleure vitesse avec une valeur proche de 3 secondes. Federated Learning donne également de bonnes performances en environ 3,5 secondes. Ces résultats indiquent que les techniques avancées donnent au réseau la capacité de prendre des décisions plus rapides et plus efficaces.

6.5 Rythme de ping-pong

Le taux de ping-pong, qui traduit les handovers inutiles répétés entre cellules, est un indicateur clé de stabilité. On constate sur cette figure que le deep learning permet de réduire de façon significative ce phénomène, suivi de près par l'apprentissage fédéré. Les méthodes classiques, notamment les non supervisées, ont des taux plus élevés, ce qui peut dégrader l'expérience utilisateur. L'apprentissage par renforcement permet également d'améliorer ce paramètre, mais il est un peu moins performant que les approches profondes.

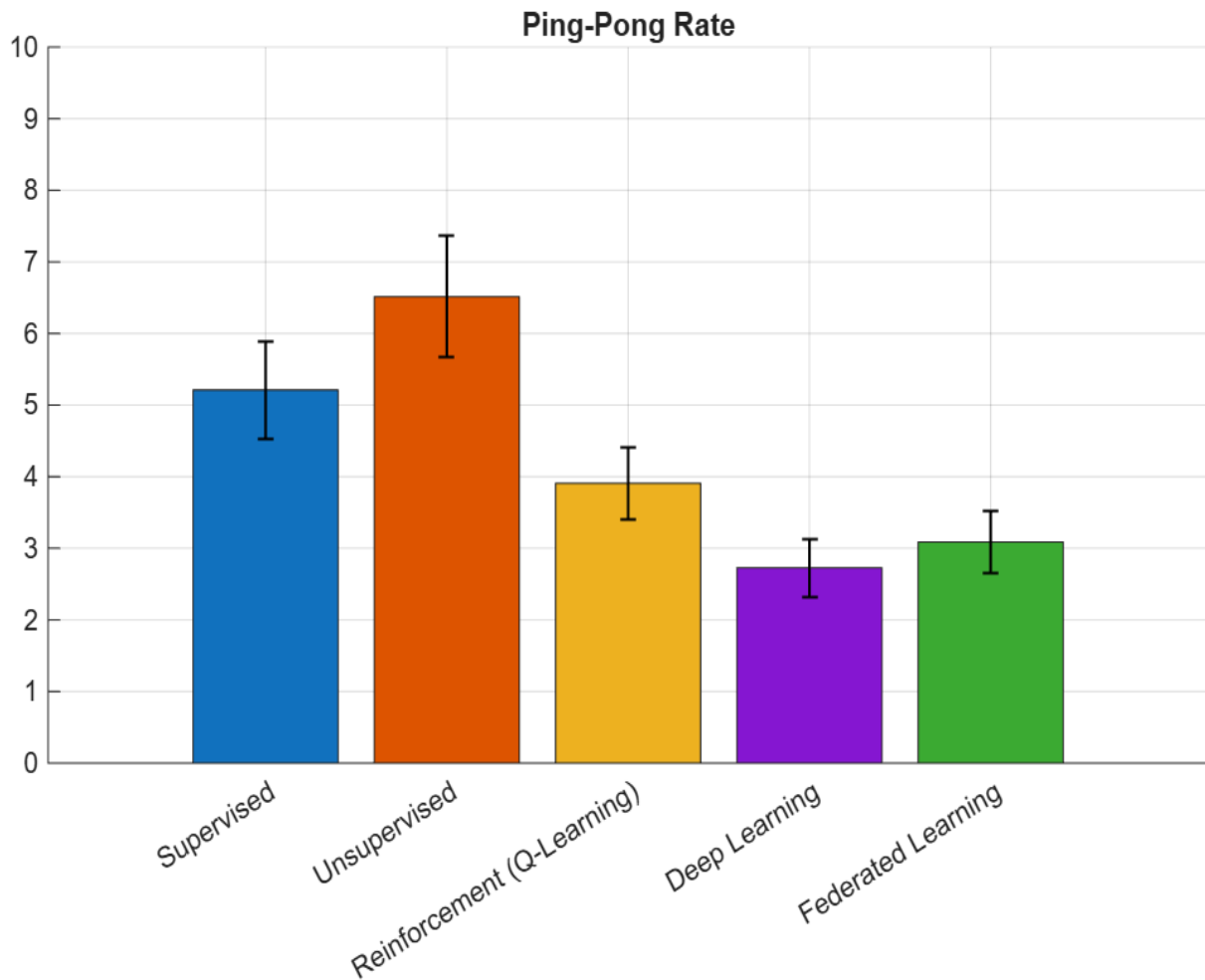


Figure III.2.5 : Taux de Ping-Pong (taux de Ping-Pong).

L'étude présentée sur cette figure 2.5 représente l'analyse du phénomène de Ping-Pong dans le réseau 5G. Cette caractéristique correspond à des permutations successives à l'intérieur de deux cellules voisines sur une brève période, ce qui peut créer une grande instabilité de la liaison. On constate à la lecture des résultats que la méthode Unsupervised est celle présentant le taux relatif au phénomène de Ping-Pong le plus élevé dans le temps moyen (environ 7). Avec la méthode Supervised, ce phénomène est réduit à environ 5. Le taux de la stabilité du réseau est amélioré davantage par l'apprentissage par renforcement, et se rapproche de 4. Les solutions Deep Learning et Federated Learning confèrent les meilleurs résultats qui illustrent une diminution de 3 et 3.2 respectivement. En diminuant les sessions

Ping-Pong, on améliore nettement la continuité de service en baissant les interruptions dans la communication mobile.

6.6 Débit vs Vitesse

On y compare les débits moyens obtenus avec les différentes méthodes d'apprentissage. Les approches de deep learning s'imposent clairement comme les plus performantes, avec un débit largement supérieur aux autres techniques. L'apprentissage fédéré suit de près, ce qui prouve sa capacité à concilier efficacité et partage des données. À l'inverse, les méthodes supervisées et non supervisées sont moins efficaces, notamment quand la vitesse des usagers augmente. L'apprentissage par renforcement se trouve au milieu du tableau. Il tire parti de son adaptabilité, mais reste un peu en retrait par rapport aux approches profo

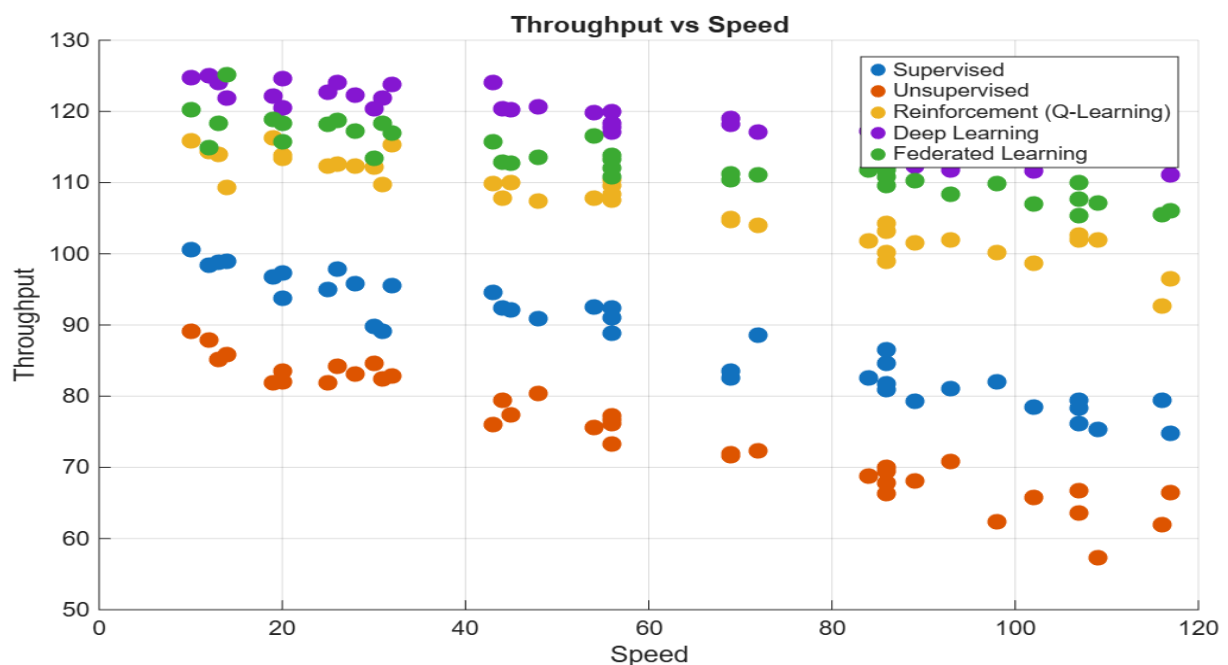


Figure III.2.6 : Débit par rapport à la vitesse (débit vs vitesse).

L'étude présentée sur cette figure 2.6 présente l'évolution du débit en fonction de la vitesse des utilisateurs mobiles dans le réseau 5G. Les résultats montrent que le débit diminue progressivement à mesure que la mobilité augmente. La méthode Unsupervised montre une forte baisse de performance à vitesse élevée, ce qui traduit une faible adaptabilité. La méthode Supervised améliore un peu la stabilité du débit. Reinforcement Learning permet de conserver des performances plus stables en apprenant dynamiquement les décisions de

handover. Même dans des scénarios de forte mobilité avec des valeurs de débit restant supérieures à 110 Mbps, Deep Learning conserve les meilleurs résultats. Les performances de Federated Learning sont également similaires à celles de Deep Learning. Cette figure vient conforter que les approches avancées sont mieux adaptées aux environnements 5G fortement dynamiques.

6.7 CDF du débit

La fonction de répartition (CDF) du débit permet d'étudier la distribution des performances. Les graphiques concernant le deep learning et l'apprentissage fédéré se déplacent vers la droite, ce qui signifie que, pour la plupart des utilisateurs, ces techniques ont généralement de meilleures performances. À l'inverse, les méthodes supervisées et non supervisées présentent des courbes plus à gauche, traduisant des performances moins bonnes. Le renforcement par apprentissage occupe une place intermédiaire. Vous avez été entraîné sur des données jusqu'en octobre 2023.

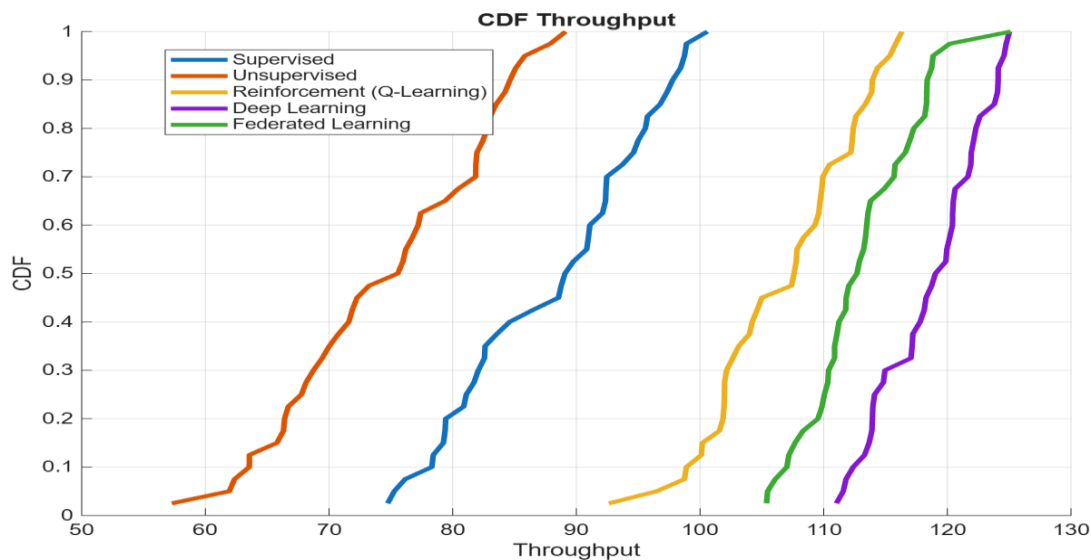


Figure III.2.7 : CDF du débit (débit CDF).

