

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
REPUBLIC ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
وزارة التعليم العالي والبحث العلمي
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
جامعة أبي بكر بلقايد - تلمسان

Université Aboubakr Belkaïd- Tlemcen –
Faculté de TECHNOLOGIE



THESE

Présentée pour l'obtention du **diplôme de DOCTEUR EN SCIENCES**

En : Télécommunications

Spécialité : Télécommunications

Par : KARAOUZENE Zoheir

Sujet

**Contribution à la planification et optimisation des
eNodeB pour les réseaux 4G/5G par les
méta-heuristiques**

Soutenue publiquement le 10 février 2026 devant le jury composé de :

M/BENDIMERAD Fethi Tarik	Professeur émérite	Univ. Tlemcen	Président
M/MEGNAFI Hicham	MCA	ESSA-Tlemcen	Directeur de thèse
M/MERIAH Sidi Mohammed	Professeur	Univ. Tlemcen	Co-Directeur de thèse
M/MERAD Lotfi	Professeur	ESSA-Tlemcen	Examineur
M/CHOUITI Sidi Mohammed	MCA	Univ. Tlemcen	Examineur
M/ABDELLAOUI Ghouti	MCA	ESSA-Tlemcen	Examineur

Remerciements

Depuis mes premières années en informatique, j'ai toujours eu le désir d'appliquer mes compétences dans un domaine d'ingénierie concret. L'optimisation, par sa complexité et ses multiples applications, a très tôt éveillé mon intérêt. Ce souhait a pris forme grâce à Monsieur **MEGNAFI Hicham**, qui m'a chaleureusement proposé ce thème de recherche et m'a permis de plonger dans un sujet à la fois passionnant et riche en défis. Qu'il trouve ici l'expression de ma profonde gratitude.

Je tiens tout d'abord à exprimer ma reconnaissance à Monsieur **BENDIMERAD Fethi Tarik**, Professeur émérite à l'Université de Tlemcen, pour l'honneur qu'il m'a fait en acceptant de présider cette soutenance.

Mes sincères remerciements s'adressent également à Messieurs **MERAD Lotfi**, Professeur à l'ESSA-Tlemcen, **ABDELLAOUI Ghouti**, Maître de conférences à l'ESSA-Tlemcen, et **CHOUITI Sidi Mohammed**, Maître de conférences à l'Université de Tlemcen, pour leur disponibilité et pour l'intérêt qu'ils ont bien voulu porter à cette étude en acceptant de faire partie du jury.

Je souhaite remercier tout particulièrement mon directeur de thèse, Monsieur **MEGNAFI Hicham** Maître de Conférences à l'ESSA-Tlemcen, pour sa confiance, sa disponibilité et la richesse de ses conseils. Sa rigueur scientifique et son encadrement constant ont été essentiels à l'aboutissement de cette recherche.

J'adresse également mes vifs remerciements à mon co-directeur de thèse, Monsieur **MERIAH Sidi Mohammed** Professeur à l'Université de Tlemcen, Directeur du Laboratoire de Télécommunications de Tlemcen (LTT), dont l'accompagnement attentif, la bienveillance et les orientations éclairées ont constitué un appui précieux tout au long de l'élaboration de ce travail.

Mes remerciements vont également à Monsieur **ROUISSAT Bouchrit**, Directeur de l'ESSA-Tlemcen, ainsi qu'à l'ensemble de mes collègues enseignants et employés de l'ESSA-Tlemcen. Ce milieu professionnel, empreint de respect, de gentillesse et de convivialité, a constitué un

cadre de travail agréable et motivant tout au long de mon parcours.

Je souhaite exprimer ma gratitude à Monsieur **TALEB Adel**, responsable de la planification à l'opérateur **ATM MOBILIS**, pour l'accueil qu'il m'a réservé, ses explications détaillées et ses présentations enrichissantes concernant les méthodes de planification de réseaux 3G/LTE/LTE-A. Ses éclairages ont apporté une dimension pratique et appliquée à mon travail.

Je tiens à remercier chaleureusement toute ma famille pour son soutien constant et indéfectible. Qu'elle trouve ici l'expression de mon éternelle reconnaissance.

Enfin, que toutes les personnes qui, de près ou de loin, ont contribué à l'aboutissement de ce travail et que je n'ai pas pu citer, trouvent ici l'expression de mes remerciements les plus sincères.

Dédicaces

À la mémoire de mon cher père Mustapha,

À ma tendre maman,

À mon épouse bien-aimée et à mes deux trésors, Hafsa et Taha,

À mes sœurs et frères,

À mes beaux-parents,

À tous les membres de ma famille, à mes collègues et à mes amis, qui se reconnaîtront.

Table des matières

Remerciements	i
Dédicaces	iii
Introduction générale	1
1 Fondements technologiques et aspects radio des réseaux cellulaires	7
1.1 Introduction	9
1.2 Évolution des générations de réseaux cellulaires	10
1.2.1 Caractéristiques des réseaux 4G (LTE/LTE-A)	10
1.2.1.1 Architecture du réseau LTE	10
1.2.1.2 Architecture du réseau LTE-Advanced	11
1.2.2 Réseaux 5G et ultra-densification	13
1.2.3 Architectures Dual Connectivity LTE-A/5G et Non-Standalone (NSA) 5G	14
1.2.4 Comparatif avec les générations précédentes	14
1.3 Enjeux de la densification des réseaux cellulaires en zones urbaines denses .	17
1.3.1 Contraintes physiques et technologiques	18
1.3.2 Planification et gestion des fréquences radio pour les réseaux cellulaires	18
1.3.3 Impacts de la densification sur la planification et l'optimisation . .	22
1.4 Paramétrage et configuration des réseaux en environnements ultra-denses .	22
1.4.1 Tilt des antennes	22
1.4.2 Azimut des antennes	23
1.4.3 Puissance d'émission	24
1.4.4 Hauteur d'installation des antennes	25
1.4.5 Sectorisation et position des sites	26
1.5 Les modèles de propagation radio : principes, limites et intégration SIG . .	27
1.5.1 Modèles de propagation classiques	27

1.5.1.1	Espace libre (Free Space Path Loss, FSPL)	28
1.5.1.2	Okumura–Hata (urbain)	29
1.5.1.3	COST-231 Hata	30
1.5.1.4	Modèle Close-In (CI) à 1 m	30
1.5.1.5	Modèle ABG (Alpha–Beta–Gamma)	31
1.5.2	Limites des modèles empiriques	32
1.5.3	Modèles déterministes	33
1.5.4	Limites des modèles déterministes	33
1.5.5	Intégration SIG pour la planification radio réaliste	34
1.6	KPI radio pour l'évaluation des performances réseau	34
1.6.1	RSRP	35
1.6.2	RSSI (Received Signal Strength Indicator)	35
1.6.3	RSRQ (Reference Signal Received Quality)	36
1.6.4	SINR	36
1.6.5	Throughput (débit)	36
1.6.6	Latency (latence)	37
1.6.7	Taux d'échec d'appels ou handovers	37
1.7	Techniques de mesure et d'évaluation des réseaux cellulaires	38
1.7.1	Les campagnes de mesures : Drive Test	38
1.7.2	Walk Tests	40
1.7.3	Limites des Drive Tests et de Walk Tests dans les réseaux modernes	41
1.7.4	Crowdsourcing	41
1.7.5	KPI réseau	41
1.7.5.1	Avantages et limites	42
1.7.6	Simulations et modélisations radio	43
1.7.6.1	Cadre de fonctionnement	43
1.7.6.2	Avantages et limites	44
1.7.7	Synthèse des principales méthodes d'évaluation des performances réseau	44
1.8	Stratégies d'optimisation radio dans les zones urbaines ultra-denses	45
1.9	Vers l'automatisation et l'optimisation intelligente des réseaux cellulaires 4G/5G	48
1.9.1	Nouveaux outils et approches pour la gestion et l'optimisation	48

1.9.2	Complément aux méthodes classiques d'évaluation réseau	49
1.10	Conclusion	49
2	IA pour la planification et l'optimisation des réseaux mobiles	51
2.1	Introduction	53
2.2	Algorithmes méta-heuristiques	53
2.2.1	Algorithme génétique (AG)	54
2.2.1.1	Codage des solutions	54
2.2.1.2	Méthodes de sélection	56
2.2.1.3	Fonctions de fitness	57
2.2.1.4	Paramètres clés des AG	58
2.2.2	Particle Swarm Optimization (PSO)	59
2.2.2.1	Paramètres clés du PSO	60
2.2.2.2	Application du à l'optimisation des paramètres radio . . .	61
2.2.2.3	Extensions du PSO pour l'optimisation radio	62
2.2.3	Differential Evolution (DE)	63
2.2.3.1	Paramètres clés pour DE	64
2.2.3.2	Applications récentes dans les réseaux cellulaires	65
2.2.4	Artificial Immune System (AIS)	66
2.2.4.1	Paramètres couramment utilisés dans les algorithmes AIS	67
2.2.4.2	Extensions et combinaisons des AIS	68
2.2.4.3	Applications récentes de l'AIS dans l'optimisation radio .	69
2.3	Conclusion	72
3	Méthodes d'optimisation MétaOpt-EM&SIG pour les réseaux cellulaires	73
3.1	Introduction	75
3.2	Méthodologie : approche hybride MétaOpt-EM&SIG	76
3.2.1	Algorithme de sélection du type d'optimisation et communication inter-modules	79
3.2.2	Fonction de fitness composite : équilibre entre couverture et qualité du lien	81
3.2.2.1	Bilan de l'état de l'art sur les fonctions objectives	81
3.2.2.2	Contribution et originalité de la méthode proposée	82
3.2.2.3	Positionnement par rapport à l'état de l'art.	83

3.2.3	Fichiers d'entrée et de sortie : structuration et rôle dans la chaîne d'optimisation	84
3.2.3.1	Fichier de configuration des émetteurs	84
3.2.3.2	Fichier de configuration des sites	86
3.2.3.3	Fichier de configuration des cellules	87
3.2.3.4	Base de données SIG et modélisation géospatiale	88
3.3	Mise en œuvre de l'approche d'optimisation proposée	90
3.3.1	Sélection du type d'optimisation	91
3.3.2	Préparation et importation des données physiques et géographiques, intégrées dans l'approche hybride MétaOp-EM&SIG	92
3.3.3	Exécution des algorithmes méta-heuristiques (PSO, DE, AIS).	93
3.3.4	Validation les meilleures solution par l'équipe radio.	94
3.3.5	Validation terrain par campagnes de mesures.	95
3.3.6	Diagramme de cas d'utilisation :	95
3.3.7	Diagramme d'activité :	96
3.3.8	Diagramme de séquence :	97
3.4	Conclusion	99
4	métaOpt-EM&SIG :Optimisation de l'azimut des BS sectorielles	101
4.1	Introduction	103
4.2	Adaptation et Configuration de l'AG	104
4.2.1	Représentation et codage des solutions	104
4.2.2	Les opération de croisement et de mutation	106
4.2.3	Processus d'optimisation par AG-EM&SIG	107
4.3	Résultats et discussion	108
4.4	Conclusion	117
5	MétaOpt-EM&SIG : Optimisation de la planification des gNodeB 5G.	118
5.1	Introduction	120
5.2	Énoncé du problème	121
5.3	Méthode de résolution	122
5.3.1	Étape 1 : Analyse de la couverture LTE existante	123
5.3.2	Étape 2 : Classification des zones pour la planification des sites 5G	123

5.3.3	Étape 3 : Classification des points candidats pour le déploiement de sites 5G	124
5.3.4	Étape 4 : Approche Hybride MétaOpt-EM&SIG	125
5.3.5	Étape 5 : Sélection et Présentation des Emplacements Optimaux des Sites 5G	128
5.4	Résultats et discussion	129
5.4.1	Partie 1 : Déploiement du réseau 5G sans approche transitoire (LTE-A vers 5G) sous l'architecture SA	132
5.4.2	Partie 2 : Optimisation du Déploiement Progressif du Réseau 5G par l'Approche Hybride MétaOpt-EM&SIG	135
5.4.3	Partie 3 : Intégration du réseau LTE-A dans le déploiement de la 5G sous l'architecture NSA	137
5.5	Conclusion	144
	Conclusion générale	146