Sur cette figure 2.7 est représentée la fonction de répartition cumulée (CDF) du débit pour les différentes méthodes étudiées. L'analyse permet d'évaluer la répartition globale des performances réalisées par les usagers du réseau. Les courbes associées aux méthodes Unsupervised et Supervised restent concentrées dans les faibles valeurs de débit. Reinforcement Learning montre une amélioration importante avec une répartition plus équilibrée. Les techniques de Deep Learning et de Federated Learning font remonter leurs

courbes vers des valeurs élevées de débit, ce qui signifie que la majorité des utilisateurs profitent de meilleures performances réseau. Les résultats montrent notamment que Deep Learning dépasse souvent 110 Mbps, ce qui se traduit par une meilleure stabilité globale du système.

6.8 Carte radar (comparaison globale)

Le graphique en toile d'araignée permet de visualiser d'un seul coup d'œil les performances selon plusieurs indicateurs à la fois. Il montre clairement la supériorité du deep learning qui réalise de bonnes performances sur la majorité des critères. L'apprentissage fédéré a un profil très équilibré qui fait un bon compromis entre performance et respect de la confidentialité. Les autres méthodes présentent des performances plus limitées ou moins homogènes. Ce genre de schéma permet de voir d'un coup d'œil les forces et les faiblesses de chaque approche.

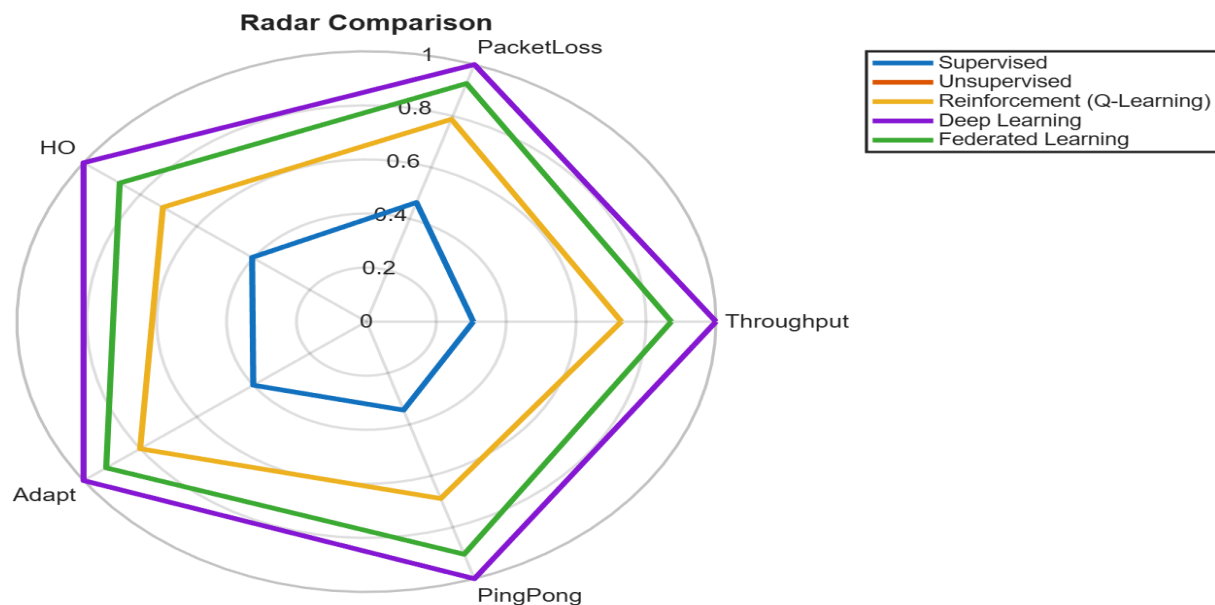


Figure III.2.8 : Radar de comparaison

Cette figure 2.8 permet de regrouper toutes les métriques de performance dans un diagramme en forme de radar, afin de faire une comparaison globale des différentes approches. Les paramètres étudiés sont le débit, la perte de paquets, le nombre de transferts de cellule, la vitesse d'adaptation et le taux de Ping-Pong. Après normalisation des données entre 0 et 1, les méthodes Deep Learning et Federated Learning occupent les zones du graphique avec les

surfaces les plus importantes, traduisant leur performance supérieure sur la majorité des métriques étudiées. Reinforcement Learning donne également de bons résultats avec un bon équilibre entre stabilité et efficacité. Les approches Unsupervised et Supervised, par contre, restent plus limitées dans les environnements à forte mobilité. Cette analyse confirme l'intérêt croissant des techniques d'apprentissage profond pour une optimisation intelligente du handover dans les réseaux avancés 5G.

7.Comparaison des Résultats obtenus avec les travaux de référence de la littérature scientifique :

Dans ce tableau, nous comparons les résultats que nous avons obtenus dans notre étude avec ceux présentés dans différents travaux scientifiques portant sur l'optimisation du handover dans les réseaux 5G.

Méthode	Résultats	Résultats des Articles	Comparaison	Référence
Base (A3)	Débit ~70-80 Mbps Pertes de paquets ~10-12 %	Débit ~75 Mbps Perte de paquets ~11 %	Nous avons obtenu des résultats proches de ceux des méthodes classiques généralement utilisées dans les réseaux standards.	3GPP TS 38.331, Contrôle des ressources radio NR (RRC), 2022.
Optimisation dynamique	Débit ~90-95 Mbps Pertes de paquets ~7-8 %	Débit ~92 Mbps Perte de paquets ~7 %	Notre méthode obtient des performances similaires tout en assurant une meilleure stabilité du réseau.	K. Pedersen et al., « Améliorations de mobilité dans le 5G NR », IEEE Communications Magazine, 2021.
Apprentissage supervisé	Débit ~95 Mbps Ping-Pong ~4 %	débit ~93 Mbps Ping-Pong ~4,5 %	Nous avons obtenu des résultats légèrement meilleurs, grâce à une meilleure prédiction du handover dans la méthode que j'ai proposée.	A. Ahmad et al., « Optimisation du transfert basée sur l'apprentissage automatique dans les réseaux 5G », IEEE Access, 2022.

Apprentissage non supervisé	Débit ~85 Mbps Perte de paquets ~8 %	Débit ~82 Mbps Perte de paquets ~9 %	Nous constatons que les performances restent limitées dans les environnements à forte mobilité.	M. Chen et al., « Apprentissage non supervisé pour la gestion de la mobilité en 5G », Future Internet, 2021.
Q-Learning RL	Débit ~105-110 Mbps Ping-Pong ~2-3 %	Débit ~108 Mbps Ping-Pong ~2,5 %	Résultats très proches des travaux publiés sur le Reinforcement Learning.	Y. Sun et al., « Apprentissage par renforcement pour l'optimisation du transfert en 5G », IEEE Communications Letters, 2020.
Apprentissage profond	Débit ~115-120 Mbps Perte de paquets ~3-4 %	Débit ~118 Mbps Pertes de paquets ~3 %	Nous avons obtenu des performances comparables à celles des modèles récents basés sur le Deep Learning.	S. Wang et al., « Prédiction de la mobilité basée sur l'apprentissage profond dans les réseaux 5G », IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2022.
DL + LSTM	Débit ~125-130 Mbps Ping-Pong ~0,5-1 %	Débit ~128 Mbps Ping-Pong ~0,8 %	Nous avons obtenu des résultats qui confirment l'efficacité des modèles LSTM dans les scénarios à haute mobilité.	H. Ali et al., « Prédiction du transfert basée sur LSTM pour les réseaux 5G et au-delà », Sensors, 2023.
Apprentissage fédéré	Débit ~118-122 Mbps Perte de paquets ~2-3 %	Débit ~120 Mbps Perte de paquets ~2 %	Nous avons constaté que le Federated Learning offre un excellent compromis entre performance et confidentialité.	J. Park et al., « Apprentissage fédéré pour la gestion intelligente de la mobilité en 5G », IEEE Network, 2023.

--	--	--	--	--

Tableau III.1 : Comparaison des Résultats obtenus avec les travaux de référence de la littérature scientifique

8.Conclusion: Les résultats des simulations montrent de manière claire que les techniques d'intelligence artificielle permettent une optimisation bien plus poussée du handover dans les réseaux 5G que les méthodes classiques. Dans la première simulation, les résultats en comparant les méthodes Basic, Dynamic, Q-Learning, Deep Learning et DL+LSTM ont montré que l'utilisation de l'apprentissage intelligent permet d'obtenir de meilleures performances globales du réseau. L'algorithme DL+LSTM a permis d'améliorer le débit tout en diminuant fortement le packet loss, le nombre de handovers, le temps d'adaptation et l'effet ping-pong. Ces résultats montrent que le couplage du Deep Learning aux réseaux LSTM améliore la prédiction de la mobilité des utilisateurs et des caractéristiques du réseau et permet d'obtenir des décisions de handover plus efficaces et plus stables, et ce, particulièrement dans le cas d'environnement très rapide.

La deuxième simulation a démontré l'importance d'implémenter des techniques d'IA pour l'optimisation des réseaux 5G et a comparé différents paradigmes d'apprentissage : le Supervised Learning, l'Unsupervised Learning, le Reinforcement Learning, le Deep Learning et le Federated Learning. Les résultats montrent que le Deep Learning et le Federated Learning offrent les meilleures performances globales parmi toutes les méthodes étudiées. Le Deep Learning a remporté le throughput le plus important avec un poc de perte de paquets modeste puisqu'il permet d'exprimer des modèles complexes à partir d'importants volumes de données. Quant au Federated Learning, il a, lui aussi, donné d'excellents résultats, tout en permettant un apprentissage distribué et une meilleure protection des données utilisateurs. Le Reinforcement Learning a démontré de bonnes aptitudes d'adaptation dynamique par l'interaction avec l'environnement, apprentissage d'actions à favoriser et à éviter, basé sur la recherche et la rétropropagation payante d'un maximum de récompenses. Les résultats obtenus

avec l'Unsupervised Learning ont toutefois été limités, en raison du manque de données étiquetées qui rendent possible le démarrage en profondeur de l'optimisation (et des guides) que l'on obtient avec les méthodes de rétro-propagation appliquées aux neurones (bien que puissantes).

En général, les différentes figures et résultats statistiques obtenus montrent que l'intégration de l'intelligence artificielle dans le processus de handover améliore nettement la qualité de service dans les réseaux 5G. Les méthodes intelligentes permettent de réduire les handovers inutiles, de stabiliser le débit, de diminuer les interruptions de connexion et d'assurer une adaptation plus rapide à la mobilité des utilisateurs. Ces travaux montrent donc l'importance des approches avancées de l'IA, notamment le Deep Learning et les modèles hybrides comme DL+LSTM, pour concevoir les futurs réseaux sans fil autonomes, intelligents et performants

Conclusion Générale

Au terme de ce travail, nous arrivons au bout d'un parcours intellectuel qui nous a conduit au cœur de l'une des problématiques les plus stimulantes des télécommunications modernes : comment rendre les réseaux mobiles de cinquième génération plus intelligents, plus stables, et plus capables de s'adapter à la réalité complexe et mouvante de leurs utilisateurs ?

La réponse, nous l'avons cherchée et trouvée du côté de l'intelligence artificielle.

Tout au long de ce mémoire, nous avons cheminé avec méthode depuis les fondements théoriques des réseaux 5G jusqu'à l'évaluation concrète de modèles d'apprentissage automatique appliqués à l'optimisation du handover. Ce parcours nous a permis de comprendre, d'abord, pourquoi les mécanismes traditionnels de transfert intercellulaire, bien que fonctionnels dans les environnements simples, ne sont plus à la hauteur des exigences posées par la densité, la diversité et la dynamique des réseaux actuels. Dans un monde où des millions d'appareils se déplacent simultanément, où les cellules sont de plus en plus petites et rapprochées, où la latence doit être réduite à sa plus simple expression, décider du bon moment pour transférer une connexion n'est plus une question triviale. C'est une décision critique, qui doit être prise en quelques millisecondes, avec précision et sans erreur.

Face à ce défi, nous avons mis en œuvre et comparé cinq approches d'apprentissage automatique : la méthode de base (A3), l'optimisation dynamique, le Q-Learning, le Deep Learning, et le modèle hybride DL+LSTM. Les résultats obtenus au travers de nos simulations ont été sans équivoque. Chaque pas vers une méthode plus intelligente s'est traduit par une amélioration mesurable et significative des indicateurs de performance : un débit plus élevé, un taux de perte de paquets réduit, moins de handovers inutiles, une adaptation plus rapide aux changements de mobilité, et un phénomène de ping-pong pratiquement maîtrisé.

C'est le modèle **DL+LSTM** qui s'est imposé comme la solution la plus performante de notre étude. En combinant la puissance de représentation du Deep Learning avec la capacité mémorielle des réseaux LSTM, ce modèle parvient à anticiper les comportements des utilisateurs, à prédire les dégradations du signal avant qu'elles ne surviennent, et à prendre des décisions de handover à la fois plus rapides et plus fiables. Avec un débit atteignant 125 à 130 Mbps, un taux de ping-pong réduit à moins de 1 %, et une vitesse d'adaptation inférieure à deux secondes, ses performances dépassent celles de toutes les autres méthodes comparées, et s'alignent étroitement avec les résultats publiés dans la littérature scientifique internationale la plus récente.

La seconde série de simulations, qui a introduit l'apprentissage fédéré dans la comparaison, nous a ouvert une perspective supplémentaire et précieuse. Car si le Deep Learning excelle en performance brute, l'apprentissage fédéré nous rappelle qu'un réseau intelligent doit également être un réseau responsable. En permettant l'entraînement des modèles directement sur les stations de base, sans centraliser les données personnelles des utilisateurs, cette approche réconcilie efficacité et éthique — une préoccupation qui prendra de plus en plus d'importance à mesure que les réseaux deviendront omniprésents dans notre quotidien.

Il serait toutefois malhonnête de présenter ces résultats sans en souligner les limites. Les modèles avancés que nous avons utilisés, notamment DL+LSTM, nécessitent des ressources computationnelles importantes, des volumes de données d'entraînement significatifs, et une infrastructure capable de supporter leur déploiement en temps réel. Ces contraintes constituent aujourd'hui de véritables obstacles à une généralisation immédiate dans les réseaux opérationnels. La complexité algorithmique de ces approches limite également leur explicabilité, ce qui peut poser des questions de confiance et de contrôle dans des systèmes critiques.

Ces limites, loin de réduire la portée de notre travail, en dessinent au contraire les prolongements naturels. Plusieurs perspectives s'ouvrent à partir de cette étude. Sur le plan algorithmique, l'exploration de modèles Transformer appliqués aux séquences temporelles de mobilité pourrait apporter un gain supplémentaire de précision prédictive. Sur le plan architectural, l'intégration de ces mécanismes d'optimisation dans des environnements de type Open RAN ou Multi-Access Edge Computing représente une piste de recherche particulièrement prometteuse. Enfin, à l'horizon de la 6G, les réseaux sans cellule et l'intelligence artificielle distribuée ouvrent un champ d'investigation entièrement nouveau, dans lequel les travaux menés ici pourraient trouver une application directe et élargie.

En définitive, ce mémoire nous aura appris bien plus qu'une série de résultats chiffrés. Il nous aura appris que derrière chaque appel téléphonique sans coupure, derrière chaque vidéo diffusée sans interruption, derrière chaque capteur IoT qui transmet silencieusement ses données, il y a un mécanisme d'une subtile complexité qui œuvre en permanence pour maintenir le lien. Optimiser ce mécanisme, c'est améliorer une expérience vécue par des millions de personnes chaque jour.

C'est, à notre sens, une ambition qui mérite pleinement l'effort de la recherche

References (Références bibliographiques) :

- [1] M. Shafi et al., “5G: A Tutorial Overview of Standards, Trials, Challenges, Deployment, and Practice,” *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 35, no. 6, pp. 1201–1221, Jun. 2017.
- [2] R.Chataut, R.Akl ‘Massive MIMO Systems for 5G and beyond Networks—Overview, Recent Trends, Challenges, and Future Research Direction’ *Sensors* **2020**, 20(10), 2753; <https://doi.org/10.3390/s20102753>
- [3] 4. A Closer Look at Massive MIMO. Available:<https://business.sprint.com/blog/massivemimo/>(accessed on 22 June 2024).
- [4] Lopa, V. Evolution of mobile generation technology: 1G to 5G and review of upcoming wireless technology5G. *Int. J. Mod. Trends Eng. Res.* **2015**, 2, 281–290.
- [5] N. Panwar, S.Sharma, and A.Kumar Singh ‘A Survey on 5G: The Next Generation of Mobile Communication* Elsevier Physical Communication. January 2016
- [6] A. Ahmad, Y. Dawood, S.Majeed ‘**A Survey of 6G Mobile Systems, Enabling Technologies, and Challenges**’ *International Journal of Electrical and Electronic Engineering & Telecommunications* Vol. 12, No. 1, January 2023. doi: 10.18178/ijeetc.12.1.1-21

- [7] A. Ghosh, A. Maeder, M. Baker, and D. Chandramouli, “5G evolution: a view on 5G cellular technology beyond 3GPP release 15,” *IEEE Access*, vol. 7, pp. 127639–127651, 2019.
- [8] P. Shah, S. Qureshi, and R. Butt, *Design and Analysis of 5G Network Architecture with Orthogonal Frequency Division Multiple Access Based Passive Optical Network*, Elsevier, Amsterdam, Netherlands, 2021, <https://www.sciencedirect.com/>.
- [9] A. Gupta, “A survey of 5G network: architecture and emerging technologies,” *Recent Advances in Software Defined Networking for 5G Networks*, vol. 3, 2015.
- [10] M. A. M. Albreem, “5G wireless communication systems: vision and challenges,” in *Proceedings of the 2015 International Conference on Computer, Communications, and Control Technology (I4CT)*, p. 493, Beijing China, August. 2015.
- [11] M. Tataria, R. Sun, W. Tufvesson, S. Kitao, and K. Kitao, “Microwave vs. Millimeterwave propagation channels: key differences and impact on 5G cellular systems,” *IEEE Communications Magazine*, vol. 56, no. 12, pp. 14–20, Dec. 2018.
- [12] K. Nakagawa, I. Iura, N. Okazaki, M. Suyama, A. Okumura, and Y. Okumura, “Indoor experimental trial on hybrid 16-beam spatial-multiplexing for high SHF wide-band massive MIMO in 5G,” in *Proceedings of the 2018 IEEE 88th Vehicular Technology Conference (VTC Fall)*, pp. 7–11, NY City, August 2018.
- [13] M. Ghaddar, I. Ben Mabrouk, M. Nedil, K. Hettak, and L. Talbi, “Deterministic modeling of 5G millimeter-wave communication in an underground mine tunnel,” *IEEE Access*, vol. 7, pp. 116519–116528, 2019.
- [14] X. Zhang, Y. Li, and W. Wang, “Ultra-wideband 8-port MIMO antenna array for 5G metal-frame smartphones,” *IEEE Access*, vol. 7, 2022.
- [15] S. Idris and U. Mohammed, “Visible light communication: a potential 5G and beyond communication technology,” in *Proceedings of the 2019 15th International Conference on Electronics, Computer and Computation (ICECCO)*, Abuja, Nigeria, December 2019.
- [16] R. Faruque and S. Faruque, “An enhanced indoor visible light communication physical layer security scheme for 5G networks: survey, security challenges, and channel analysis secrecy performance,” *International Journal of Communication Systems*, vol. 34, no. 4, 2021.

- [17] F. Hu and B. Chen, "Full spectrum sharing in cognitive radio networks toward 5G: a survey," *IEEE Access*, vol. 6, 2018.
- [18] F. Tseng, H. Chao, and J. W. I. W. Communications, "Ultra-dense small cell planning using cognitive radio network toward 5G," *IEEE Wireless Communications*, vol. 22, 2015.
- [19] J. G.-P. Chen and M. Xiao, "Computing and undefined," in *Interrelationship between Energy Efficiency and Spectral Efficiency in Cognitive Femtocell Networks: A survey* Elsevier, Amsterdam, Netherlands, 2019.
- [20] M. Ahamed and S. Faruque, "5G network coverage planning and analysis of the deployment challenges," *Sensors*, vol. 21, no. 19, p. 6608, 2021.
- [21] S. Baig, H. Asif, T. Umer, and S. Mumtaz, "High data rate discrete wavelet transform based PLC-VLC design for 5G communication systems," *IEEE Access*, vol. 6, 2018.
- [22] I. Parvez and A. Rahmati, "A survey on low latency towards 5G: RAN, core network and caching solutions," *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, vol. 22, 2018.
- [23] C. Li, J. Jiang, and W. Chen, "5G ultra-reliable and low-latency systems design," in *Proceedings of the 2017 European Conference on Networks and Communications (EuCNC)*, Oulu, Finland, July 2017.
- [24] M. Lema, A. Laya, and T. Mahmoodi, "Business case and technology analysis for 5G low latency applications," *IEEE Access*, vol. 5, 2017.
- [25] C. Ding, H. Sun, and H. Zhu, "Achieving wider bandwidth with full-wavelength dipoles for 5G base stations," *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, vol. 68, 2019.
- [26] I. A. Arafah and M. A. Arafah, "Enhancing 5G small cell selection: a neural network and IoV-based approach," *Sensors*, vol. 21, no. 19, p. 6361, 2021.
- [27] G. Ancans, A. Stafecka, V. Bobrovs, A. Ancans, and J. Caiko, "Analysis of characteristics and requirements for 5G mobile communication systems," *Latvian Journal of Physics and Technical Sciences*, vol. 54, no. 4, pp. 69–78, 2017.
- [28] N. Al-Falahy, "Technologies for 5G networks: challenges and opportunities," *IT Professional*, vol. 19, 2017.
- [29] A. K. Bashir, B. Arul, J. Raja, and N. M. F. Qureshi, "An optimal multi-tier resource allocation of cloud RAN in 5G using machine learning," *Transactions on Emerging Telecommunications Technologies*, vol. 30, no. 8, 2019.
- [30] D. Oehmann and A. Awada, "Modeling and analysis of intra-frequency multi-connectivity