Table des figures

1.1	Évolution des réseaux cellulaires du LTE vers la 5G	17
1.2	Exemple de planification des fréquences avec un facteur de réutilisation $K = 3$: aucune cellule adjacente ne partage la même fréquence (F1, F2, F3) dans un réseau cellulaire hexagonal.	19
1.3	Multiplexage OFDMA dans la 4G/5G	20
1.4	Constellation 16QAM	21
1.5	Tilt :mécanique et électrique	23
1.6	Principe des azimuts sectoriels et Espacement minimal	24
1.7	Illustration de la sectorisation 3/6/12 secteurs	27
1.8	Géométrie du lien radio	28
1.9	Comparaison qualitative de modèles de propagation empiriques	32
1.10	Schéma illustratif d'un drive test	39
2.1	Exemples de codage de solutions (chromosomes) pour l'optimisation des paramètres radio : inclinaison (tilts), azimuts, et positions de sites candidats.	55
3.1	Méthode proposée : approche hybride méta-heuristiques–EM&SIG	78
3.2	Extrait du fichier de configuration des émetteurs : chaque ligne décrit les paramètres techniques associés à un émetteur sur un site donné.	85
3.3	Extrait du fichier de configuration des sites : chaque ligne recense la localisation, l'altitude, la hauteur de support et la capacité d'interface S1 de chaque site.	87
3.4	Extrait d'un fichier d'entrée décrivant les paramètres techniques des cellules pour la simulation et l'optimisation radio.	88
3.5	Exemple de carte SIG : classes de hauteur de sursol et éléments urbains dans le centre-ville d'Oran. On distingue la zone portuaire, la trame urbaine dense, et des variations topographiques importantes, facteurs clés dans la simulation de la couverture radio.	90

3.6	Diagramme de cas d'utilisation de la méthode hybride AI-Sig&EM	96
3.7	Diagramme d'activité représentant le workflow global de l'approche d'optimisation hybride AI-Sig&EM.	97
3.8	Diagramme de séquence illustrant les interactions entre les modules du système lors de la procédure d'optimisation.	98
4.1	codage des solutions	104
4.2	Mécanisme de croisement	106
4.3	Mécanisme de mutation	107
4.4	Zone d'étude avec les 11 sites LTE de l'opérateur ATM MOBILIS	109
4.5	Intégration de la méthode dans le processus d'optimisation terrain	110
4.6	Distribution des paramètres RSRP (dBm) dans la zone d'étude; (a) avec 4 sites désactivés; (b) avec 4 sites activés et azimuts par défaut.	111
4.7	Distribution des paramètres RSRP (dBm) dans la zone d'étude avec la solution optimisée par l'opérateur	112
4.8	Distribution des paramètres RSRP (dBm) dans la zone d'étude; (a) Méthode hybride MetaOpt-EM&SIG avec un écart fixe de 120° ; (b) Méthode hybride MetaOpt-EM&SIG avec un écart variable $> 60^\circ$	113
4.9	Convergence de la méthode hybride MetaOpt-EM&SIG avec un écart fixe de 120° et un écart variable $> 60^\circ$	114
5.1	Adaptation de la Méthode hybride métaOpt-EM&SIG	123
5.2	Grille de points candidats	124
5.3	Représentation d'une solution par un chromosome	126
5.4	Courbe du pourcentage de RSRP en fonction du nombre de sites P_{site}	133
5.5	Résultats de l'optimisation du placement des sites 5G en fonction du nombre de sites (P_{site})	134
5.6	Zone stratégique pour le déploiement du nouveau réseau 5G	136
5.7	Couverture de la zone stratégique en fonction de P_{site}	137
5.8	Les cellules LTE appartenant à la zone stratégique	138
5.9	Les différents scénarios de déploiement du réseau 5G dans la zone stratégique $P_{site} = 60$	139
5.10	Pondération des différentes zones au sein de la région stratégique	141
5.11	Intégration de la pondération dans les scénarios de déploiement	143

5.12 Mise en œuvre de la méthode proposée 144

Liste des tableaux

1.1	Comparatif des principales caractéristiques des réseaux cellulaires 3G, 4G (LTE/LTE-A) et 5G	16
1.2	Puissance conduite typique par type de cellule (par port TX, avant gain antenne)	25
1.3	Seuils typiques d'interprétation des KPI radio LTE/5G (RSRP, RSSI, RSRQ, SINR)	38
1.4	Comparaison des principales techniques de mesure et d'évaluation des réseaux cellulaires	45
2.1	Synthèse des travaux utilisant les méta-heuristiques pour l'optimisation des réseaux mobiles	71
3.1	Regroupement des KPI, méthodes et références bibliographiques pour l'optimisation radio	83
4.1	Configuration des azimuts proposée par l'opérateur	111
4.2	Résultats d'optimisation de la couverture radio pour différentes configurations, avec détails des azimuts	115
5.1	Couverture de la zone stratégique en fonction de P_{site}	136
5.2	Tableau comparatif de la couverture et du nombre de sites en fonction de la pondération	142

Acronymes

2G Deuxième génération de téléphonie mobile. 1

4G Quatrième génération de téléphonie mobile. 1

5G Cinquième génération de téléphonie mobile. 1

Active Users per Cell nombre d'utilisateurs actifs par cellule. 123

AG Algorithmes Génétiques. 2, 52

AIS Artificial Immune System. 1, 52

Azimuth Angle d'orientation horizontale. 1

BS Stations de base. 1

CHS Classes des hauteurs de sursol. 89

DE Differential Evolution. 1, 52

DL Downlink (liaison descendante). 11

EM Simulateur d'ondes électromagnétiques. 3

eMBB Enhanced Mobile Broadband. 13

eNodeB Evolved Node B (station de base 4G LTE). 10

EPC Evolved Packet Core. 10

gNodeB stations de base 5G -Next Generation NodeB-. 4

Handover Procédure de gestion de la mobilité inter-cellule. 10

- HSS** Home Subscriber Server. 11
- IA** intelligence artificielle. 1
- ICI** Inter-cell interference. 23
- IoT** Internet of Things. 13
- KPI** Key Performance Indicator. 9
- LTE** Long Term Evolution. 1, 11
- LTE-A** Long Term Evolution Advanced, version améliorée de LTE. 1
- Massive MIMO** Système MIMO massif. 11
- MME** Mobility Management Entity. 11
- mMTC** massive Machine Type Communications. 13
- MNE** Modèle numérique d'élévation. 89
- NodeB** Station de base 3G. 10
- NR** 5G New Radio. 2, 9
- NSA** Architecture Non-Standalone. 4
- OFDMA** Orthogonal Frequency Division Multiple Access. 10, 11
- OSS** Operations Support System. 46
- PGW** Packet Data Network Gateway. 11
- PSO** Particle Swarm Optimization. 1, 52
- QoE** Quality of Experience. 42
- QoS** Qualité de service. 4, 12
- RNC** Radio Network Controller. 10
- RRC Connected Users** nombre d'utilisateurs en état connecté. 123

RSRP Reference Signal Received Power. 2

SA Architecture Standalone. 4

SC-FDMA Single Carrier Frequency Division Multiple Access. 10, 11

SGW Serving Gateway. 11

SIG Système d'Information Géographique. 3

SINR Signal to Interference plus Noise Ratio. 2

SON Self-Organizing Networks. 9

Tilt Inclinaison verticale. 1

UDN Ultra-Dense Network. 45

UE User Equipment, terminal. 11

UL Uplink (liaison montante). 11

URLLC Ultra-Reliable and Low Latency Communication. 13

Introduction générale

L'évolution rapide des réseaux de télécommunications mobiles, depuis la Deuxième génération de téléphonie mobile (2G) jusqu'aux générations actuelles, Quatrième génération de téléphonie mobile (4G) et Cinquième génération de téléphonie mobile (5G), a profondément transformé l'accès aux services numériques. La 5G, en particulier, se distingue par sa capacité à répondre à une demande croissante en termes de débit, de latence et de fiabilité, ouvrant la voie à de nouvelles applications critiques telles que l'Internet des objets massif, les véhicules connectés et l'industrie 4.0. Toutefois, ces avancées s'accompagnent de défis majeurs en matière de planification, de déploiement et d'optimisation des réseaux.

La gestion optimale des ressources radio, qu'il s'agisse du réglage fin des paramètres antennaires (tels que l'Inclinaison verticale (Tilt) et l'Angle d'orientation horizontale (Azimut)) ou de la sélection stratégique des emplacements de Stations de base (BS), demeure un défi particulièrement complexe. Elle requiert en effet de concilier plusieurs objectifs souvent antagonistes : maximiser la couverture et la capacité, limiter les interférences, réduire les coûts de déploiement, tout en intégrant les contraintes liées aux infrastructures existantes (Long Term Evolution (LTE)/ Long Term Evolution Advanced, version améliorée de LTE (LTE-A)). Dans ce contexte, les techniques d'optimisation issues de l'intelligence artificielle (IA), notamment les algorithmes méta-heuristiques évolutionnaires (tels que *Particle Swarm Optimization (PSO)*, *Differential Evolution (DE)* et *Artificial Immune System (AIS)*), offrent des perspectives prometteuses pour relever ces défis.

L'objectif principal de cette thèse est de proposer et d'évaluer des approches d'optimisation innovantes pour la gestion des paramètres radio et le déploiement des BS. Deux axes majeurs structurent ce travail :

1-Optimisation des paramètres radio (tilt et azimut)

Dans les nouveaux réseaux cellulaires LTE, LTE-A et 5G New Radio (NR), les performances globales du système dépendent fortement de la configuration des paramètres radio des stations de base. Parmi ces paramètres, le tilt et l'azimut jouent un rôle crucial dans la couverture et la qualité du signal reçu par les utilisateurs. Le tilt, qu'il soit électrique ou mécanique, permet de diriger le lobe principal du rayonnement de l'antenne vers une zone ciblée ; un tilt mal configuré peut engendrer soit des zones de sous-couverture (trous radio), soit des zones de recouvrement excessif entraînant des interférences inter-cellules. L'azimut, quant à lui, détermine la direction principale de la couverture d'une cellule ; une mauvaise orientation peut provoquer un désalignement entre la couverture théorique et la répartition réelle du trafic, réduisant l'efficacité de l'utilisation des ressources radio.

Les méthodes classiques d'optimisation reposent souvent sur des réglages empiriques effectués par les ingénieurs radio, des processus d'essais-erreurs et des validations par des mesures terrain (drive tests). Ces approches sont non seulement lentes et coûteuses, mais elles deviennent également inefficaces dans les environnements complexes et denses propres aux réseaux cellulaires LTE, LTE-A et NR, lesquels se caractérisent par la densification des stations de base comme stratégie de déploiement.

L'usage des techniques d'apprentissage automatique et d'apprentissage profond a été proposé pour automatiser l'optimisation des paramètres radio. Cependant, ces méthodes nécessitent un volume massif de données de qualité pour l'entraînement, ce qui est parfois difficile, coûteux, voire impossible à obtenir en pratique. De plus, les données doivent être régulièrement mises à jour pour refléter les évolutions du réseau et du trafic, et le risque de sur-apprentissage peut réduire la robustesse des modèles face à des scénarios non observés.

Pour dépasser ces limites, l'utilisation de méthodes méta-heuristiques telles que les Algorithmes Génétiques (AG), PSO, DE ou l'optimisation par AIS constitue une alternative performante. Ces méthodes permettent de parcourir un espace de solutions très large et complexe, de trouver des configurations quasi-optimales de tilt et d'azimut, et ce, sans nécessiter de bases de données massives. L'objectif principal est d'améliorer simultanément la couverture, la qualité du signal (Reference Signal Received Power (RSRP), Signal to Interference plus Noise Ratio (SINR)) et la capacité globale du réseau, tout en tenant compte des contraintes liées au nombre limité de sites et aux caractéristiques physiques du terrain.

• Première contribution

Dans ce contexte, nous proposons une approche originale appelée **MétaOpt-EM&SIG**, destinée à l'optimisation conjointe du tilt et de l'azimut des antennes. Cette méthode exploite les techniques méta-heuristiques pour identifier les configurations optimales qui maximisent le RSRP et le SINR dans un réseau cellulaire existant, tout en réduisant le coût et la complexité liés aux ajustements manuels ou à l'acquisition de grandes bases de données.

Une particularité majeure de notre approche est l'intégration d'un Simulateur d'ondes électromagnétiques (EM) couplé à un Système d'Information Géographique (SIG), ce qui permet de prendre en compte de manière réaliste la propagation du signal et la topologie du terrain. Cette combinaison constitue une contribution importante, car elle permet d'optimiser les paramètres radio dans un environnement proche du réel, améliorant ainsi la précision et la fiabilité des résultats.

Ainsi, l'optimisation des paramètres radio par des méthodes méta-heuristiques permet d'améliorer l'expérience utilisateur (débit, stabilité de connexion), de réduire le besoin de réajustements manuels coûteux, et de contribuer à une planification et une exploitation plus intelligentes des réseaux cellulaires existants.