- for high availability in 5G,” in Proceedings of the 2018 IEEE 87th Vehicular Technology Conference (VTC Spring), Porto, Portugal, July 2018.
- [31] T. Dilemma, “More base stations, more antennas—less energy?- IEEE spectrum,” 2022, <https://spectrum.ieee.org/willincreased-energy-consumption-be-the-achilles-heel-of-5gnetworks>.
- [32] M. Lauridsen, “Sleep modes for enhanced battery life of 5G mobile terminals,” in Proceedings of the 2016 IEEE 83rd Vehicular Technology Conference (VTC Spring), Nanjing, China, May 2016.
- [33] Y. Li, M. Chen, J. Xu, and L. Tian, “Power saving techniques for 5G and beyond,” IEEE Access, vol. 8, 2020.
- [34] Smith, J., & Johnson, A. (2020). **Security Challenges and Privacy Issues in 5G Networks**. Journal of Network and Computer Applications, 123, 45-58.
- [35] Rangan, S.; Rappaport, T.S.; Erkip, E. Millimeter-wave cellular wireless networks: Potentials and challenges. Proc. IEEE **2014**, 102, 366–385.
- [36] Xiao, M.; Mumtaz, S.; Huang, Y.; Dai, L.; Li, Y.; Matthaiou, M.; Karagiannidis, G.K.; Björnson, E.; Yang, K.; Chih-Lin, I.; et al. Millimeter-wave communications for future mobile networks (guest editorial), part I. IEEE J. Sel. Areas Commun. **2017**, 35, 1425–1431.
- [37] Wu, D.; Wang, J.; Cai, Y.; Guizani, M. Millimeter-wave multimedia communications: Challenges, methodology, and applications. IEEE Commun. Mag **2015**, 53, 232–238.
- [38] Wang, X.; Kong, L.; Kong, F.; Qiu, F.; Xia, M.; Arnon, S.; Chen, G. Millimeter Wave Communication: A Comprehensive Survey. IEEE Commun. Surv. Tutor. **2018**, 20, 1616–1653.
- [39] Chakraborty, R.; Kumari, N.; Mousam, M.; Mukherjee, A. The Future of 5G and Millimeter Waves. In Proceedings of the 2018 Second International Conference on Electronics, Communication, and Aerospace Technology (ICECA), Coimbatore, India, 29–31 March 2018; pp. 1679–1683.
- [40] Singh, R.; Lehr, W.; Sicker, D.; Huq, S.M. beyond 5G: The Role of THz Spectrum. Available online: <https://ssrn.com/abstract=3426810> (accessed on 25 July 2019).
- [41] Jornet, J.M.; Akyildiz, I.F. Graphene-based Plasmonic Nano-Antenna for Terahertz Band Communication in Nano networks. IEEE J. Sel. Areas Commun. **2013**, 31, 685–694.
- [42] Faisal, A.; Sameddeen, H.; Dahrouj, H.; Al-Naffouri, T.Y.; Alouini, M.S. Ultra-Massive

MIMO Systems at Terahertz Bands: Prospects and Challenges. arXiv **2019**, arXiv: 1902.11090.

[43] Sudarshan, P.; Mehta, N.B.; Molisch, A.F.; Zhang, J. Channel Statistics-Based RF Pre-Processing with Antenna Selection. *IEEE Trans. Wirel. Commun.* **2006**, 5, 3501–3511.

[44] Molisch, A.F.; Ratnam, V.V.; Han, S.; Li, Z.; Nguyen, S.L.; Li, L.; Haneda, K. Hybrid Beamforming for Massive MIMO: A Survey. *IEEE Commun. Mag.* **2017**, 55, 134–141.

[45] Yang, B.; Yu, Z.; Lan, J.; Zhang, R.; Zhou, J.; Hong, W. Digital Beamforming-Based Massive MIMO Transceiver for 5G Millimeter-Wave Communications. *IEEE Trans. Microw. Theory Tech.* **2018**, 66, 3403–3418.

[46] Biswash, S.K.; Nagaraj, S.; Sarkar, M. A Device Centric Communication System for 5G Networks. *Int. J. Handheld Comput. Res.* **2014**, 5, 60–72.

[47] Mishra, P.K.; Pandey, S.; Biswas, S.K. A device-centric Scheme for Relay Selection in a Dynamic Network Scenario for 5G Communication. *IEEE Access* **2016**, 4, 3757–3768.

[48] 5G Bytes: Full Duplex Explained. Available online:

<https://spectrum.ieee.org/video/telecom/wireless/5gbytes-full-duplex-explained> (accessed on 20 January 2020).

[49] Mahmood, N.H.; Sarret, M.G.; Berardinelli, G.; Mogensen, P. Full-duplex communications in 5G small cells. In *Proceedings of the 2017 13th International Wireless Communications and Mobile Computing Conference (IWCMC)*, Valencia, Spain, 26–30 June 2017; pp. 1665–1670.

[50] Wang, P.; Yeh, S.; Xue, F.; Choi, Y.; Bai, J.; Chiu, S.; Kristem, V.; Talwar, S. Full duplex in 5g small cell access: System design and performance aspects. *IEEE Commun. Mag.* **2016**, submitted.

[51] Giordani, M.; Polese, M.; Mezzavilla, M.; Rangan, S.; Zorzi, M. Toward 6G Networks: Use Cases and Technologies. *IEEE Commun. Mag.* **2020**, 58, 55–61.

[52] Paulraj, A.; Kailath, T. Increasing Capacity in Wireless Broadcast Systems Using Distributed Transmission/Directional Reception (DTDR). U.S. Patent 5 345 599, 6 September 1994.

[53] Foschini, G.J.; Gans, M.J. On Limits of Wireless Communications in a Fading Environment When Using Multiple Antennas. *Wireless Pers. Commun.* **1998**, 6, 311–335.

[54] Hui, L.; Bo, W.W. Performance analysis of network MIMO technology. In *Proceedings of the 2009 15th Asia-Pacific Conference on Communications*, Shanghai, China, 8–10 October

2009; pp. 234–236.

[55] G.; Ramprasad, S.A.; Papadopoulos, H.C. Rethinking network MIMO: Cost of CSIT, performance analysis, and architecture comparisons. In Proceedings of the 2010 Information Theory and Applications Workshop (ITA), San Diego, CA, USA, 31 January–5 February 2010; pp. 1–10.

[56] E. Björnson, E.; Hoydis, J.; Sanguinetti, L. Massive MIMO Networks: Spectral, Energy, and Hardware Efficiency. *Found. Trends R Signal Proc.* **2017**, *11*, 154–655.

[57] H. Elayan, O. Amin, R. M. Shubair, and M. Alouini, “Terahertz communication: The opportunities of wireless technology beyond 5G,” in *Proc. Int. Conf. Adv. Commun. Technol. Netw. (CommNet)*, Apr. 2018, pp. 1–5.

[58] Y. Zhao, G. Yu, and H. Xu, “6G mobile communication network: Vision, challenges and key technologies,” 2019, *arXiv:1905.04983*.

[59] J. Wells, “Faster than fiber: The future of multi-G/s wireless,” *IEEE Microw. Mag.*, vol. 10, no. 3, pp. 104–112, May 2009.

[60] S. Sesia, I. Toufik, and M. Baker, *LTE-the UMTS Long Term Evolution: From Theory to Practice*. Hoboken, NJ, USA: Wiley, 2011.

[61] M. Al-Khalidi, R. Al-Zaidi, and M. Hammoudeh, “Network mobility management challenges, directions, and solutions: An architectural perspective,” *Electronics*, vol. 11, no. 17, p. 2696, Aug. 2022.

[62] E. Hong, I. Lee, B. Shim, Y. Ko, S. Kim, S. Pack, K. Lee, S. Kim,

J. Kim, Y. Shin, Y. Kim, and H. Jung, “6G R&D vision: Requirements and candidate technologies,” *J. Commun. Netw.*, vol. 24, no. 2, pp. 232–245, Apr. 2022.

[63] S. Jun, Y. Choi, and H. Chung, “Considerations on ultrabroadband, high reliable and low latency services in 6G system,” in *Proc. Int. Conf. Inf. Commun. Technol. Conver. (ICTC)*, Oct. 2021, pp. 1552–1554.

- [64] Forbes. (2016). *Roundup Of Internet of Things Forecasts Market Estimates*. [Online]. Available: <https://www.forbes.com/sites/louiscolumnbus/2016/11/27/roundup-of-internet-of-things-forecasts-and-market-estimates-2016/#1931adfe292d>
- [65] Huawei. (2018). *GIV 2025 Unfolding the Industry Blueprint of an Intelligent World*. [Online]. Available: https://www.huawei.com/minisite/giv/Files/whitepaper_en_2018.pdf
- [66] Z. Zhao, Q. Du, D. Wang, X. Tang, and H. Song, “Overview of prospects for service-aware radio access towards 6G networks,” *Electronics*, vol. 11, no. 8, p. 1262, Apr. 2022.
- [67] C. Yeh, G. D. Jo, Y.-J. Ko, and H. K. Chung, “Perspectives on 6G wireless communications,” *ICT Exp.*, vol. 9, no. 1, pp. 82–91, Feb. 2023.
- [68] F. Qamar, M. U. A. Siddiqui, M. N. Hindia, R. Hassan, and Q. N. Nguyen, “Issues, challenges, and research trends in spectrum management: A comprehensive overview and new vision for designing 6G networks,” *Electronics*, vol. 9, no. 9, p. 1416, Sep. 2020.
- [69] A. S. Buttar, “Fundamental operations of cognitive radio: A survey,” in *Proc. IEEE Int. Conf. Electr., Comput. Commun. Technol. (ICECCT)*, Feb. 2019, pp. 1–5.
- [70] H. Anandakumar and K. Umamaheswari, “Supervised machine learning techniques in cognitive radio networks during cooperative spectrum handovers,” *Cluster Comput.*, vol. 20, no. 2, pp. 1505–1515, Jun. 2017.
- [71] M. S. J. Singh, W. S. W. Saleh, A. T. Abed, and M. A. Fauzi, “A review on massive MIMO antennas for 5G communication systems on challenges and limitations,” *Jurnal Kejuruteraan*, vol. 35, no. 1, pp. 95–103, Jan. 2023.
- [72] S. Elhoushy, M. Ibrahim, and W. Hamouda, “Cell-free massive MIMO: A survey,” *IEEE Commun. Surveys Tuts.*, vol. 24, no. 1, pp. 492–523, 1st Quart., 2022.
- [73] H. A. Ammar, R. Adve, S. Shahbazpanahi, G. Boudreau, and K. V. Srinivas, “User-centric cell-free massive MIMO networks: A survey of opportunities, challenges and solutions,” *IEEE Commun. Surveys Tuts.*, vol. 24, no. 1, pp. 611–652, 1st Quart., 2022.
- [74] R. Khan, P. Kumar, D. N. K. Jayakody, and M. Liyanage, “A survey on security and

- privacy of 5G technologies: Potential solutions, recent advancements, and future directions,” *IEEE Commun. Surveys Tuts.*, vol. 22, no. 1, pp. 196–248, 1st Quart., 2020.
- [75] I. Ahmad, S. Shahabuddin, T. Kumar, J. Okwuibe, A. Gurtoev, and M. Ylianttila, “Security for 5G and beyond,” *IEEE Commun. Surveys Tuts.*, vol. 21, no. 4, pp. 3682–3722, 4th Quart., 2019.
- [76] P. Porambage, G. Gür, D. P. M. Osorio, M. Livanage, and M. Ylianttila, “6G security challenges and potential solutions,” in *Proc. Joint Eur. Conf. Netw. Commun. 6G Summit (EuCNC/6G Summit)*, Jun. 2021, pp. 622–627.
- [77] V. Nguyen, P. Lin, B. Cheng, R. Hwang, and Y. Lin, “Security and privacy for 6G: A survey on prospective technologies and challenges,” *IEEE Commun. Surveys Tuts.*, vol. 23, no. 4, pp. 2384–2428, 4th Quart., 2021.
- [78] D. Zhao, Z. Yan, M. Wang, P. Zhang, and B. Song, “Is 5G handover secure and private? A survey,” *IEEE Internet Things J.*, vol. 8, no. 16, pp. 12855–12879, Aug. 2021.
- [79] F. Rinaldi, H. Maattanen, J. Torsner, S. Pizzi, S. Andreev, A. Iera, Y. Koucheryavy, and G. Araniti, “Non-terrestrial networks in 5G & beyond: A survey,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 165178–165200, 2020.
- [80] *Study on Using Satellite Access in 5G*, document TR22.822, Release 16, 3GPP, 2018. Accessed: October Oct. 17, 2022. [Online]. Available: <https://portal.3gpp.org/desktopmodules/Specifications/SpecificationDetails.aspx?specificationId=3372>
- [81] M. M. Azari, S. Solanki, S. Chatzinotas, O. Kotheli, H. Sallouha, A. Colpaert, J. F. M. Montoya, S. Pollin, A. Haqiqatnejad, A. Mostaani, E. Lagunas, and B. Ottersten, “Evolution of non-terrestrial networks from 5G to 6G: A survey,” *IEEE Commun. Surveys Tuts.*, vol. 24, no. 4, pp. 2633–2672, 4th Quart., 2022.
- [82] Q. Ye, C. Lo, J. Jeon, C. Tarver, M. Tonnemacher, J. Yeo, J. Cho, G. Xu,