2- Optimisation du déploiement des BS du réseau cellulaire 5G

La planification des BS pour les réseaux cellulaires 5G représente un problème complexe et multi-objectif. Il s'agit de déterminer les emplacements optimaux pour installer les nouvelles stations de base, tout en tenant compte des contraintes liées à la couverture, à la qualité du signal, à la capacité réseau et à l'intégration avec l'infrastructure LTE/LTE-A existante. La complexité de ce problème réside dans le grand nombre de points candidats, la diversité des scénarios d'utilisation, la variabilité du terrain, et la nécessité de minimiser les coûts tout en maximisant les performances du réseau.

Les méthodes traditionnelles de planification reposent souvent sur des règles empiriques ou des simulations locales, ce qui ne permet pas d'explorer efficacement l'ensemble de l'espace des solutions. Certaines approches basées sur l'optimisation combinatoire ou sur l'apprentissage automatique requièrent un volume important de données et restent limitées lors-

qu'il s'agit d'intégrer la topologie des réseaux cellulaires existants. Ces méthodes peuvent ainsi produire des solutions sous-optimales, peu robustes et coûteuses à mettre en œuvre dans des environnements réels et dynamiques.

• Deuxième contribution

Pour répondre à ces limitations, nous proposons une extension de notre approche MétaOpt-EM&SIG pour l'optimisation de la planification des emplacements de BS du nouveau réseau 5G, en particulier celle des stations de base 5G -Next Generation NodeB- (gNodeB). Cette extension s'appuie sur des techniques méta-heuristiques afin d'évaluer et de sélectionner les sites candidats de manière optimale, tout en exploitant conjointement les EM et SIG. Elle permet ainsi de simuler avec précision la propagation du signal et de prendre en compte la topographie réelle du terrain.

Notre approche étudie plusieurs scénarios de déploiement :

- **Déploiement indépendant suivant l' Architecture Standalone (SA)** : planification des gNodeB sans prendre en compte le réseau cellulaire existant,
- **Approches hybrides sous l' Architecture Non-Standalone (NSA)** : intégration des stations LTE/LTE-A déjà installées, afin de maximiser le RSRP et le SINR. Cette hybridation peut être envisagée selon deux modalités :
 - *Sans pondération des zones d'intérêt* : toutes les zones de couverture sont considérées de manière uniforme, sans distinction de priorité.
 - *Avec pondération des zones d'intérêt* : certaines zones (par exemple, zones à forte densité d'utilisateurs, zones critiques pour la Qualité de service (QoS), ou zones stratégiques en termes de trafic) se voient attribuer un poids plus élevé dans l'optimisation. Ainsi, l'algorithme privilégie la couverture et la qualité de service dans ces zones par rapport aux zones moins prioritaires.

Cette contribution permet d'obtenir des solutions de déploiement des gNodeB plus robustes et réalistes, adaptées à la fois aux contraintes techniques et aux besoins de planification stratégique, tout en réduisant les coûts opérationnels et les ajustements manuels.

La méthodologie suivie combine la modélisation des réseaux cellulaires, l'application d'algorithmes bio-inspirés, ainsi que des simulations réalistes permettant d'évaluer les performances obtenues.

Organisation de la thèse

Cette thèse est structurée en cinq chapitres principaux, suivis d'une conclusion générale :

- **Chapitre 1** : il dresse un panorama général des réseaux cellulaires, en retraçant les principales évolutions technologiques depuis les premières générations (2G et 3G) jusqu'aux générations actuelles (4G et 5G). Une attention particulière est accordée aux spécificités de la 5G, à ses objectifs de performance (faible latence, haut débit, connectivité massive), ainsi qu'aux défis techniques qu'elle soulève en matière de déploiement, d'optimisation des ressources radio et de gestion des interférences. Ce chapitre introduit également la problématique de recherche, en mettant en évidence les limites des approches classiques de planification et d'optimisation, et en justifiant le recours à des méthodes avancées issues de l'IA et des algorithmes bio-inspirés.
- **Chapitre 2** : il expose les concepts fondamentaux liés à l'optimisation et présente les algorithmes méta-heuristiques largement utilisés dans le domaine des télécommunications. Après avoir défini les notions de problème d'optimisation, de fonction objectif et de contraintes, une classification des méthodes d'optimisation est proposée, en opposant notamment les approches exactes et les approches heuristiques. Les méta-heuristiques bio-inspirées, telles que AG, PSO, DE et AIS. Le chapitre met en évidence leur capacité à résoudre des problèmes complexes, non linéaires et de grande dimension, tels que ceux rencontrés dans la gestion et le déploiement des réseaux mobiles.
- **Chapitre 3** : il constitue le cœur méthodologique de la thèse. Il présente la démarche proposée pour appliquer les algorithmes méta-heuristiques à l'optimisation des réseaux cellulaires. Les différentes étapes de la méthodologie sont détaillées : modélisation du problème, définition des variables de décision, élaboration de la fonction objectif (maximisation de la couverture, amélioration de la QoS, réduction des interférences), intégration des contraintes (nombre de sites, zones prioritaires, coexistence avec LTE), et choix des paramètres des algorithmes. Ce chapitre justifie également la sélection des techniques retenues (AG, PSO, DE et AIS) par rapport à d'autres méthodes, en insistant sur leur capacité d'adaptation, leur efficacité en convergence et leur aptitude à éviter les minima locaux.
- **Chapitre 4** : il illustre la mise en pratique de la méthodologie sur un premier cas d'étude portant sur l'optimisation des paramètres radio d'un réseau cellulaire, en particulier

l'azimut des antennes. L'application des AG est détaillée, avec une évaluation de leurs performances en termes de couverture et de qualité du signal. Ce chapitre met en évidence les bénéfices concrets apportés par l'optimisation via les AG par rapport à des réglages statiques ou empiriques, et discute des conditions dans lesquelles cette approche se révèle la plus efficace.

- **Chapitre 5** : il est consacré à un second cas d'étude, centré sur le problème stratégique du déploiement des sites 5G. Plusieurs scénarios sont considérés :
 1. Un scénario de déploiement sans prise en compte des sites LTE-A existants, visant à évaluer la performance d'un déploiement en « terrain vierge » ;
 2. Un scénario intégrant les infrastructures LTE-A déjà en place, permettant d'étudier les gains liés à une approche complémentaire ;
 3. Un scénario enrichi par une pondération des zones, qui tient compte de l'importance relative de certaines régions (zones denses, zones rurales, zones stratégiques).

Les résultats obtenus sont analysés en termes de couverture, de QoS et d'efficacité spectrale, et permettent de dégager des recommandations pratiques pour la planification des réseaux de nouvelle génération.

- **Conclusion générale** : elle revient sur les apports essentiels de la recherche. Elle synthétise les résultats des deux cas d'étude, met en évidence les contributions méthodologiques et applicatives, et discute des limites du travail. Enfin, elle propose des pistes de recherche futures, telles que l'intégration d'autres algorithmes d'optimisation, la prise en compte de critères supplémentaires (coût énergétique, résilience du réseau, déploiement massif d'objets connectés), ou encore l'extension des approches proposées à d'autres technologies d'accès radio.

Chapitre 1

Fondements technologiques et aspects radio des réseaux cellulaires

Présentation du chapitre

Ce chapitre constitue une introduction aux fondements technologiques et aux paramètres de configuration des réseaux cellulaires de nouvelles générations. Il retrace l'évolution des systèmes cellulaires jusqu'aux réseaux 5G actuels, en mettant en évidence les innovations architecturales et fonctionnelles qui ont permis d'atteindre des performances inédites en termes de débit, de latence et de connectivité massive. Les technologies LTE/LTE-A et 5G sont étudiées pour illustrer la manière dont l'élargissement des bandes de fréquences, l'ultra-densification des sites et l'optimisation de l'accès radio répondent à une demande croissante en services et en connectivité ubiquitaire.

Parallèlement, le chapitre expose les défis majeurs que rencontrent les réseaux modernes, tels que la gestion des interférences dans des environnements hétérogènes, l'optimisation de la couverture en zones urbaines denses, la flexibilité face aux variations spatio-temporelles du trafic, et les contraintes liées à l'efficacité énergétique. Une attention particulière est portée aux paramètres de configuration critiques — azimut, tilt, puissance d'émission, largeur de bande — qui conditionnent la performance et la qualité d'expérience utilisateur.

Cette présentation établit ainsi la base conceptuelle et technique indispensable pour aborder, dans les chapitres suivants, les méthodes avancées d'optimisation et de planification des réseaux cellulaires.

1.1 Introduction

Au cours des dernières années, les réseaux cellulaires ont connu une accélération des avancées technologiques, architecturales et fonctionnelles. De la 1^{re} génération (1G) aux réseaux 5G actuels, marqués par l’ultra-densification, l’exploitation de bandes de fréquences étendues et des performances inédites (débits, latence, connectivité massive), chaque génération a répondu à des besoins croissants en capacité, réactivité et diversité de services [1,2].

La 4G repose sur les technologies LTE/LTE-A, tandis que la 5G introduit une nouvelle interface radio NR. Ces systèmes offrent des débits élevés, un grand nombre de connexions simultanées et une latence très faible. Toutefois, ces atouts s’accompagnent de nouveaux défis : gestion des interférences dans des environnements hétérogènes, couverture optimale en zones urbaines denses, adaptation dynamique aux variations de trafic et efficacité énergétique [3,4].

Dans ce contexte, la maîtrise des fondements technologiques et des paramètres de configuration constitue un préalable essentiel à l’étude des approches d’optimisation avancées. Ce chapitre retrace ainsi l’évolution des générations cellulaires, met en évidence les ruptures technologiques introduites par la 4G et la 5G, analyse les enjeux liés à la densification et aux contraintes de propagation, et présente les paramètres essentiels de configuration des infrastructures. Il introduit et compare également les principaux modèles de propagation radio, discute des Key Performance Indicator (KPI) et des méthodes de mesure et d’évaluation, puis examine les stratégies d’optimisation radio et les perspectives offertes par l’automatisation et l’intelligence artificielle, notamment à travers les réseaux auto-organisés (Self-Organizing Networks (SON)) [5,6].

Ces éléments conceptuels posent les bases théoriques et techniques nécessaires à l’examen approfondi des méthodes d’optimisation radio développées dans les chapitres suivants. Une attention particulière sera portée aux approches méta-heuristiques, qui, combinées à la modélisation géospatiale et à la simulation électromagnétique, démontrent un potentiel significatif pour améliorer l’efficacité de configuration et le contrôle énergétique des réseaux 5G [7,8].

1.2 Évolution des générations de réseaux cellulaires

L'évolution des réseaux cellulaires s'est articulée autour de l'amélioration continue des performances, de la capacité, et de la diversité des services offerts aux utilisateurs. Chaque génération a apporté des innovations majeures, aussi bien sur le plan de l'architecture réseau que sur le plan des technologies radio et des bandes de fréquences utilisées. Les générations les plus récentes, à savoir la 4G (LTE/LTE-A) et la 5G (5G NR), illustrent parfaitement cette dynamique, notamment par la transition vers des réseaux ultra-denses, optimisés pour répondre aux nouveaux besoins sociétaux et industriels [9, 10].

1.2.1 Caractéristiques des réseaux 4G (LTE/LTE-A)

la 4G, portée principalement par la technologie LTE et son évolution LTE-A, a révolutionné l'architecture et les performances des réseaux cellulaires. Au sein de cette sous-section, nous décrivons en détail les caractéristiques structurantes de chaque architecture.

1.2.1.1 Architecture du réseau LTE

L'architecture LTE a été conçue autour de deux objectifs majeurs : la simplification du réseau et l'optimisation des performances. LTE repose sur une architecture plate appelée SAE (System Architecture Evolution), dont l'élément central est le Evolved Packet Core (EPC), un cœur de réseau totalement IP [10, 11]. Le réseau LTE se compose principalement des entités suivantes :

- **Evolved Node B (station de base 4G LTE) (eNodeB) :** station de base intelligente intégrant à la fois les fonctions radio et une partie des fonctions de contrôle. Contrairement aux architectures 3G où le Radio Network Controller (RNC) assurait la gestion centralisée des ressources radio et la coordination des Station de base 3G (NodeB), l'eNodeB regroupe ces rôles localement. Il prend ainsi en charge l'allocation des ressources radio, l'encodage Orthogonal Frequency Division Multiple Access (OFDMA) (utilisé pour le lien descendant) et Single Carrier Frequency Division Multiple Access (SC-FDMA) (utilisé pour le lien montant), la Procédure de gestion de la mobilité inter-cellule (Handover), tout en communiquant directement avec le cœur EPC via les interfaces S1 [11]. Cette évolution réduit la complexité du réseau, améliore la réactivité et facilite le déploiement.

- **EPC** : comprend plusieurs éléments clés assurant la gestion et l'acheminement des services LTE. Le Mobility Management Entity (MME) gère la signalisation, la mobilité et l'authentification des utilisateurs. Le Serving Gateway (SGW) assure l'acheminement et le transfert des données entre l'eNodeB et le cœur de réseau. Le Packet Data Network Gateway (PGW) connecte le réseau LTE aux réseaux externes (IP, Internet) et applique les règles de qualité de service. Enfin, le Home Subscriber Server (HSS) contient les informations d'abonnés et les profils d'authentification [10].
- **Interface radio** : LTE adopte l'OFDMA en Downlink (liaison descendante) (DL) et le SC-FDMA en Uplink (liaison montante) (UL) [11].

LTE supporte des largeurs de bande variables (1,4 à 20 MHz). Les débits théoriques atteignent ~ 150 Mbps en DL et ~ 50 Mbps en UL, avec une latence < 20 ms [10].

1.2.1.2 Architecture du réseau LTE-Advanced

LTE-Advanced, normalisé dans la Release 10 du 3GPP, représente une évolution majeure visant à satisfaire les exigences de l'IMT-Advanced, notamment en termes de débits, flexibilité spectrale et efficacité.

Les principales innovations architecturales et radio incluent :

- **Agrégation de porteuses (Carrier Aggregation, CA)** : combinaison jusqu'à cinq porteuses de 20 MHz (jusqu'à 100 MHz), permettant des débits crête très élevés [10].
- **Système MIMO massif (Massive MIMO)** : configurations avancées (par exemple 4×4 , 8×8), où $N_t \times N_r$ indique le nombre d'antennes d'émission (N_t) et de réception (N_r). En théorie, on peut transporter jusqu'à $N_s \leq \min(N_t, N_r)$ flux spatiaux simultanés (gain de multiplexage), en plus des gains de diversité/beamforming, ce qui accroît la capacité et l'efficacité spectrale. Dans le cas des réseaux LTE-A, les déploiements pratiques se limitaient généralement à des configurations 2T2R, 4T4R, et parfois 8T8R côté eNB. En revanche, dans les réseaux 5G, le *massive MIMO* côté gNB peut atteindre typiquement des configurations 32T32R, 64T64R et au-delà, souvent exploitées en Multi-User MIMO (MU-MIMO) pour desservir simultanément plusieurs User Equipment, terminal (UE). [12].
- **eICIC (enhanced Inter-Cell Interference Coordination)** [12] : mécanisme de gestion des interférences dans les réseaux hétérogènes (macrocellules, picocellules, fem-

tocellules). L'idée est de mieux protéger les terminaux connectés aux petites cellules lorsqu'ils subissent de fortes interférences venant des macrocellules. Trois approches principales sont utilisées : (i) *Temps* : certaines sous-trames des macrocellules sont rendues presque vides (*Almost Blank Subframes*) pour laisser un espace aux petites cellules afin de transmettre plus sereinement ; (ii) *Fréquence* : les ressources en fréquence peuvent être coordonnées ou séparées pour limiter les brouillages ; (iii) *Puissance* : la puissance d'émission de la macro peut être réduite sur certaines ressources pour diminuer l'interférence.

Une amélioration, appelée *FeICIC*, a ensuite été introduite, où au lieu d'éteindre complètement une sous-trame, la macro envoie avec une puissance réduite. Ces techniques permettent d'augmenter le débit pour les utilisateurs en bord de cellule, de réduire les coupures d'appel (handover ratés) et de mieux répartir la charge du réseau.

- **Relay nodes et HetNets** [10] : dans les réseaux hétérogènes (HetNets), on combine différents types de stations : grandes antennes (macrocellules), petites antennes (picocelles, femtocelles), antennes déportées (RRH/DAS) et relais. Les relais servent d'intermédiaires pour améliorer la couverture et la capacité dans les zones mal desservies ou très chargées (par exemple en centre-ville). Ils communiquent à la fois avec les utilisateurs et avec la station de base principale, soit en utilisant les mêmes fréquences, soit avec des fréquences séparées. Leur efficacité dépend de leur emplacement, de la qualité du lien avec la station principale et de la gestion des interférences. Bien placés et bien coordonnés, ils permettent d'améliorer l'expérience des utilisateurs situés en bord de cellule.
- **Améliorations du cœur EPC** [11] : l'EPC est le cœur du réseau 4G. Il a été amélioré pour : (i) mieux gérer la qualité de service –QoS–, en garantissant les bons niveaux de débit, de latence et de fiabilité selon le type d'application (voix, vidéo, données) ; (ii) assurer une mobilité fluide entre technologies (4G, 3G, 2G) et éviter les coupures lors des déplacements ; (iii) introduire la voix sur LTE (VoLTE), qui permet de passer des appels avec une meilleure qualité sonore et une continuité de service même en mobilité ; (iv) renforcer la sécurité, l'authentification et la facturation des services.

Ces évolutions permettent d'offrir une meilleure expérience utilisateur de bout en bout et d'introduire progressivement de nouveaux services.

LTE-A maintient la compatibilité ascendante avec LTE. Les performances dépassent

largement celles du LTE (jusqu'à ~ 1 Gbps en DL, latence ~ 10 ms) et prennent en charge des services exigeants [10].

En résumé, la transition de LTE vers LTE-Advanced illustre le passage d'un réseau haut débit universel à une infrastructure ultra-flexible et hautement performante, adaptée aux usages futurs et aux scénarios 5G/6G [9].

1.2.2 Réseaux 5G et ultra-densification

La 5G représente une évolution majeure des réseaux cellulaires, pensée pour répondre aux besoins d'une forte densité d'utilisateurs et d'objets connectés. Elle s'appuie sur deux grandes gammes de fréquences : les bandes inférieures à 6 GHz (FR1), adaptées à une couverture large, et les bandes millimétriques (FR2), qui offrent des débits très élevés mais sur de courtes distances. Pour compenser les pertes de signal dans ces hautes fréquences, la 5G exploite des antennes massives et des faisceaux radio dirigés, ce qui permet de mieux concentrer l'énergie et d'augmenter la capacité.

Sur le plan du cœur de réseau, la 5G introduit une architecture plus souple et basée sur le cloud. Cette organisation facilite le traitement des données au plus près des utilisateurs (edge computing), réduisant ainsi les délais de transmission, un point essentiel pour les applications critiques. Le réseau peut aussi être découpé en « tranches » virtuelles (network slicing), chacune adaptée à un type de service : haut débit, communications ultra-fiables à très faible latence, ou connectivité massive d'objets.

Parmi ses innovations, on retrouve : (i) le massive MIMO, qui multiplie le nombre d'antennes pour servir plusieurs utilisateurs en même temps et augmenter la capacité globale, (ii) le beamforming, qui concentre le signal vers chaque utilisateur afin d'améliorer la qualité et limiter les interférences, (iii) le network slicing, qui permet de dédier des ressources spécifiques à différents usages.

Sur cette base, la 5G se décline en trois grandes familles de services : (i) Enhanced Mobile Broadband (eMBB), pour des débits très élevés (vidéo UHD, réalité virtuelle/augmentée), (ii) Ultra-Reliable and Low Latency Communication (URLLC), pour une latence de l'ordre de la milliseconde et une fiabilité extrême (télémédecine, véhicules autonomes, automatisation industrielle), (iii) massive Machine Type Communications (mMTC), pour connecter un très grand nombre d'objets avec une faible consommation (Internet of Things (IoT), capteurs).

Ces avancées rendent possibles des scénarios auparavant inaccessibles, allant du streaming vidéo en mobilité à la télé-opération médicale, en passant par les voitures connectées et l'Internet des objets à grande échelle.

1.2.3 Architectures Dual Connectivity LTE-A/5G et Non-Standalone (NSA) 5G

On distingue deux architectures permettant l'intégration progressive de la 5G dans les réseaux existants : la *Dual Connectivity LTE-A/5G*, où un utilisateur peut se connecter simultanément à un LTE-A Master et à un gNodeB 5G, et l'approche *Non-Standalone (NSA) 5G*, où le LTE-A assure la couverture et la signalisation tandis que la 5G NR transporte le trafic de données à haut débit.

Dans le cadre du déploiement progressif de la 5G, le 3GPP a adopté l'architecture Dual Connectivity (DC), qui repose sur la coexistence du LTE-A déjà déployé avec le réseau 5G. Le LTE-A joue le rôle de Master eNodeB (MeNB) et les stations 5G celui de Secondary gNodeB (SeNB).

Concrètement, l'utilisateur reste ancré dans le LTE-A pour la signalisation et le contrôle, tandis que le trafic de données peut circuler à la fois sur LTE-A et 5G, combinant la couverture robuste du LTE-A avec les capacités de haut débit de la 5G. Un site macro LTE-A peut superviser plusieurs small cells 5G agissant comme SeNB, améliorant ainsi la capacité du réseau dans les zones à forte densité d'utilisateurs. Selon les spécifications 3GPP, un utilisateur peut être connecté simultanément à un seul MeNB et un seul SeNB.

Cette architecture hybride LTE-A/5G facilite l'introduction graduelle de la 5G tout en assurant la continuité du service.

Au-delà du Dual Connectivity, l'approche *Non-Standalone (NSA) 5G* permet également de déployer la 5G de manière progressive : le LTE-A fournit la couverture et la signalisation, tandis que la 5G NR transporte le trafic de données à haut débit, offrant ainsi une transition flexible vers le réseau autonome 5G.

1.2.4 Comparatif avec les générations précédentes

Les réseaux 4G et 5G se distinguent des générations précédentes (2G/3G) par une nette amélioration des capacités et de la qualité de service, mais aussi par une architecture plus flexible et une gestion intelligente des ressources radio. Toutefois, l'utilisation de fréquences

plus élevées réduit la portée des stations de base, imposant une densification accrue du réseau, particulièrement en zones urbaines [13–15].

À titre d'exemple, une station 3G couvrant une zone donnée peut devoir être remplacée, en LTE, par plusieurs stations pour un niveau de couverture équivalent, et la densité peut encore augmenter au passage à la 5G du fait de la faible portée des ondes millimétriques, avec des défis d'interférences, de planification fréquentielle et d'optimisation radio [13, 14, 16–18]. Le tableau 1.1 présente une comparaison des principales caractéristiques des réseaux cellulaires, de la 2G à la 5G.

TAB. 1.1 : Comparatif des principales caractéristiques des réseaux cellulaires 3G, 4G (LTE/LTE-A) et 5G [19–23]

Caractéristique	3G (UMTS/HS-PA+)	4G (LTE)	4G (LTE-A)	5G (NR)
Bande de fréquences	800 MHz – 2.1 GHz	700 MHz – 2.6 GHz	700 MHz – 3.5 GHz (jusqu’à 5 GHz dans certains pays)	sub-6 GHz, mmWave (24 – 52 GHz)
Débit maximal (DL)	~ 42 Mbps	~ 150 Mbps	~ 1 Gbps (jusqu’à 3 Gbps, CA 5 porteuses)	≥ 10 Gbps
Débit maximal (UL)	~ 11 Mbps	~ 50 Mbps	~ 500 Mbps (jusqu’à 1.5 Gbps, MIMO avancé)	≥ 1 Gbps
Latence typique	100 – 50 ms	30 – 20 ms	10 ms (voire 5 ms en optimisé)	< 1 ms (URLLC)
Technologies clés	WCDMA, HS-PA+	OFDMA, MIMO 2x2, EPC tout-IP	Agrégation de porteuses (CA), MIMO massif (4x4, 8x8), eICIC, Het-Nets, Relay	Massive MIMO, Beam-forming, Network Slicing, NR numerology
Applications phares	Voix, SMS, Internet mobile	Streaming HD, VoLTE, premiers IoT	Streaming UHD, VoLTE, IoT étendu, applications critiques	IoT massif, Véhicule connecté, VR/AR, industrie 4.0
Densité des sites	Faible à moyenne	Moyenne à forte	Forte (intégration pico/femto)	Très forte (ultra-densifié)

Comme illustré par la Figure 1.1, l’évolution 3GPP conduit de LTE à LTE-Advanced, puis à 5G (NR). Dans cette partie, nous avons concentré sur LTE/LTE-A et 5G NR ; la transition vers *5G-Advanced* (5G-A) est indiquée à titre prospectif et n’est pas détaillée ici.