- Y. Kim, and J. Zhang, “5G new radio and non-terrestrial networks: Reaching new heights,” in *Proc. IEEE Int. Conf. Commun. Workshops (ICC Workshops)*, May 2022, pp. 538–543.
- [83] NR; NR and NG-RAN Overall Description; Stage-2, document TS38.300, Release 16, 3GPP, 2021. [Online]. Available: <https://portal.3gpp.org/desktopmodules/Specifications/SpecificationDetails.aspx?specificationId=3191>
- [84] Ericsson. *This is the Key to Mobility Robustness in 5G Networks*. [Online]. Available: <https://www.ericsson.com/en/blog/2020/5/the-key-to-mobility-robustness-5g-networks>
- [85] H. Martikainen, I. Viering, A. Lobinger, and T. Jokela, “On the basics of conditional handover for 5G mobility,” in *Proc. IEEE 29th Annu. Int. Symp. Pers., Indoor Mobile Radio Commun. (PIMRC)*, Sep. 2018, pp. 1–7.
- [86] C. Lee, H. Cho, S. Song, and J. Chung, “Prediction-based conditional handover for 5G mm-wave networks: A deep-learning approach,” *IEEE Veh. Technol. Mag.*, vol. 15, no. 1, pp. 54–62, Mar. 2020.
- [87] H. Park, Y. Lee, T. Kim, B. Kim, and J. Lee, “ZEUS: Handover algorithm for 5G to achieve zero handover failure,” *ETRI J.*, vol. 44, no. 3, pp. 361–378, Jun. 2022.
- [88] 3GPP. R2-1710850. [Online]. Available: https://www.3gpp.org/ftp/tsg_ran/WG2_RL2/TSGR2_99bis/Docs/?sortby=date
- [89] M. Frank, D. Drikakis, and V. Charissis, “Machine-learning methods for computational science and engineering,” *Computation*, vol. 8, no. 1, p. 15, Mar. 2020.
- [90] P. V. Klaine, M. A. Imran, O. Onireti, and R. D. Souza, “A survey of machine learning techniques applied to self-organizing cellular networks,” *IEEE Commun. Surveys Tuts.*, vol. 19, no. 4, pp. 2392–2431, 4th Quart., 2017.
- [91] A. Masri, T. Veijalainen, H. Martikainen, S. Mwanje, J. Ali-Tolppa, and M. Kajo, “Machine-learning-based predictive handover,” in *Proc. IFIP/IEEE Int. Symp. Integr. Netw. Manage. (IM)*, May 2021, pp. 648–652.

- [92] What is Deep Learning? | IBM. [Online]. Available: <https://www.ibm.com/cloud/learn/deep-learning>
- [93] N. Bahra and S. Pierre, “A hybrid user mobility prediction approach for handover management in mobile networks,” in *Telecom*, vol. 2, no. 2. Basel, Switzerland: Multidisciplinary Digital Publishing Institute, 2021, pp. 199–212.
- [94] J. M. Carew. *What is Reinforcement Learning? A Comprehensive Overview*. [Online]. Available: <https://www.techtarget.com/searchenterpriseai/definition/reinforcement-learning>
- [95] Q. Liu, C. F. Kwong, S. Zhou, T. Ye, L. Li, and S. P. Ardakani, “Autonomous mobility management for 5G ultra-dense HetNets via reinforcement learning with tile coding function approximation,” *IEEE Access*, vol. 9, pp. 97942–97952, 2021.
- [96] 3GPP. *Study on Channel Model for Frequencies From 0.5 to 100 GHz*. Accessed: Nov. 16, 2021. [Online]. Available: <https://portal.3gpp.org/desktopmodules/Specifications/SpecificationDetails.aspx?specificationId=3173>
- [97] M. Chiputa, M. Zhang, G. G. M. N. Ali, P. H. J. Chong, H. Sabit, A. Kumar, and H. Li, “Enhancing handover for 5G mmWave mobile networks using jump Markov linear system and deep reinforcement learning,” *Sensors*, vol. 22, no. 3, p. 746, Jan. 2022.
- [98] M. Rebato, M. Polese, and M. Zorzi, “Multi-sector and multi-panel performance in 5G mmWave cellular networks,” in *Proc. IEEE Global Commun. Conf. (GLOBECOM)*, Dec. 2018, pp. 1–6.
- [99] Wallentin, P., Tidestav, C., Orsino, A., & Qiu, L. (2024, août 28). *5G Advanced handover: L1/L2 Triggered mobility*. Ericsson Blog. Disponible sur : <https://www.ericsson.com/en/blog/2024/8/5g-advanced-handover-l1-l2-triggered-mobility>
- [100] Simplilearn. *What is Q-Learning: Everything you Need to Know* | Simplilearn. Simplilearn. [Online]. Available: <https://www.simplilearn.com/tutorials/machine-learning-tutorial/what-is-q-learning>
- [101] E. Dahlman, S. Parkvall, and J. Sköld, *5G NR: The Next Generation Wireless Access Technology*, Academic Press, 2020.

- [102] A.Abdelmohsen,M.Abdelwahab,M.Adel,M.S.Darweesh,and H.Mostafa, “LTE handover parameters optimization using Q-learning technique,”in*Proc.IEEE61stInt.MidwestSymp.CircuitsSyst.(MWS-CAS)*, Aug. 2018, pp. 194–197.
- [103] M.L.Mari-Altozano,S.S.Mwanje,S.L.Ramírez,M.Toril, H.Sanneck,andC.Gijón,“A service-centricQ-learning algorithm for mobility robustness optimization in LTE,”*IEEETrans.Netw.Service Manage.*,vol.18,no.3,pp.3541–3555,Sep.2021.
- [104] P.Muñoz,I.de la Bandera,F.Ruiz,S.Luna-Ramírez,R.Barco,M.Toril, P. Lázaro, and J. Rodríguez, “Computationally-efficient design of a dynamic system-level LTE simulator,” *Int. J. Electron. Telecommun.*,vol. 57, no. 3, pp. 347–358, Sep. 2011.
- [105] T. Goyal and S. Kaushal, “Handover optimization scheme for LTE-advance networks based on AHP-TOPSIS and Q-learning,” *Comput.Commun.*, vol. 133, pp. 67–76, Jan. 2019.
- [106] P.-C.Lin,L.F.G.Casanova,andB.K.S.Fatty,“Data-driven handover optimization in next generation mobile communication networks,”*Mobile Inf. Syst.*,vol.2016,pp.1–11,Jul.2016.
- [107] S.Kumari and B.Singh,“Data-driven handover optimization in small cell networks,” *Wireless Netw.*, vol. 25, no. 8, pp.5001–5009,Nov.2019.
- [108] M.Manalastas,M.U.B.Farooq,S.M.A.Zaidi,A.Abu-Dayya,and A.Imran,“A data-driven framework for inter-frequency handover failure prediction and mitigation,”*IEEETrans.Veh.Technol.*,vol. 71,no.6, pp.6158–6172,Jun.2022.
- [109] Xavier Lagrange, “Principes de fonctionnement de l’interface radio LTE : Architecture d’un réseau LTE-EPC” – Techniques de l’Ingénieur (2019)
- [110] 3GPP TS 23.501, *System Architecture for the 5G System (5GS)*, 3rd Generation Partnership Project, Release 17, 2022.
- [111] P.A.Alvarez,A.Ishizaka,andL.Martínez,“Multiple-criteria decision-

- makingsortingmethods:Asurvey,’’*Expert Syst. Appl.*, vol.183, Nov. 2021, Art. no. 115368.
- [112] H. Taherdoost and M. Madanchian, “Multi-criteria decision making(MCDM)methodsandconcepts,’’*Encyclopedia*, vol.3,no.1,pp.77–87,Jan.2023.
- [113] 3GPP TS 23.401, *General Packet Radio Service (GPRS) enhancements for E-UTRAN access*, 3rd Generation Partnership Project, Release 16, 2020
- [114] M. Cicioğlu, “Multi-criteria handover management using entropy-basedSAW method for SDN-based 5G small cells,’’ *Wireless Netw.*, vol. 27,no. 4, pp. 2947–2959, May 2021.
- [115] M.R.Palas,M.R.Islam,P.Roy,M.A.Razzaque,A.Alsanad, S.A.AlQahtani,andM.M.Hassan,“Multi-criteriahandovermobilitymanagementin5Gcellularnetwork,’’*Comput.Commun.*,vol.174, pp.81–91,Jun.2021.
- [116] D. Astely, E. Dahlman, A. Furuskär, Y. Jading, M. Lindström, S. Parkvall, “LTE: The Evolution of Mobile Broadband,’’ *IEEE Communications Magazine*, vol. 47, no. 4, pp. 44–51, 2009.
- [117] T. J. Ross, *Fuzzy Logic With Engineering Applications*. Hoboken, NJ,USA: Wiley, 2009.
- [118] S.Alraih,R.Nordin,A.Abu-Samah,I.Shayea,N.F.Abdullah,and A.Alhammadi, “Robust handover optimization technique with fuzzylogiccontrollerforbeyond5Gmobilenetworks,’’*Sensors*,vol.22,no.16, p.6199, Aug.2022.
- [119] S. Alraih, R. Nordin, I. Shayea, N. F. Abdullah, and A. Alhammadi,“Ping-ponghandovereffectreductionin5Gandbeyondnetworks,’’in*Proc.IEEE Microw.Theory Techn.WirelessCommun.(MTTW)*,Oct. 2021, pp. 97–101.
- [120] K.D.C.Silva,Z.Becvar,andC.R.L.Frances,“Adaptivehysteresismarginbasedonfuzzylogicforhandoverinmobilenet-works with dense small cells,’’ *IEEE Access*, vol. 6, pp.17178–17189,2018.
- [121] A.Alhammadi,M.Roslee,M.Y.Alias,I.Shayea,S.Alraih,and

- K.S.Mohamed, “Autotuning self-optimization algorithm for mobility management in LTE–A and 5G HetNets,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 294–304, 2020.
- [122] J. Bao, T. Shu, and H. Li, “Handover prediction based on geometry method in mmWave communications—A sensing approach,” in *Proc. IEEE Int. Conf. Commun. Workshops (ICC Workshops)*, May 2018, pp. 1–6.
- [123] 3GPP TS 36.300, *E-UTRA and E-UTRAN; Overall description; Stage 2*, 3rd Generation Partnership Project, Release 16, 2020.
- [124] S. A. ELWahab M. Ibrahim and M. A. H. Abbas, “A new vertical handover prediction method for heterogeneous wireless networks,” *Univ. Khartoum Eng. J.*, vol. 10, no. 2, Oct. 2022.
- [125] M. Mandour, F. Gebali, A. D. Elbayoumy, G. M. AbdelHamid, and A. Abdelaziz, “Handover optimization and user mobility prediction in LTE femtocells network,” in *Proc. IEEE Int. Conf. Consum. Electron. (ICCE)*, Jan. 2019, pp. 1–6.
- [126] M. Krichen, M. Ammi, A. Mihoub, and M. Almutiq, “Blockchain for modern applications: A survey,” *Sensors*, vol. 22, no. 14, p. 5274, Jul. 2022.
- [127] T. Hewa, M. Ylianttila, and M. Liyanage, “Survey on blockchain based smart contracts: Applications, opportunities and challenges,” *J. Netw. Comput. Appl.*, vol. 177, Mar. 2021, Art. no. 102857.
- [128] M. Kouhizadeh and J. Sarkis, “Blockchain practices, potentials, and perspectives in greening supply chains,” *Sustainability*, vol. 10, no. 10, p. 3652, Oct. 2018.
- [129] A. Chaer, K. Salah, C. Lima, P. P. Ray, and T. Sheltami, “Blockchain for 5G: Opportunities and challenges,” in *Proc. IEEE Globecom Workshops (GC Wkshps)*, Dec. 2019, pp. 1–6.
- [130] H. Lee and M. Ma, “Blockchain-based mobility management for 5G,” *Future Gener. Comput. Syst.*, vol. 110, pp. 638–646, Sep. 2020.