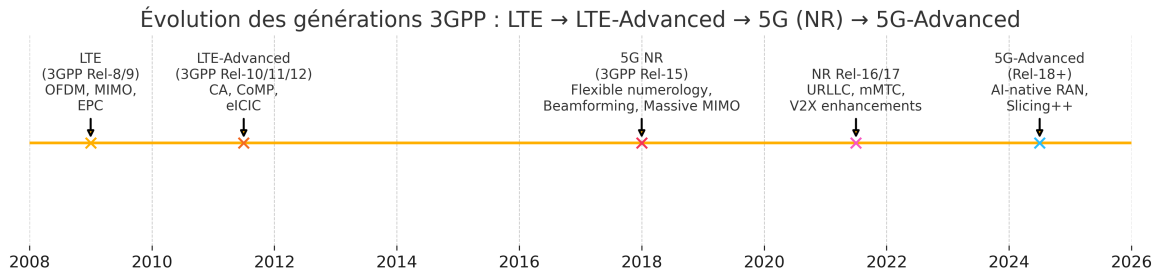


FIG. 1.1 : Évolution des générations 3GPP : LTE → LTE-Advanced → 5G (NR) → vers les réseaux 5G-Advanced (5G-A, non détaillés dans ce chapitre).

Afin de répondre aux besoins croissants en termes de débit, de latence et de connectivité massive, les évolutions successives des réseaux cellulaires ont conduit à des architectures de plus en plus performantes et flexibles. La 4G, avec LTE et LTE-A, a marqué une étape majeure dans l'amélioration de la qualité de service et de l'efficacité spectrale, tandis que la 5G a introduit une rupture technologique en intégrant des fréquences plus élevées, le MIMO massif et la virtualisation des fonctions réseau. Toutefois, ces avancées s'accompagnent d'une complexification croissante de la conception et de l'exploitation des réseaux cellulaires, en particulier dans les environnements urbains où la densité d'utilisateurs est maximale.

C'est dans ce contexte qu'émerge la problématique de la densification des réseaux cellulaires, devenue une condition incontournable pour soutenir la croissance exponentielle du trafic et garantir une expérience utilisateur homogène. La section suivante s'attarde sur les enjeux spécifiques de cette densification dans les zones urbaines denses, en mettant en lumière ses contraintes physiques, technologiques et opérationnelles, ainsi que les stratégies de planification qui l'accompagnent.

1.3 Enjeux de la densification des réseaux cellulaires en zones urbaines denses

La densification des réseaux cellulaires de nouvelle génération est devenue une nécessité incontournable pour répondre à la croissance exponentielle du trafic et à la demande en connectivité de qualité dans les zones à forte concentration d'utilisateurs. Cette démarche, bien que porteuse d'opportunités en termes de capacité et de qualité de service, introduit également de nombreux défis techniques, économiques et opérationnels [13, 14]. Parmi ces défis, deux dimensions se révèlent particulièrement déterminantes pour la réussite de la densification : d'une part les contraintes physiques et technologiques, liées aux caractéristiques

de propagation et à l'utilisation de bandes de fréquences plus élevées, et d'autre part la planification et la gestion des ressources spectrales, qui conditionnent l'efficacité de l'exploitation des réseaux cellulaires dans des environnements urbains complexes.

1.3.1 Contraintes physiques et technologiques

L'un des principaux défis de la densification réside dans les contraintes physiques inhérentes aux fréquences utilisées par les réseaux cellulaires de nouvelle génération. L'adoption de bandes de fréquences plus élevées, en particulier pour la 5G, réduit significativement la portée des émetteurs radio, ce qui impose aux opérateurs de multiplier les stations de base afin de garantir une couverture homogène, notamment dans les environnements urbains complexes [24, 25].

Cette multiplication des cellules engendre une gestion plus fine des interférences entre stations adjacentes et une planification rigoureuse de l'utilisation du spectre radioélectrique. Les opérateurs doivent ainsi faire face à des problématiques d'encombrement du spectre, de cohabitation entre différentes technologies (LTE, LTE-A, 5G-NR) et d'optimisation des paramètres physiques des sites (orientation, puissance, hauteur) [13, 26].

1.3.2 Planification et gestion des fréquences radio pour les réseaux cellulaires

La planification des fréquences constitue une étape clé dans la conception et l'exploitation des réseaux cellulaires. Elle consiste à attribuer judicieusement les différentes bandes de fréquences disponibles aux cellules du réseau, de manière à maximiser la capacité globale tout en minimisant les interférences intercellulaires [27].

Dans les réseaux HSPA+ (3G améliorée), la bande autour de 2,1 GHz est typiquement partagée entre les cellules voisines à l'aide de schémas de réutilisation de fréquence, pour limiter les risques d'interférences et garantir une couverture continue [27].

La planification des fréquences repose sur la notion de facteur de réutilisation K , qui représente le nombre minimal de cellules regroupées dans un « cluster » avant qu'une même fréquence puisse être réutilisée. Dans un schéma de réutilisation, chaque cellule d'un cluster se voit attribuer une fréquence différente (par exemple F1, F2, F3 pour $K = 3$ voir la figure 1.2), assurant ainsi qu'aucune cellule adjacente n'emploie la même fréquence, ce qui réduit fortement les interférences intercellulaires [27].

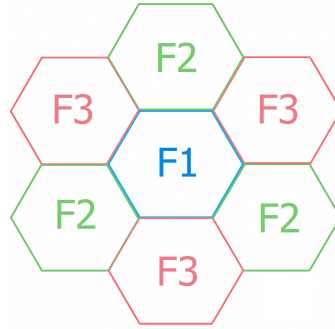


FIG. 1.2 : Exemple de planification des fréquences avec un facteur de réutilisation $K = 3$: aucune cellule adjacente ne partage la même fréquence (F1, F2, F3) dans un réseau cellulaire hexagonal.

Le facteur K peut être augmenté pour mieux protéger contre les interférences :

- Pour $K = 3$, le spectre est réutilisé fréquemment (forte capacité, mais risque d'interférences plus élevé).
- Pour $K = 7$ (schéma couramment utilisé en milieu urbain), la même fréquence n'est réutilisée qu'après sept cellules, ce qui permet de mieux espacer les cellules co-fréquence et donc de limiter les perturbations.
- Pour $K = 9$ ou plus, la réutilisation du spectre est encore plus espacée, réduisant davantage les interférences mais diminuant la capacité spectrale du réseau.

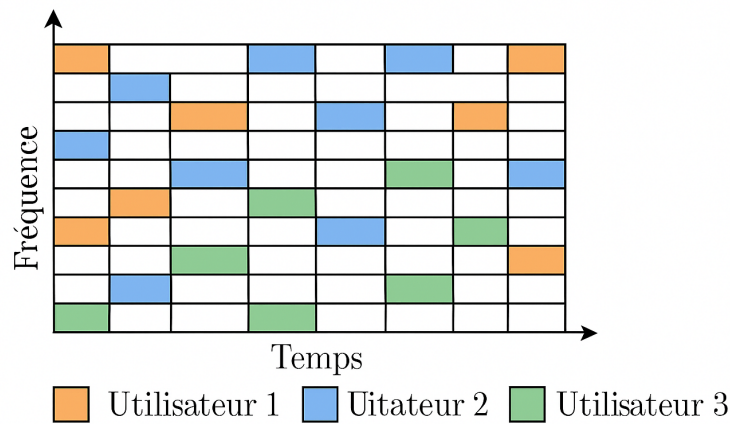
Le choix de K dépend du contexte : topographie, densité de trafic, puissance des émetteurs et tolérance aux interférences. Si les réseaux 4G/5G utilisent des approches plus flexibles grâce à l'allocation dynamique (OFDMA, beamforming, etc.), la planification par réutilisation de fréquences reste essentielle pour comprendre l'évolution des réseaux cellulaires et leurs stratégies de gestion du spectre [28].

Avec l'avènement de la 4G, la gestion des fréquences devient plus flexible grâce à l'utilisation de l'OFDMA en DL. Cette technique permet de diviser la bande de fréquences allouée en un grand nombre de sous-porteuses orthogonales, qui peuvent être dynamiquement assignées aux différents utilisateurs selon la demande et l'état du canal. Cela permet une utilisation optimale du spectre et une adaptation fine à la charge et à la qualité du signal reçue par chaque terminal. La planification consiste alors à définir le découpage des bandes, la largeur des canaux (1,4, 3, 5, 10, 15 ou 20 MHz), et la gestion dynamique des ressources entre cellules voisines [28].

Plus précisément, dans l'OFDMA, l'espace radio est structuré sous forme d'une grille temps/fréquence. L'axe des fréquences est divisé en centaines de sous-porteuses étroites et

orthogonales, tandis que l'axe temporel est découpé en symboles ou slots. Chaque utilisateur se voit attribuer dynamiquement un ensemble de sous-porteuses sur une ou plusieurs unités de temps, formant des blocs appelés « Resource Blocks ». Ces blocs peuvent changer à chaque trame selon l'état du canal radio, la demande de données, ou encore la politique d'équité du réseau. Sur chaque sous-porteuse, la modulation (QPSK, 16-QAM, 64-QAM...) est également adaptée en fonction de la qualité de transmission mesurée par le terminal [28].

Ce principe d'allocation dynamique est illustré à la figure 1.3, où l'on voit comment trois utilisateurs distincts se partagent le spectre disponible sur plusieurs intervalles de temps, chaque bloc coloré représentant les ressources assignées à un utilisateur donné.



Multiplexage OFDMA
(allocation temps/fréquence) allocation

FIG. 1.3 : Principe du multiplexage OFDMA dans la 4G/5G : à chaque intervalle de temps, les différentes sous-porteuses de la bande passante totale sont dynamiquement réparties entre les utilisateurs. Les blocs colorés représentent les ressources radio (Resource Blocks) assignées à chaque utilisateur selon la demande et la qualité du canal.

En 5G, cette flexibilité est encore accrue. Le système NR exploite une diversité de bandes (sub-6 GHz et mmWave) et introduit des techniques avancées de gestion spectrale, notamment le « network slicing » qui permet de réserver dynamiquement une portion du spectre à différents types de services ou d'utilisateurs (IoT massif, applications à très faible latence, etc.). La répartition des ressources spectrales s'effectue de façon encore plus granulaire et dynamique, grâce à l'OFDMA, mais aussi à des stratégies intelligentes d'allocation, prenant en compte la densité d'utilisateurs, la qualité de service et l'état du réseau en temps réel [28,29].

Sur chaque sous-porteuse, la modulation utilisée (par exemple QPSK, 16-QAM, 64-QAM, 256-QAM) dépend de la qualité du canal radio : plus le canal est de bonne qualité, plus on utilise une modulation d'ordre élevé (QAM, *Quadrature Amplitude Modulation*)

permettant d'augmenter le débit binaire transmis par hertz de spectre [28].

Dans le cas de la 16-QAM, chaque symbole transmis correspond à une combinaison unique de deux amplitudes : la composante en phase (I) et la composante en quadrature (Q). Les valeurs possibles pour I et Q sont généralement $\{-3, -1, +1, +3\}$ (en unités normalisées), ce qui crée une grille de 16 points dans le plan IQ.

À chaque point de cette constellation est associé un mot binaire de 4 bits : deux bits définissent la position sur l'axe I, et deux bits définissent la position sur l'axe Q. Par exemple, le point $(I = 3, Q = +1)$ pourrait correspondre à la séquence binaire «0001» selon le code de Gray (souvent utilisé pour limiter les erreurs de détection) [28].

Ainsi, lors de la transmission : - Si le canal est de bonne qualité, le système peut choisir la 16-QAM, permettant de transmettre 4 bits par symbole. - Sur chaque sous-porteuse OFDMA, chaque bloc de 4 bits est mappé sur l'un des 16 points de la constellation, puis modulé et transmis. - Au récepteur, la position du point reçu permet de retrouver la séquence binaire correspondante [28].

Ce principe est illustré à la figure 1.4, qui montre la disposition des 16 symboles possibles dans une constellation 16-QAM.

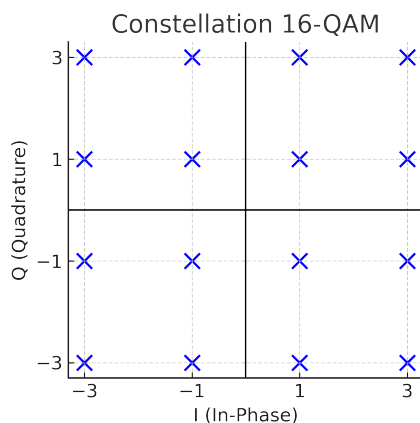


FIG. 1.4 : Constellation 16QAM : chaque point représente un symbole possible, codant 4 bits selon sa position en phase (I) et en quadrature (Q).

En résumé, la gestion des fréquences dans les réseaux cellulaires modernes repose sur une combinaison de planification statique (attribution des bandes aux sites) et d'allocation dynamique (distribution granulaire des ressources par OFDMA et modulation adaptative par QAM), assurant une efficacité spectrale maximale et une adaptation en temps réel aux besoins des utilisateurs [13,28].

1.3.3 Impacts de la densification sur la planification et l'optimisation

La densification intensive dans les grandes agglomérations modifie en profondeur la façon dont les réseaux sont planifiés et optimisés. L'implantation de nouvelles stations de base requiert une analyse fine de la topographie, de l'environnement urbain (hauteur et densité des bâtiments, zones d'ombre radio), ainsi que des comportements de mobilité et de consommation des utilisateurs [14].

De plus, la multiplication des cellules accroît la complexité de la gestion des interférences intra- et inter-cellulaires, rendant indispensables des techniques avancées de planification des fréquences, d'allocation dynamique des ressources radio et d'optimisation des paramètres antennaires. L'objectif est d'assurer une continuité de service et une expérience utilisateur homogène, tout en maintenant une efficacité énergétique et opérationnelle optimale [13, 26].

Ainsi, la densification, bien qu'indispensable à l'essor des réseaux cellulaires de nouvelle génération, impose de repenser en profondeur les stratégies de gestion, de configuration et d'optimisation des infrastructures radio, avec une attention particulière portée aux environnements urbains ultra-denses [13, 14]. La maîtrise de ces défis passe par un paramétrage précis des stations de base et de leurs paramètres radio. Cette étape est déterminante pour assurer une couverture homogène, limiter les interférences et optimiser l'efficacité spectrale dans les environnements ultra-denses.

1.4 Paramétrage et configuration des réseaux en environnements ultra-denses

La configuration efficace des réseaux cellulaires en environnements urbains ultra-denses conditionne la couverture, la QoS, l'interférence intercellulaire et l'efficacité spectrale. Des travaux récents confirment l'apport d'approches d'optimisation et d'apprentissage pour régler finement les paramètres antennaires et radio [30–32]. Parmi les paramètres radio à configurer, les plus fréquemment abordés dans la littérature sont :

1.4.1 Tilt des antennes

se décline en deux mécanismes complémentaires (Figure. 1.5) : On distingue le tilt mécanique (réglage physique) et le tilt électrique (RET) pilotable à distance. Le tilt façonne

l’empreinte verticale du lobe principal et contrôle la portée utile ainsi que l’Inter-cell interference (ICI). Une augmentation du downtilt réduit l’overshooting mais peut créer des trous de couverture indoor ; un tilt trop faible accroît les recouvrements [32, 33]. Des cadres d’optimisation dits « utility-fair » ajustent ces paramètres de manière à maximiser la performance globale du réseau tout en assurant une répartition équitable des gains entre les utilisateurs et les cellules. En pratique, ces méthodes permettent d’améliorer significativement le RSRP, le SINR et les frontières de handover dans des environnements à forte densité [30, 31]. Dans les réseaux massifs MIMO, le réglage de l’angle de tilt des antennes reste crucial pour maintenir une bonne qualité de service, notamment pour les utilisateurs situés en bord de cellule (cell-edge), qui sont les plus sensibles aux interférences et à la faiblesse du signal [34].

En notant θ_0 la direction d’élévation du maximum, un réglage $\Delta\theta$ déplace le maximum vers $\theta'_0 = \theta_0 + \Delta\theta$, reconfigurant la zone de service axiale et la distribution spatiale du SINR ; l’impact se déduit de la forme du diagramme $G(\theta, \phi)$ [35, § 2–4] et se vérifie en urbain via modèles et mesures [36].

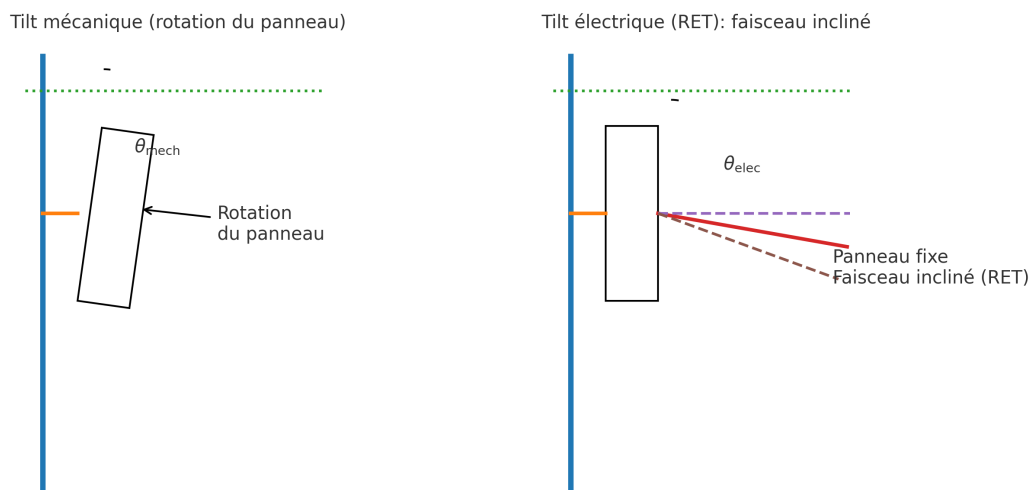


FIG. 1.5 : Illustration des deux types d’inclinaison : **tilt mécanique** (gauche) — rotation du panneau ; **tilt électrique (RET)** (droite) — panneau fixe, faisceau incliné.

1.4.2 Azimut des antennes

L’azimut oriente le lobe principal dans le plan horizontal (0° – 360°). En réseaux sectorisés, une rotation $\Delta\phi$ pivote la crête RSRP et déplace les lignes de bord de cellule, modulant l’ICI co-canal et la répartition de charge entre secteurs [35, 36]. Des études récentes montrent que l’azimut d’une antenne, optimisée en fonction des KPI, du profil de trafic et de la morphologie urbaine, permet d’améliorer à la fois la couverture radio et la qualité perçue par les

utilisateurs [35–37].

La Figure : 1.6 illustre deux notions pratiques. La partie (a) montre le principe des azimuts sectoriels, mesurés par rapport au nord (référence 0°), et la valeur d’azimut propre à chaque secteur. La partie (b) met en évidence la contrainte d’espacement minimal entre azimuts de secteurs afin de limiter le chevauchement des lobes principaux et l’ICI. Pour les définitions d’azimut/diagrammes d’antenne et les rappels d’architecture cellulaire, voir [35, 38].

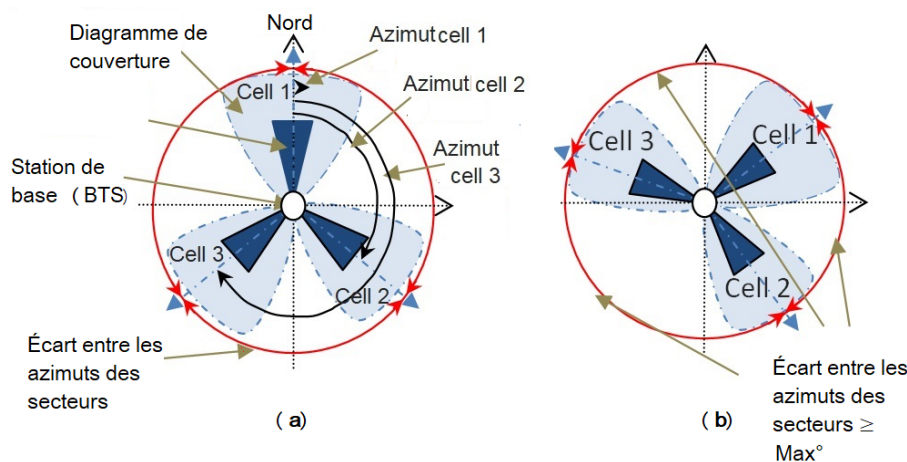


FIG. 1.6 : (a) Principe des azimuts sectoriels mesurés par rapport au nord; (b) Espacement minimal entre azimuts des secteurs pour réduire le recouvrement et l’ICI. [37].

1.4.3 Puissance d’émission

La puissance peut être co-optimisée avec tilt/azimut, une puissance trop élevée, elle élargit l’empreinte mais accroît l’ICI et la consommation; trop faible, elle crée des zones d’ombre et dégrade le débit. Des approches basées sur Taguchi/SON et sur l’optimisation conjointe « couverture–capacité » confirment des gains nets en réseau ultra-dense (UDN) [31, 32]. Des méthodes online exploitant mesures et KPI pour adapter en continu les niveaux d’émission complètent ce pilotage [31, 32, 39]. Les valeurs de la Table 1.2 sont des plages indicatives observées en LTE/LTE-A et NR sub-6 GHz. Elles correspondent à la puissance conduite par port TX à la sortie de l’avant système rayonnant (RRU) [31–33, 35, 38].

TAB. 1.2 : Puissance conduite typique par type de cellule (par port TX, avant gain antenne) [31–33, 35, 38].

Classe cellulaire	Plage (dBm)	Plage (W)
Macro	43–46	20–40
Micro	30–38	1–6.3
Pico	20–24	0.10–0.25
Femto	10–20	0.01–0.10

1.4.4 Hauteur d’installation des antennes

La hauteur d’installation d’une antenne constitue un paramètre déterminant dans la conception d’un réseau cellulaire, car elle influe directement sur la qualité de la liaison radio et sur la zone de couverture.

Tout d’abord, une hauteur plus élevée augmente généralement la probabilité de Line-of-Sight (LOS), c’est-à-dire la présence d’un chemin direct sans obstacle majeur entre l’antenne et l’utilisateur. Cette condition améliore le rapport signal/bruit (SNR) et réduit l’atténuation, notamment aux hautes fréquences (LTE-A, NR en bandes centimétriques ou millimétriques), où les pertes par obstruction sont plus importantes. Cependant, dans un environnement urbain dense, une hauteur trop importante peut conduire à un excès de couverture inter-cellules et à une augmentation des interférences co-canal.

La hauteur influe également sur les phénomènes de diffraction par les toits et sur la pénétration du signal à l’intérieur des bâtiments (indoor) [36]. À faible hauteur, l’onde peut contourner les obstacles urbains par diffraction et pénétrer plus facilement au niveau des étages inférieurs des bâtiments, mais elle risque de perdre en portée horizontale. À l’inverse, une installation en hauteur limite les diffractions sur les obstacles proches, mais améliore la portée en visibilité directe tout en réduisant la pénétration dans les niveaux bas ou à l’intérieur des constructions.

En milieu urbain dense, et plus particulièrement dans des configurations dites street canyon (rues étroites bordées de bâtiments élevés), des hauteurs modérées, combinées à un downtilt adapté, permettent d’optimiser le compromis entre couverture longitudinale de la rue et pénétration dans les bâtiments. Un tilt trop faible risquerait de créer une couverture trop lointaine avec zones d’ombre au pied des bâtiments, tandis qu’un tilt trop prononcé limiterait excessivement la portée.

Dans les réseaux 5G NR, les considérations de budget de liaison (équilibre entre puis-

sance émise, gains d'antenne, pertes de propagation et seuils de réception) et de configuration architecturale (densité de sites, type de cellule, beamforming) mettent en évidence l'interdépendance forte entre hauteur, tilt et azimuth. Une modification de l'un de ces paramètres nécessite généralement un réajustement des deux autres afin de maintenir un niveau optimal de couverture, de qualité de service et de gestion des interférences [28, 36].

Sur le terrain, le choix de la hauteur d'installation est également contraint par la disponibilité des supports normalisés. En pratique, les mâts monopôle pour télécoms sont fréquemment disponibles en hauteurs typiques de 15m, 30m, voire jusqu'à 40m, selon les infrastructures standardisées. D'autres structures en acier galvanisé peuvent couvrir une plage plus large, allant de 1m à 60m, voire plus, selon les besoins spécifiques et les capacités de fabrication [40].

Dans les réseaux ultra-denses (UDN), l'optimisation radio est délicate car les paramètres comme le tilt, l'azimuth ou la puissance interagissent entre eux et influencent la couverture, le handover et les interférences. La présence de différentes couches de cellules (macro/pico/femto), de faisceaux directionnels et d'un trafic très variable rend les réglages dépendants du site et du moment de la journée. Des méthodes d'apprentissage et d'optimisation en ligne basées sur les KPI permettent un pilotage efficace et continu [30, 31], et les guides d'ingénierie NR rappellent les compromis nécessaires pour le déploiement [30, 31, 38, 39].

1.4.5 Sectorisation et position des sites

La sectorisation désigne le découpage de la couverture d'un site cellulaire en plusieurs secteurs, généralement matérialisés par des antennes directionnelles orientées à des azimuths différents. Dans les déploiements traditionnels, une configuration à 3 secteurs (120° chacun) est la plus répandue, mais des configurations à 6 secteurs (60°) ou, plus rarement, à 12 secteurs (30°) peuvent être utilisées dans les zones à très forte densité de trafic ou pour des besoins de faisceaux étroits (voir Figure : 1.7).