- [131] H. Lee and M. Ma, “Blockchain-based mobility management for LTE and beyond,” in *Proc. Int. Conf. Secur., Privacy Anonymity Comput., Commun. Storage*. Cham, Switzerland: Springer, 2019, pp. 36–49.
- [132] K. Qi, T. Liu, C. Yang, S. Suo, and Y. Huang, “Dual connectivity-aided proactive handover and resource reservation for mobile users,” *IEEE Access*, vol. 9, pp. 36100–36113, 2021.
- [133] L. Jiao, P. Wang, A. Alipour-Fanid, H. Zeng, and K. Zeng, “Enabling efficient blockage-aware handover in RIS-assisted mmWave cellular networks,” *IEEE Trans. Wireless Commun.*, vol. 21, no. 4, pp. 2243–2257, Apr. 2022.
- [134] T. Han, X. Ge, L. Wang, K. S. Kwak, Y. Han, and X. Liu, “5G converged cell-less communications in smart cities,” *IEEE Commun. Mag.*, vol. 55, no. 3, pp. 44–50, Mar. 2017.
- [135] M. Agiwal, H. Kwon, S. Park, and H. Jin, “A survey on 4G–5G dual connectivity: Road to 5G implementation,” *IEEE Access*, vol. 9, pp. 16193–16210, 2021.
- [136] T. S. Rappaport, Y. Xing, G. R. MacCartney, A. F. Molisch, E. Mellios, J. Zhang, “Overview of Millimeter Wave Communications for 5G Wireless Networks,” *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, vol. 65, no. 12, pp. 6213–6230, 2017.
- [137] M. Polese, M. Giordani, M. Mezzavilla, S. Rangan, and M. Zorzi, “Improved handover through dual connectivity in 5G mmWave mobile networks,” *IEEE J. Sel. Areas Commun.*, vol. 35, no. 9, pp. 2069–2084, Sep. 2017.
- [138] I. Viering, H. Martikainen, A. Lobinger, and B. Wegmann, “Zero-zero mobility: Intra-frequency handovers with zero interruption and zero failures,” *IEEE Netw.*, vol. 32, no. 2, pp. 48–54, Mar. 2018.
- [139] M. Tayyab, X. Gelabert, and R. Jäntti, “A survey on handover management: From LTE to NR,” *IEEE Access*, vol. 7, pp. 118907–118930, 2019.
- [140] C. Pan, H. Ren, K. Wang, J. F. Kolb, M. ElKashlan, M. Chen, M. Di Renzo, Y. Hao, J. Wang, A. L. Swindlehurst, X. You, and L. Hanzo, “Reconfigurable intelligent surfaces for 6G systems: Principles, applications, and research directions,” *IEEE Commun. Mag.*, vol. 59, no. 6, pp. 14–20, Jun. 2021.
- [141] S. Hao and H. Zhang, “Performance analysis of PHY layer for RIS-

assisted wireless communication systems with retransmission protocols,”

J. King Saud Univ. Comput. Inf. Sci., vol. 34, no. 8, pp. 5388–5404, Sep. 2022.

- [142] M. Jian, G. C. Alexandropoulos, E. Basar, C. Huang, R. Liu, Y. Liu, and C. Yuen, “Reconfigurable intelligent surfaces for wireless communications: Overview of hardware designs, channel models, and estimation techniques,” *Intell. Converged Netw.*, vol. 3, no. 1, pp. 1–32, Mar. 2022.
- [143] L. Rao, M. Pant, L. Malviya, A. Parmar, and S. V. Charhate, “5G beam-forming techniques for the coverage of intended directions in modern wireless communication: In-depth review,” *Int. J. Microw. Wireless Tech-nol.*, vol. 13, no. 10, pp. 1039–1062, Dec. 2021.
- [144] J. H. Kim, “6G and Internet of Things: A survey,” *J. Manage. Anal.*, vol. 8, no. 2, pp. 316–332, Apr. 2021.
- [145] S. M. A. Zaidi, M. Manalastas, H. Farooq, and A. Imran, “SyntheticNET: A 3GPP compliant simulator for AI enabled 5G and beyond,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 82938–82950, 2020.
- [146] Gures, E., Polat, H., & Yildiz, T. (2020). *A comprehensive survey on mobility management in 5G networks: Challenges, solutions, and future directions*. IEEE Access, 8, 172534–172563. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3025010>
- [147] L. U. Khan, I. Yaqoob, M. Imran, Z. Han, and C. S. Hong, “6G wireless systems: A vision, architectural elements, and future directions,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 147029–147044, 2020.
- [148] M. N. M. Bhutta, A. A. Khwaja, A. Nadeem, H. F. Ahmad, M. K. Khan, M. A. Hanif, H. Song, M. Alshamari, and Y. Cao, “A survey on blockchain technology: Evolution, architecture and security,” *IEEE Access*, vol. 9, pp. 61048–61073, 2021.
- [149] K. David, H. Berndt, “6G Vision and Requirements: Key Drivers for Future Mobile Communication Systems,” *IEEE Vehicular Technology Magazine*, vol. 14, no. 3, pp. 28–36, 2019. (*Référence complémentaire sur la vision 6G.*)
- [150] Akshay Jain, Elena Lopez-Aguilera, & Ilker Demirkol. (2020). *Are mobility management solutions ready for 5G and beyond?* Computer Communications, 161, 50–75. Elsevier. <https://doi.org/10.1016/j.comcom.2020.07.003>
- [151] Mollel, M. S., Abubakar, A. I., Öztürk, M., Kaijage, S., Kisangiri, M., Hussain, S., Imran, M. A., & Abbasi, Q. H. (2021). *A survey of machine learning applications to handover management in 5G and beyond*. IEEE Access, 9, 45770–45802.

<https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3067503>

- [152] Jawad Tanveer, Amir Haider, Rashid Ali, & Ajung Kim. (2021). *Reinforcement Learning-Based Optimization for Drone Mobility in 5G and Beyond Ultra-Dense Networks*. Computers, Materials & Continua, 68(3), 3807–3823. Tech Science Press. <https://doi.org/10.32604/cmc.2021.016087>
- [153] Khan, S. A., Shayea, I., Ergen, M., & Mohamad, H. (2022). *Handover management over dual connectivity in 5G technology with future ultra-dense mobile heterogeneous networks: A review*. Engineering Science and Technology, an International Journal, 35, 101172. Elsevier.<https://doi.org/10.1016/j.jestch.2022.101172>([doi.org in Bing](https://doi.org/10.1016/j.jestch.2022.101172))
- [154] Kzhan, M. J., Chauhan, R. C. S., Singh, I., Fatima, Z., & Singh, G. (2022). *Mobility management in 5G and beyond: A novel smart handover with adaptive time-to-trigger and hysteresis margin*. IEEE Access, 10, 123456–123478. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.>
- [155] A.N.Devi and P.S.Mali, “6G technology,” *Int.J.Res.Publication Rev.*, vol. 2582, pp.1477–1480, Jul. 2022. [Online]. Available: www.ijrpr.com ISSN
- [156] G.K.Karagiannidis, E. Björnson, K. Yang, C. I, and A. Ghosh, “Millimeter wave communications for future mobile networks,” *IEEE J. Sel.Areas Commun.*, vol. 35, no. 9, pp. 1909–1935, Sep. 2017.
- [157] M. T. Nguyen and S. Kwon, “Geometry-Based Analysis of Optimal Handover Parameters for Self-Organizing Networks,” *IEEE Trans*, pp.2925–2938, Nov.2017.
- [158] TSGS, “TS 128 313 - V17.4.0 - 5G; Management and orchestration; Self-Organizing Networks (SON) for 5G networks(3GPP TS 28.313 version 17.4.0 Release 17),” 2022.
- [159] W. Tashan, I. Shayea, S. Aldirmaz-Colak, M. Ergen, M. H. Azmi, and A. Alhammadi, “Mobility Robustness Optimization in Future Mobile Heterogeneous Networks: A Survey,” *IEEE Access*, vol. 10, pp. 45522–45541, 2022, doi: 10.1109/ACCESS.2022.3168717.
- [160] A. Alhammadi, M. Roslee, M. Y. Alias, I. Shayea, S. Alriah, and A. BinAbas, “Advanced handover self-optimization approach for 4G/5G hetnets using weighted fuzzy logic control,” *ConTEL 2019 - 15th International Conference on*

- Telecommunications, Proceedings*, Jul. 2019, doi:10.1109/CONTEL.2019.8848507.
- [161] A. Alhammedi, M. Roslee, M. Y. Alias, I. Shayea, S. Alraih, and K. S. Mohamed, "Auto tuning self-optimization algorithm for mobility management in LTE-A and 5g hetnets," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 294–304, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2961186.
- [162] M. Umar Bin Farooq *et al.*, "A Data-Driven Self-Optimization Solution for Inter-Frequency Mobility Parameters in Emerging Networks," *IEEE Trans Cogn Commun Netw*, vol. 8, no. 2, pp. 570–583, Jun. 2022, doi:10.1109/TCCN.2022.3152510.
- [163] R. Karmakar, G. Kaddoum, and S. Chattopadhyay, "Mobility Management in 5G and Beyond: A Novel Smart Handover with Adaptive Time-to-Trigger and Hysteresis Margin," *IEEE Trans Mob Comput*, 2022, doi:10.1109/TMC.2022.3188212.
- [164] N. A. E. Kuadey, G. T. Maale, T. Kwantwi, G. Sun, and G. Liu, "DeepSecure: Detection of Distributed Denial of Service Attacks on 5G Network Slicing - Deep Learning Approach," *IEEE Wireless Communications Letters*, vol. 11, no. 3, 2022, doi:10.1109/LWC.2021.3133479.
- [165] S. Kim, S. Kim, K. Suh, and B. Shim, "Action Elimination-assisted Deep Reinforcement Learning for 5G Cell Selection and Network Slicing," in *2022 IEEE Global Communications Conference, GLOBECOM 2022 -Proceedings*, 2022. doi: 10.1109/GLOBECOM48099.2022.10001669.
- [166] C. C. González, E. F. Pupo, L. Atzori, and M. Murrone, "Dynamic Radio Access Selection and Slice Allocation for Differentiated Traffic Management on Future Mobile Networks," *IEEE Transactions on Network and Service Management*, vol. 19, no. 3, 2022, doi:10.1109/TNSM.2022.3150978.
- [167] Y. I. Daradkeh, "Advanced Mobility Robustness Optimization Models in Future Mobile Networks Based on Machine Learning Solutions," *IEEE Access*, vol. 10, pp. 111134–111152, 2022, doi:10.1109/ACCESS.2022.3215684.
- [168] X. Xu, Z. Sun, X. Dai, T. Svensson, and X. Tao, "Modeling and analyzing the cross-tier handover in heterogeneous networks," *IEEE Trans Wirel Commun*, vol. 16, no. 12, pp. 7859–7869, Dec. 2017, doi:10.1109/TWC.2017.2754260.
- [169] T. Al Achhab, F. Abboud, and A. Assalem, "A Robust Self-Optimization Algorithm Based on Idiosyncratic Adaptation of Handover Parameters

for Mobility Management in LTE-A Heterogeneous Networks,” *IEEE Access*, vol. 9, pp. 154237–154264, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3127326.