L'augmentation du nombre de secteurs permet d'améliorer la réutilisation spatiale des fréquences et de mieux cibler les zones de forte demande, ce qui contribue à un meilleur équilibre de charge entre cellules. Cependant, des secteurs plus étroits nécessitent un calage plus précis des diagrammes de rayonnement afin d'éviter les zones de recouvrement excessif ou de décalage, susceptibles de générer de l'ICI. Cela implique un réglage fin :

- du rapport avant-arrière (*front-to-back ratio*) pour limiter les interférences provenant de l'arrière de l'antenne ;

- des lobes secondaires (*side-lobes*) afin d'éviter l'irradiation non désirée de zones adjacentes ;
- des paramètres tilt (mécanique ou électrique) et azimut pour optimiser la zone de couverture et réduire l'ICI.

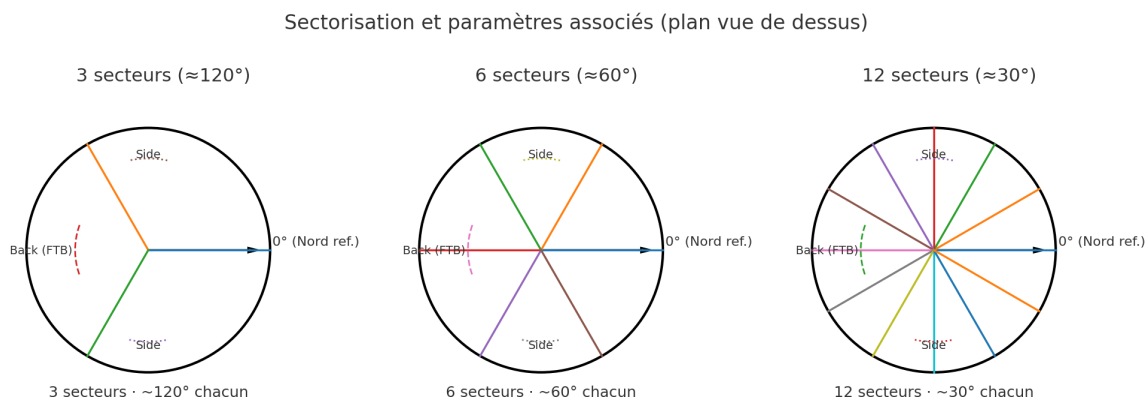


FIG. 1.7 : Illustration de la sectorisation 3/6/12 secteurs (vue de dessus) avec indication de l'azimut de référence (0°), du lobe arrière (FTB) et des lobes latéraux.

La configuration optimale des réseaux en environnements denses doit nécessairement s'appuyer sur une représentation fidèle du canal radio. C'est dans ce cadre que les modèles de propagation interviennent, en fournissant les bases théoriques et pratiques indispensables à la planification et à l'optimisation du réseau.

1.5 Les modèles de propagation radio : principes, limites et intégration SIG

La modélisation de la propagation des ondes radio est centrale pour la planification, le déploiement et l'optimisation des réseaux cellulaires (LTE/LTE-A/5G) [27]. Elle permet d'estimer la couverture des stations de base, d'anticiper les niveaux de puissance reçue (par exemple RSRP) et de dimensionner le réseau pour satisfaire les exigences de QoS. Dans les bandes sub-6 GHz comme en ondes millimétriques (mmWave), le choix du modèle conditionne fortement la précision de prédiction, notamment en milieux urbains denses [24, 41].

1.5.1 Modèles de propagation classiques

Plusieurs modèles empiriques restent des références pour estimer l'atténuation en fonction de la distance, de la fréquence et de l'environnement [27, 41, 42] :

Géométrie 3D du lien radio. Conformément aux pratiques de planification LTE/5G en milieu urbain, la modélisation considère la hauteur de la station de base h_{BS} , la hauteur utilisateur h_{UT} , la distance horizontale d_{2D} et, par extension, la distance oblique d_{3D} (Figure 1.8). Cette géométrie 3D est largement utilisée pour relier la perte de trajet à la distance effective, et pour combiner les modèles de propagation avec les modèles de gain d'antenne (incluant le *tilt* θ) [41].

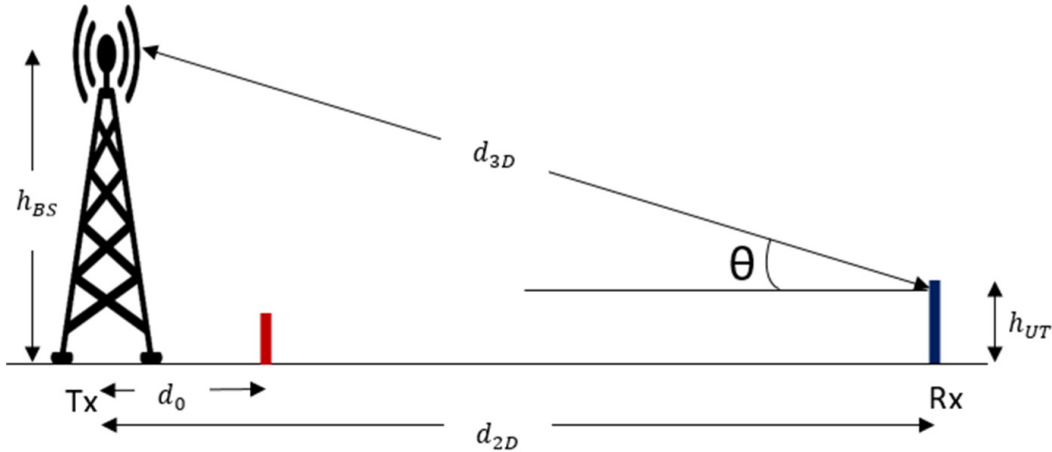


FIG. 1.8 : Géométrie du lien radio : hauteur de la station de base h_{BS} , hauteur utilisateur h_{UT} , distance horizontale d_{2D} , distance oblique d_{3D} et angle de *tilt* θ . Cette représentation 3D est utilisée par les modèles modernes pour la planification LTE/5G [41].

La distance de propagation 3D correspond à :

$$d_{3D} = \sqrt{d_{2D}^2 + (h_{BS} - h_{UT})^2}. \quad (1.1)$$

Dans les modèles ancrés (par exemple. *Close-In, CI*), un point de référence d_0 (souvent 1 m) est utilisé pour fixer l'offset de perte de trajet, tandis que l'orientation/tilt des antennes influe sur le gain angulaire appliqué au lien. La comparaison quantitative des familles de modèles (empiriques et déterministes) est illustrée en Figure 1.9.

On note h_{BS} la hauteur de la station de base, h_{UT} la hauteur de l'UE, d_{2D} la distance horizontale, et d_{3D} la distance oblique (géométrie 3D).

1.5.1.1 Espace libre (Free Space Path Loss, FSPL)

Le modèle FSPL décrit la perte de signal en espace libre, c'est-à-dire sans obstacles entre l'émetteur et le récepteur. Il sert de référence théorique pour tout modèle de propagation [27]. Dans ce contexte, la perte de chemin dépend uniquement de la distance entre l'émetteur et

le récepteur ainsi que de la fréquence du signal. Cette relation peut s'exprimer de manière analytique par la formule 1.2.

$$PL_{FS}(f, d_{3D}) = 20 \log_{10}(d_{3D} [\text{m}]) + 20 \log_{10}(f_{\text{MHz}}) - 27.55. \quad (1.2)$$

avec :

- d_{3D} : distance oblique entre l'antenne et l'utilisateur (mètres)
- f : fréquence (MHz)
- $20 \log_{10}(d_{3D})$ traduit la décroissance du signal avec la distance
- $20 \log_{10}(f)$ traduit l'augmentation de perte avec la fréquence

1.5.1.2 Okumura–Hata (urbain)

Ce modèle empirique est basé sur des mesures urbaines à basse fréquence (150–1500 MHz) et sert à estimer la perte sur des macrocellules [27]. Il permet de relier la perte de signal à plusieurs paramètres physiques : la distance horizontale entre l'émetteur et le récepteur, la hauteur de la station de base et celle de l'utilisateur, ainsi que la fréquence du signal. Cette relation peut être formulée analytiquement par l'équation 1.3.

$$PL_{\text{Hata}}(f, d_{2D}, h_{BS}, h_{UT}) = 69.55 + 26.16 \log_{10}(f_{\text{MHz}}) - 13.82 \log_{10}(h_{BS}) - a(h_{UT}) \\ + [44.9 - 6.55 \log_{10}(h_{BS})] \log_{10}(d_{2D, \text{km}}), \quad (1.3)$$

où la correction de hauteur de l'utilisateur est donnée par l'équation 1.4.

$$a(h_{UT}) = (1.1 \log_{10} f_{\text{MHz}} - 0.7)h_{UT} - (1.56 \log_{10} f_{\text{MHz}} - 0.8). \quad (1.4)$$

Avec :

- h_{BS}, h_{UT} : hauteurs de la station et de l'utilisateur (m)
- d_{2D} : distance horizontale (km)
- f : fréquence en MHz
- $a(h_{UT})$ ajuste la perte selon la hauteur de l'utilisateur

1.5.1.3 COST-231 Hata

Le modèle COST-231 Hata est une extension du modèle Hata jusqu'à environ 2 GHz, spécifiquement adaptée aux environnements LTE urbains et suburbains. Il permet d'estimer la perte de signal en fonction de la distance horizontale, des hauteurs de la station et de l'utilisateur, ainsi que de la fréquence, en ajoutant un terme correctif pour les zones urbaines denses. [27, 41] Ce modèle est couramment utilisé pour les bandes LTE 1800–2100 MHz et les macrocellules. Sa précision diminue toutefois au-delà de 2 GHz. La perte de chemin peut s'exprimer analytiquement par l'équation 1.5 :

$$PL_{\text{COST231}}(f, d_{2D}, h_{BS}, h_{UT}) = 46.3 + 33.9 \log_{10}(f_{\text{MHz}}) - 13.82 \log_{10}(h_{BS}) - a(h_{UT}) + [44.9 - 6.55 \log_{10}(h_{BS})] \log_{10}(d_{2D, \text{km}}) + C, \quad (1.5)$$

où :

- f_{MHz} : fréquence du signal en MHz
- $d_{2D, \text{km}}$: distance horizontale entre la station et l'utilisateur, en km
- h_{BS} : hauteur de la station de base (m)
- h_{UT} : hauteur de l'utilisateur (m)
- $a(h_{UT})$: correction de hauteur de l'utilisateur (idem Hata)
- C : facteur correctif pour zones urbaines denses ($C = 3$ dB) ou non ($C = 0$)

1.5.1.4 Modèle Close-In (CI) à 1 m

Recommandé pour la 5G, le modèle Close-In (CI) ancre la perte de signal à 1 m afin de rester cohérent avec la physique de l'espace libre (FSPL). Il permet d'estimer la perte de chemin en fonction de la distance 3D et de la fréquence, tout en prenant en compte les variations aléatoires du canal. Ce modèle est particulièrement adapté aux environnements large bande, sub-6 GHz et mmWave, pour les microcellules, picocellules et environnements intérieurs. Il est simple, physiquement cohérent et facilement ajustable en fonction des mesures locales [41, 42]. La relation analytique s'exprime par l'équation 1.6

$$PL_{\text{CI}}(f, d_{3D}) = 32.4 + 20 \log_{10}(f_{\text{GHz}}) + 10 n \log_{10}\left(\frac{d_{3D}}{1 \text{ m}}\right) + X_{\sigma}. \quad (1.6)$$

Avec :

- n : exposant de perte de chemin, indiquant la vitesse à laquelle le signal diminue avec la distance. Typiquement :
 - $n = 2$ pour LOS (visibilité directe, signal décroît comme en espace libre)
 - n entre 3 et 3.5 pour NLOS (obstacles, bâtiments, signal décroît plus rapidement)
- X_σ : variations aléatoires (shadowing)
- f en GHz, d_{3D} en m

1.5.1.5 Modèle ABG (Alpha–Beta–Gamma)

Le modèle ABG est un modèle multi-paramètres, basé sur les données data-driven, offrant une grande flexibilité pour différents environnements et gammes de fréquences. Il permet d'estimer la perte de signal en prenant en compte simultanément la distance 3D entre l'émetteur et le récepteur, la fréquence du signal et un offset global. Ce modèle est particulièrement adapté aux environnements sub-6 GHz et mmWave, pour UMa (urban macro), UMi (urban micro) et les environnements intérieurs, lorsque des mesures locales sont disponibles [41, 42]. Il fournit une précision élevée sur le domaine où il est calibré, mais son extrapolation en dehors de ce domaine n'est pas recommandée.