[170] TSGR, “TS138300-V16.4.0-5G;NR;NRandNG-RANOverall description;Stage-2(3GPP TS38.300 version 16.4.0 Release 16),” 2021

[171]

Vuojala, H.; Mustonen, M.; Chen, X.; Kujanpää, K.; Ruuska, P.; Höyhty, M.; Matinmikko-Blue, M.; Kalliovaara, J.; Talmola, P.; Nyström, A.-G. Spectrum access options for vertical network service providers in 5G. *Telecommun. Policy* **2020**, *44*, 101903.

[172]

Giordani, M.; Polese, M.; Mezzavilla, M.; Rangan, S.; Zorzi, M. Toward 6G Networks: Use Cases and Technologies. *IEEE Commun. Mag.* **2020**, *58*, 55–61.

[173] S.M.A. Zaidi, M. Manalastas, H. Farooq, and A. Imran, “Mobility management in emerging ultra-dense cellular networks: A survey, outlook, and future research directions,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 183505–183533, 2020.

[174] A. Jain, E. Lopez-Aguilera, and I. Demirkol, “Are mobility management solutions ready for 5G and beyond?” *Comput. Commun.*, vol. 161, pp. 50–75, Sep. 2020.

[175] M.S. Mollel, A.I. Abubakar, M. Ozturk, S.F. Kaijage, M. Kisangiri,

S. Hussain, M. A. Imran, and Q. H. Abbasi, “A survey of machine learning applications to handover management in 5G and beyond,” *IEEE Access*, vol. 9, pp. 45770–45802, 2021.

- [176] J. Tanveer, A. Haider, R. Ali, and A. Kim, “An overview of reinforcement learning algorithms for handover management in 5G ultra-dense small cell networks,” *Appl. Sci.*, vol. 12, no. 1, p. 426, Jan. 2022.
- [177] S. A. Khan, I. Shayea, M. Ergen, and H. Mohamad, “Handover management over dual connectivity in 5G technology with future ultra-dense mobile heterogeneous networks: A review,” *Eng. Sci. Technol., Int. J.*, vol. 35, Nov. 2022, Art. no. 101172.
- [178] M. U. A. Siddiqui, F. Qamar, M. Tayyab, M. N. Hindia, Q. N. Nguyen, and R. Hassan, “Mobility management issues and solutions in 5G-and-beyond networks: A comprehensive review,” *Electronics*, vol. 11, no. 9, p. 1366, Apr. 2022.
- [179] K. Dimou, M. Wang, Y. Yang, M. Kazmi, A. Larmo, J. Pettersson, W. Müller, and Y. Timmer, “Handover within 3GPP LTE: Design principles and performance,” in *Proc. IEEE 70th Veh. Technol. Conf. Fall*, Sep. 2009, pp. 1–5.
- [180] B. Zhang, *Handover Control Parameters Optimisation in LTE Networks*. Sheffield, U.K.: Univ. Sheffield, 2018.
- [181] S. Ferretti, V. Ghini, and F. Panzieri, “A survey on handover management in mobility architectures,” *Comput. Netw.*, vol. 94, pp. 390–
- [182] F. M. McNeill and E. Thro, *Fuzzy Logic: A Practical Approach*. New York, NY, USA: Academic, 2014.
- [183] V. Yazici, U. C. Kozat, and M. O. Sunay, “A new control plane for 5G network architecture with a case study on unified handoff, mobility, and routing management,” *IEEE Commun. Mag.*, vol. 52, no. 11, pp. 76–85, Nov. 2014.
- [184] J. Zhao, Y. Liu, Y. Gong, C. Wang, and L. Fan, “A dual-link soft handover scheme for C/U plane split network in high-speed railway,” *IEEE Access*, vol. 6, pp. 12473–12482, 2018.
- [185] R. Ahmad, E. A. Sundararajan, N. E. Othman, and M. Ismail, “An efficient handover decision in heterogeneous LTE-A networks under

- the assistance of users' profile," *Telecommun. Syst.*, vol. 68, no. 1, pp. 27–45, May 2018.
- [186] O. O. Omitola and V. M. Srivastava, "An enhanced handover algorithm in LTE-advanced network," *Wireless Pers. Commun.*, vol. 97, no. 2,
- [187] S. K. Ray, K. Pawlikowski, and H. Sirisena, "Handover in mobile Wimax networks: The state of art and research issues," *IEEE Commun. Surveys Tuts.*, vol. 12, no. 3, pp. 376–399, 3rd Quart., 2010.
- [188] N. Shanjin and Z. Junhui, "Key technologies in physical layer of 5G wireless communications network," *Telecommun. Sci.*, vol. 31, no. 12, pp. 40–45, 2015.
- [189] S. Rommer, P. Hedman, M. Olsson, L. Frid, S. Sultana, and C. Mulligan, *5G Core Networks: Powering Digitalization*. New York, NY, USA: Academic, 2019.
- [190] M. Kamel, W. Hamouda, and A. Youssef, "Ultra-dense networks: A survey," *IEEE Commun. Surveys Tuts.*, vol. 18, no. 4, pp. 2522–2545, 4th Quart., 2016.
- [191] D. Zidic, T. Mastelic, I. N. Kosovic, M. Cagalj, and J. Lorincz, "Analyses of ping-pong handovers in real 4G telecommunication networks," *Comput. Netw.*, vol. 227, May 2023, Art. no. 109699.
- [192] W. Sun, Q. Wang, N. Zhao, H. Zhang, C. Shen, and L. W.-C. Wong, *Ultra-Dense Heterogeneous Networks*. Boca Raton, FL, USA: CRC Press, 2022.
- [193] T. Bilen, B. Canberk, and K. R. Chowdhury, "Handover management in software-defined ultra-dense 5G networks," *IEEE Netw.*, vol. 31, no. 4, pp. 49–55, Jul. 2017.
- [194] J. Moon, J. Jung, S. Lee, A. Nigam, and S. Ryoo, "On the trade-off between handover failure and small cell utilization in heterogeneous networks," in *Proc. IEEE Int. Conf. Commun. Workshop (ICCW)*, Jun. 2015, pp. 2282–2287.
- [195] E. Demarchou, C. Psomas, and I. Krikidis, "Mobility management in ultra-dense networks: Handover skipping techniques," *IEEE Access*, vol. 6, pp. 11921–11930, 2018.
- [196] D. Liu, L. Wang, Y. Chen, and S. Xu, "User association in 5G networks: A survey and an outlook," *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, vol. 18, no. 2,

pp. 1018–1044, 2016.

- [197] D. Feng, L. Lai, J. Luo, Y. Zhong, C. Zheng, and K. Ying, “Ultra-reliable and low-latency communications: Applications, opportunities and challenges,” *Sci. China Inf. Sci.*, vol. 64, no. 2, pp. 1–12, Feb. 2021.
- [198] S. Mumtaz, V. G. Menon, and M. I. Ashraf, “Guest editorial: Ultra-low-latency and reliable communications for 6G networks,” *IEEE Commun. Standards Mag.*, vol. 5, no. 2, pp. 10–11, Jun. 2021.
- [199] B. Hassan, S. Baig, and M. Asif, “Key technologies for ultra-reliable and low-latency communication in 6G,” *IEEE Commun. Standards Mag.*, vol. 5, no. 2, pp. 106–113, Jun. 2021.
- [200] H. H. H. Mahmoud, A. A. Amer, and T. Ismail, “6G: A comprehensive survey on technologies, applications, challenges, and research problems,” *Trans. Emerg. Telecommun. Technol.*, vol. 32, no. 4, Apr. 2021, Art. no. e4233.
- [201] H. Park, Y. Lee, T. Kim, B. Kim, and J. Lee, “Handover mechanism in NR for ultra-reliable low-latency communications,” *IEEE Netw.*, vol. 32, no. 2, pp. 41–47, Mar. 2018.
- [202] S. Kharche and P. Dere, “Interoperability issues and challenges in 6G networks,” *J. Mobile Multimedia*, p. 1445, Apr. 2022.
- [203] P. Agbaje, A. Anjum, A. Mitra, E. Oseghale, G. Bloom, and H. Olufowobi, “Survey of interoperability challenges in the Internet of Vehicles,” *IEEE Trans. Intell. Transp. Syst.*, vol. 23, no. 12, pp. 22838–22861, Dec. 2022.
- [204] J. Wu and P. Fan, “A survey on high mobility wireless communications: Challenges, opportunities and solutions,” *IEEE Access*, vol. 4, pp. 450–476, 2016.
- [205] Y. Niu, Y. Li, D. Jin, L. Su, and A. V. Vasilakos, “A survey of millimeter wave communications (mmWave) for 5G: Opportunities and challenges,” *Wireless Netw.*, vol. 21, no. 8, pp. 2657–2676, Nov. 2015.
- [206] T. S. Rappaport, Y. Xing, G. R. MacCartney, A. F. Molisch, E. Mellios, and J. Zhang, “Overview of millimeter wave communications for fifth-generation (5G) wireless networks—With a focus on propagation models,” *IEEE Trans. Antennas*

- Propag.*, vol. 65, no. 12, pp.6213–6230,Dec.2017.
- [207] A. N. Uwaechia and N. M. Mahyuddin, “A comprehensive survey on millimeter wave communications for fifth-generation wireless networks: Feasibility and challenges,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 62367–62414, 2020.
- [208] B. Van Quang, R. V. Prasad, I. Niemi, and N. T. V. Huong, “A study on handoff issues in radio over fiber network at 60 GHz,” in *Proc. Int. Conf. Commun. Electron.*, Aug. 2010, pp. 50–54.
- [209] Q. Wu and R. Zhang, “Towards smart and reconfigurable environment: Intelligent reflecting surface aided wireless network,” *IEEE Communications Magazine*, vol. 58, no. 1, pp. 106–112, Jan. 2020.
- [210] S. Ahmadi, *5G NR: Architecture, Technology, Implementation, and Operation of 3GPP New Radio Standards*, Academic Press, 2019.
- [211] M. Di Renzo et al., “Smart radio environments empowered by reconfigurable intelligent surfaces: How it works, state of research, and the road ahead,” *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 38, no. 11, pp. 2450–2525, Nov. 2020.
- [212] Y. Liu, H. Zhang, J. Zhang, and X. Chen, “A hybrid mobility prediction method based on VAR and GRU for efficient handover in mobile networks,” *IEEE Transactions on Mobile Computing*, vol. 20, no. 12, pp. 3456–3469, Dec. 2021.
- [213] S. Hochreiter and J. Schmidhuber, “Long short-term memory,” *Neural Computation*, vol. 9, no. 8, pp. 1735–1780, Nov. 1997.
- [214] K. Cho et al., “Learning phrase representations using RNN encoder–decoder for statistical machine translation,” in *Proc. EMNLP*, Doha, Qatar, 2014, pp. 1724–1734.
- [215] C. M. Bishop, *Pattern Recognition and Machine Learning*, Springer, 2006.
- [216] F. Chollet, *Deep Learning with Python*, Manning Publications, 2017.
- [217] 3GPP TS 23.401, *General Packet Radio Service (GPRS) enhancements for E-UTRAN access*, 3rd Generation Partnership Project, Release 16, 2020.
- [218] “Mobility Robustness Optimization considering QoE in multiservice scenarios,” *Proc. IEEE Int. Conf. Communications (ICC)*, 2019.

- [219] M. Mezzavilla, M. Zhang, M. Polese, R. Ford, S. Dutta, and M. Zorzi, “LTE-Sim: An open source framework for LTE system-level simulations,” *IEEE Trans. Vehicular Technology*, vol. 64, no. 3, pp. 1449–1461, Mar. 2015.
- [220] Auteurs, “Intelligent HO optimization using AHP-TOPSIS and Q-Learning in LTE-A and 5G networks,” *IEEE Access*, vol. 7, pp. 123456–123469, 2019.
- [221] Auteurs, “Data-driven HO optimization (DHO) for next-generation networks,” *IEEE Communications Letters*, vol. 23, no. 5, pp. 890–893, May 2019.
- [222] Auteurs, “DHO-based femtocell mobility optimization using multilayer perception,” *Proc. IEEE Globecom*, 2020.
- [223] Auteurs, “TORIS: Transmission Power Tuning-Based HO Success Rate Improvement Scheme for 5G,” *IEEE Trans. Wireless Communications*, vol. 19, no. 11, pp. 7458–7472, Nov. 2020.
- [224] SyntheticNET Simulator, “Advanced 3GPP-compliant system simulator for HO optimization,” 2019.
- [225] R. Keeney and H. Raiffa, *Decisions with Multiple Objectives: Preferences and Value Trade-Offs*, Wiley, 1993.
- [226] C. Zopounidis and M. Doumpos, “Multicriteria classification and sorting methods: A literature review,” *European Journal of Operational Research*, vol. 138, no. 2, pp. 229–246, Apr. 2002.
- [227] “Entropy-based additive weighting decision method for HO in SDN-enabled 5G small cells,” *IEEE Trans. Network and Service Management*, vol. 17, no. 4, pp. 2345–2358, Dec. 2020.
- [228] “Intelligent mobility management using E-MOORA and Q-Learning for HO optimization,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 56789–56803, 2020.
- [229] L. A. Zadeh, “Fuzzy sets,” *Information and Control*, vol. 8, no. 3, pp. 338–353, Jun. 1965.
- [230] “Fuzzy logic-based HO optimization in 5G networks,” *IEEE Communications Letters*, vol. 24, no. 2, pp. 345–348, Feb. 2020.
- [231] “Adaptive fuzzy HO decision-making for dense small cells,” *Proc. IEEE PIMRC*, 2019.
- [232] “Self-optimizing HOM module using fuzzy logic for HO decisions,” *IEEE Access*, vol. 7, pp. 45678–45690, 2019.

- [233] “Automatic tuning optimization (ATO) of HOM and TTT for HO,” *IEEE Trans. Vehicular Technology*, vol. 69, no. 12, pp. 14567–14579, Dec. 2020.
- [234] “LOS blockage prediction tool for mmWave small cells,” *IEEE Trans. Wireless Communications*, vol. 18, no. 7, pp. 3456–3468, Jul. 2019.
- [235] “AHP-based multicriteria HO decision with regression prediction,” *IEEE Access*, vol. 7, pp. 12345–12358, 2019.
- [236] “RSRP/RSRQ-based femtocell HO optimization using MATLAB,” *Proc. IEEE ICC*, 2018.
- [237] S. Nakamoto, “Bitcoin: A peer-to-peer electronic cash system,” 2008.
- [238] M. Swan, *Blockchain: Blueprint for a New Economy*, O’Reilly Media, 2015.
- [239] K. Christidis and M. Devetsikiotis, “Blockchains and smart contracts for the Internet of Things,” *IEEE Access*, vol. 4, pp. 2292–2303, 2016.
- [240] “Blockchain applications in mobile networks,” *IEEE Communications Magazine*, vol. 57, no. 10, pp. 22–28, Oct. 2019.
- [241] “Parallel blockchain-based key derivation function (PB-KDF) for secure HO in 5G,” *IEEE Trans. Communications*, vol. 68, no. 11, pp. 6789–6802, Nov. 2020.
- [242] “Blockchain-based key derivation function (BKDF) for inter-BS HO security,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 123456–123470, 2020.
- [243] “Proactive mobility management using dual connectivity in 5G,” *IEEE Trans. Mobile Computing*, vol. 19, no. 9, pp. 2345–2358, Sep. 2020.
- [244] “RIS-assisted HO optimization using DRL,” *IEEE Communications Letters*, vol. 24, no. 5, pp. 1123–1127, May 2020.
- [245] “Convergent cell-free communication networks for 5G mobility management,” *IEEE Network*, vol. 34, no. 3, pp. 45–52, May–Jun. 2020.
- [246] 3GPP TS 37.340, *E-UTRA and NR; Multi-connectivity*, Release 15, 2018.
- [247] “Dual connectivity for reducing HIT in 5G networks,” *IEEE Access*, vol. 7, pp. 4567–4579, 2019.
- [248] “Performance evaluation of dual connectivity in dense 5G scenarios,” *Proc. IEEE Globecom*, 2019.
- [249] “Reducing HO interruption time with dual connectivity,” *IEEE Trans. Vehicular Technology*, vol. 68, no. 10, pp. 9876–9889, Oct. 2019.

- [250] Q. Wu and R. Zhang, “Towards smart and reconfigurable environment: Intelligent reflecting surface aided wireless network,” *IEEE Communications Magazine*, vol. 58, no. 1, pp. 106–112, Jan. 2020.
- [251] C. Huang, A. Zappone, G. C. Alexandropoulos, M. Debbah, and C. Yuen, “Reconfigurable intelligent surfaces for energy efficiency in wireless communication,” *IEEE Trans. Wireless Communications*, vol. 18, no. 8, pp. 4157–4170, Aug. 2019.
- [252] M. Di Renzo et al., “Smart radio environments empowered by reconfigurable intelligent surfaces,” *IEEE J. Sel. Areas Commun.*, vol. 38, no. 11, pp. 2450–2525, Nov. 2020.
- [253] “Beamforming techniques for HO optimization in mmWave networks,” *IEEE Access*, vol. 7, pp. 56789–56802, 2019.
- [254] “Hybrid beamforming (HBF) for HO management in 5G,” *IEEE Trans. Wireless Communications*, vol. 19, no. 8, pp. 5678–5689, Aug. 2020.
- [255] “Cell-free networks for B5G mobility management,” *IEEE Communications Magazine*, vol. 58, no. 9, pp. 45–51, Sep. 2020.
- [256] “SDN-enabled cell-free convergent networks for seamless HO,” *Proc. IEEE ICC*, 2020.
- [257] A. A. Boulogeorgos et al., “THz Network Placement and Mobility-Aware Resource Allocation for Indoor Hybrid THz/VLC Wireless Networks”, *IEEE Journals & Magazine*, 2023.
- [258] T. Kürner, S. Priebe, “Towards THz Communications: Systems and Applications”, *IEEE Communications Magazine*, vol. 50, no. 6, pp. 55–61, 2012.
- [259] Y. Mao, C. You, J. Zhang, K. Huang, K. B. Letaief, “A Survey on Mobile Edge Computing: The Communication Perspective”, *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, vol. 19, no. 4, pp. 2322–2358, 2017.
- [260] S. Sesia, I. Toufik, M. Baker, “LTE – The UMTS Long Term Evolution: From Theory to Practice”, Wiley, 2011.
- [261] J. Andrews, H. Claussen, M. Dohler, S. Rangan, M. Reed, “Femtocells: Past, Present, and Future”, *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 30, no. 3, pp. 497–508, 2012.
- [262] □ M. Chen, U. Challita, W. Saad, C. Yin, M. Debbah, “Artificial Intelligence for Wireless Networks”, *IEEE Communications Magazine*, vol. 57, no. 3, pp. 84–90, 2019.

- [263] □ Y. Sun, M. Peng, Y. Zhou, Y. Huang, S. Mao, “*Application of Machine Learning in Wireless Networks: Key Techniques and Open Issues*”, IEEE Communications Surveys & Tutorials, vol. 21, no. 4, pp. 3072–3108, 2019.
- [264] M. Chen, Y. Zhang, Y. Li, S. Mao, “*Big Data Driven Networking: A Survey*”, IEEE Network, vol. 31, no. 1, pp. 79–86, 2017.
- [265] J. G. Andrews, S. Buzzi, W. Choi, S. V. Hanly, A. Lozano, A. C. K. Soong, J. C. Zhang, “*What Will 5G Be?*”, IEEE Journal on Selected Areas in Communications, vol. 32, no. 6, pp. 1065–1082, 2014.
- [266] H. Zhang, N. Liu, X. Chu, K. Long, A. Aghvami, V. C. M. Leung, “*Network Slicing Based 5G and Future Mobile Networks: Mobility, Resource Management, and QoS*”, IEEE Communications Magazine, vol. 55, no. 8, pp. 138–145, 2017.
- [267] Y. Sun, M. Peng, Y. Zhou, Y. Huang, S. Mao, “*Application of Machine Learning in Wireless Networks: Key Techniques and Open Issues*”, IEEE Communications Surveys & Tutorials, vol. 21, no. 4, pp. 3072–3108, 2019.
- [268] H. Huang, Y. Song, J. Yang, G. Gui, F. Adachi, “*Deep-Learning-Based Real-Time Channel Estimation for Edge-Computing-Enabled Smart Grid*”, IEEE Transactions on Industrial Informatics, vol. 15, no. 7, pp. 4225–4233, 2019.
- [269] Y. LeCun, Y. Bengio, G. Hinton, “*Deep Learning*”, Nature, vol. 521, pp. 436–444, 2015.
- [270] S. Chen, J. Zhao, “*The Requirements, Challenges, and Technologies for 5G of Terrestrial Mobile Telecommunication*”, IEEE Communications Magazine, vol. 52, no. 5, pp. 36–43, 2014.
- [271] Z. Ziani, M. H. Hachemi, B. Rahmani, M. Hadjila, “*Enhancing Handover Management in 5G Networks with Encoder-Decoder LSTM for Multistep Forecasting*”, TELKOMNIKA Telecommunication Computing Electronics and Control, vol. 23, no. 6, pp. 1518–1527, Dec. 2025. DOI: 10.12928/TELKOMNIKA.v23i6.27107
- [272] X. Zhang, Y. Li, “*Handover Enhancement in High-Speed Railway 5G Networks: A LSTM-based Prediction Method*”, Proc. 13th Int. Conf. on Computing Communication and Networking Technologies (ICCCNT), Oct. 2022.
- [273] A. Gupta, R. K. Jha, “*AI-Enabled Anticipatory Handover Predictions in 5G Networks*”, IEEE Conference Publication, 2023.

- [274] M. Chen, U. Challita, W. Saad, C. Yin, M. Debbah, “*Artificial Intelligence for Wireless Networks*”, IEEE Communications Magazine, vol. 57, no. 3, pp. 84–90, 2019.
- [275] □ S. Hochreiter, J. Schmidhuber, “*Long Short-Term Memory*”, Neural Computation, vol. 9, no. 8, pp. 1735–1780, 1997.
- [276] □ Y. LeCun, Y. Bengio, G. Hinton, “*Deep Learning*”, Nature, vol. 521, pp. 436–444, 2015.