La relation analytique s'exprime par la formule 1.7 :

$$PL_{\text{ABG}}(f, d_{3D}) = 10\alpha \log_{10}(d_{3D}) + \beta + 10\gamma \log_{10}(f_{\text{GHz}}) + X_\sigma. \quad (1.7)$$

Avec :

- α : influence de la distance
- γ : influence de la fréquence
- β : offset global
- X_σ : shadowing

La figure 1.9 compare, à paramètres typiques, l'évolution de la perte de trajet prédite par FSPL, Hata et COST-231 Hata en fonction de la distance. Elle illustre le compromis entre *simplicité de mise en œuvre* (empiriques) et *précision en environnement urbain*, et prépare la discussion sur les limites et l'intérêt des approches déterministes.

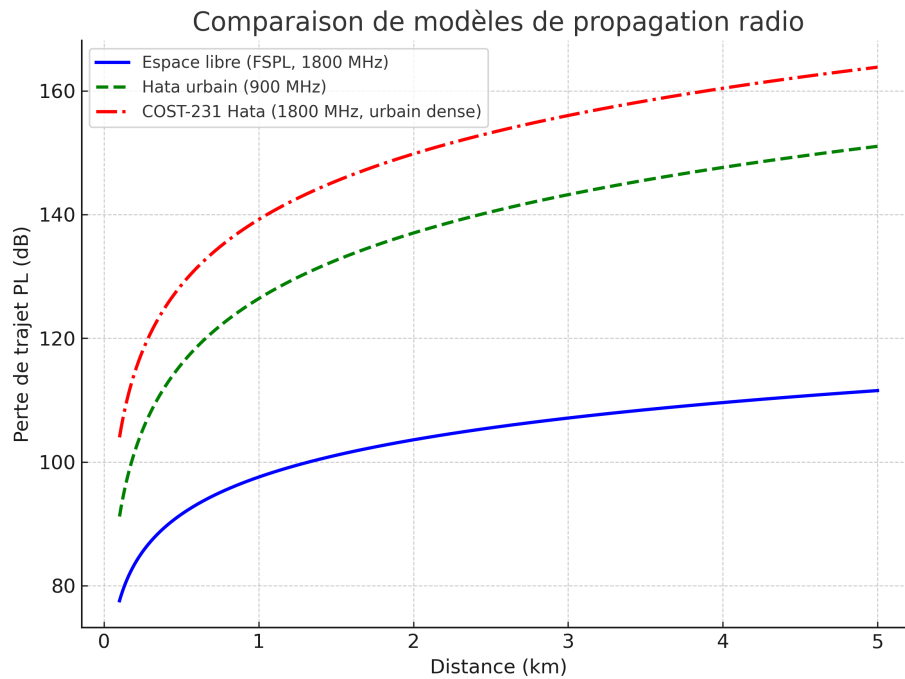


FIG. 1.9 : Comparaison qualitative de modèles de propagation empiriques (FSPL, Hata, COST-231 Hata) pour la planification radio. En pratique, d’autres modèles modernes (CI, ABG) sont utilisés selon la bande et l’environnement [41, 42].

1.5.2 Limites des modèles empiriques

Les modèles empiriques de propagation, bien que rapides à calculer et peu coûteux, présentent certaines limitations lorsqu’ils sont appliqués à des environnements urbains complexes [41, 42]. Ces limites peuvent être résumées comme suit :

- **Absence de géométrie détaillée** : les modèles ne tiennent pas compte explicitement de la configuration réelle du milieu, comme la disposition des bâtiments, la végétation ou les matériaux de construction.
- **Précision limitée dans les environnements complexes** : la modélisation des effets tels que les canyons urbains, la richesse du multipath, la diffraction et l’ombrage dynamique reste approximative.
- **Sensibilité aux évolutions du milieu** : les modifications de l’environnement, telles que de nouveaux bâtiments ou des chantiers, ne sont pas prises en compte nativement, ce qui peut affecter la fiabilité des prédictions.

Ces limitations expliquent pourquoi, pour la planification de réseaux 5G en zones urbaines denses, il est souvent nécessaire de compléter les modèles empiriques par des ap-

proches plus détaillées, basées sur des simulations électromagnétiques ou des mesures réelles.

1.5.3 Modèles déterministes

Les modèles déterministes de propagation visent à simuler de manière détaillée les interactions entre l'onde électromagnétique et l'environnement, telles que la réflexion, la diffraction ou la diffusion, en s'appuyant sur des représentations 3D précises du milieu [43,44].

Deux approches principales sont couramment utilisées :

- **Ray tracing** : basé sur l'optique géométrique et des modèles de diffraction, il suit un grand nombre de trajets possibles entre l'émetteur et le récepteur pour prédire la puissance et la phase du signal. Les maillages urbains et les données SIG permettent de représenter la topologie réelle des villes.
- **Méthodes plein-ondes (Finite-Difference Time-Domain FDTD, Finite Element Method FEM)** : elles résolvent numériquement les équations de Maxwell pour simuler les champs électromagnétiques. Ces méthodes sont particulièrement utiles pour analyser l'impact précis des matériaux et des géométries complexes, notamment dans les bandes mmWave [24,44].

Ces approches offrent une très grande précision et permettent de prédire le comportement du signal avec un niveau de détail élevé, indispensable pour des études locales ou des fréquences élevées où les effets de diffraction et de matériaux sont significatifs.

1.5.4 Limites des modèles déterministes

Malgré leur précision, les modèles déterministes présentent plusieurs contraintes pratiques [43] :

- **Coût de calcul élevé** : les simulations sont gourmandes en ressources et ne sont pas adaptées à des scénarios à grande échelle ou nécessitant un calcul en temps réel.
- **Dépendance aux données d'entrée** : la précision des résultats est fortement liée à la qualité et à l'actualité des données 3D et des propriétés électromagnétiques des matériaux.

- **Portée géographique limitée** : couvrir de vastes réseaux nécessite des optimisations lourdes ou des compromis sur la résolution, ce qui peut limiter l'application pratique à l'ensemble d'un réseau urbain ou régional.

1.5.5 Intégration SIG pour la planification radio réaliste

L'utilisation conjointe des systèmes d'information géographique (SIG) et des modèles déterministes constitue une approche incontournable pour la planification 4G/5G en environnements urbains denses [43]. Les couches SIG, telles que la topographie, le bâti et la végétation, servent de données d'entrée aux solveurs de propagation, permettant d'adapter les simulations à la géométrie réelle du milieu.

Cette intégration facilite notamment :

- La prédiction précise de la couverture et de la qualité du signal dans des zones urbaines complexes.
- L'optimisation des paramètres radio des stations de base, tels que le tilt, l'azimut, la puissance et la sectorisation.
- L'évaluation de scénarios « what-if » pour différents déploiements, sans recourir à des mesures exhaustives sur le terrain.

Ainsi, le couplage SIG–propagation déterministe constitue un outil clé pour réduire l'incertitude des prévisions et améliorer l'efficacité de la planification réseau [41, 42].

Si la modélisation de la propagation permet d'anticiper la couverture et les performances théoriques du réseau, leur validation opérationnelle repose sur l'analyse d'indicateurs mesurables. Les KPI radio constituent à ce titre des métriques incontournables pour évaluer la qualité et l'efficacité du service rendu.

1.6 KPI radio pour l'évaluation des performances réseau

Les KPI constituent des métriques essentielles pour évaluer et optimiser la qualité, l'efficacité et la fiabilité des réseaux cellulaires. Ils permettent de mesurer la *couverture radio*, la *qualité de service*, la *capacité*, ainsi que l'*expérience utilisateur*.

Parmi les KPI les plus couramment exploités figurent le RSRP, le RSRQ, le SINR, le débit (*throughput*), la latence, ainsi que les taux d'échec (*drop call*, *handover failure*) [45, 46].

1.6.1 RSRP

Il s'agit de la puissance moyenne du signal de référence reçu par l'UE, exprimée en dBm. Cette mesure traduit la couverture radio réelle fournie par la station de base.

Les signaux de référence (RS) sont des signaux pilotes insérés à des positions fixes dans la grille temps–fréquence du système LTE/5G. Ils ne transportent pas de données utilisateur, mais servent de repères pour la mesure de la puissance, l'évaluation de la qualité radio, l'estimation du canal, et la sélection/optimisation cellulaire.

Formellement :

$$\text{RSRP} = \frac{\sum_{k=1}^{N_{RS}} P_{RS}(k)}{N_{RS}} \quad (1.8)$$

où $P_{RS}(k)$ représente la puissance reçue sur la k -ième ressource occupée par un signal de référence, et N_{RS} le nombre total d'éléments de signaux de référence considérés [45].

Un RSRP élevé indique une bonne réception, réduisant la probabilité de coupure de communication. L'optimisation du RSRP vise à étendre la couverture et améliorer la disponibilité du service, mais une maximisation isolée peut accroître les interférences vers d'autres cellules.

1.6.2 RSSI (Received Signal Strength Indicator)

Mesure la puissance totale du signal reçu par l'UE, exprimée en dBm, et incluant la puissance utile, le bruit thermique et les interférences provenant des autres cellules. Contrairement au RSRP qui ne considère que la puissance des signaux de référence, le RSSI reflète la puissance globale sur toute la bande de mesure [46,47].

Formellement :

$$\text{RSSI} = \sum_{i=1}^{N_{RB}} P_{RB}(i) \quad (1.9)$$

où $P_{RB}(i)$ est la puissance totale reçue sur le i -ième bloc de ressources (Resource Block), et N_{RB} le nombre total de blocs de ressources considérés.

Un RSSI élevé peut résulter soit d'un signal utile fort, soit d'un fort niveau d'interférences. C'est pourquoi il est souvent combiné avec le RSRP pour calculer le RSRQ.

1.6.3 RSRQ (Reference Signal Received Quality)

Le RSRQ combine la mesure de puissance (RSRP) avec celle de la qualité du signal, traduisant la proportion de puissance utile par rapport à la puissance totale reçue (incluant bruit et interférences).

$$\text{RSRQ} = \frac{N \cdot \text{RSRP}}{\text{RSSI}} \quad (1.10)$$

où N est le nombre de sous-porteuses et RSSI (*Received Signal Strength Indicator*) la puissance totale reçue [46]. Un RSRQ élevé signifie que la cellule n'est pas saturée et que le rapport signal/interférences est favorable, ce qui est crucial pour maintenir une bonne expérience utilisateur dans les zones à forte densité de trafic.

1.6.4 SINR

Cet indicateur exprime le rapport entre la puissance utile P_{signal} et la somme des puissances d'interférence P_{interf} et de bruit P_{bruit} :

$$\text{SINR} = \frac{P_{\text{signal}}}{P_{\text{interf}} + P_{\text{bruit}}} \quad (1.11)$$

et en dB :

$$\text{SINR}_{\text{dB}} = 10 \log_{10}(\text{SINR}) \quad (1.12)$$

Un SINR élevé est synonyme de lien radio robuste, autorisant des débits plus élevés et une meilleure qualité de modulation. Cependant, maximiser uniquement le SINR peut impliquer une réduction de la couverture, car certaines zones à faible puissance reçue seraient exclues.

1.6.5 Throughput (débit)

: Représente la quantité effective de données transmises par unité de temps :

$$T = \frac{N_{\text{bits utiles}}}{T_{\text{transmission}}} \quad (1.13)$$

où $N_{\text{bits utiles}}$ correspond au nombre de bits réellement utiles pour l'utilisateur (hors en-têtes et signalisations) et $T_{\text{transmission}}$ à la durée totale nécessaire pour les transmettre.

Dans les réseaux cellulaires de nouvelle génération (LTE, LTE-Advanced, 5G et au-delà), le throughput constitue un indicateur majeur de l'expérience utilisateur, en particulier pour

les services gourmands en bande passante comme le streaming vidéo haute définition, les visioconférences, la réalité virtuelle/augmentée et les jeux en ligne. Il dépend directement de la qualité du lien radio (SINR), de l'efficacité de la modulation et du codage, ainsi que de la gestion dynamique des ressources radio (ordonnancement, allocation de bande passante, MIMO). Un throughput élevé traduit une utilisation optimale des ressources et une bonne QoS.

1.6.6 Latency (latence)

: Mesure le délai de bout en bout entre l'envoi et la réception d'un paquet :

$$L = t_{\text{réception}} - t_{\text{émission}} \quad (1.14)$$

Cette valeur inclut les temps de traitement, de transmission et de propagation dans le réseau.

La latence est un KPI critique dans les nouvelles générations de réseaux cellulaires, notamment pour les applications URLLC de la 5G, qui exigent des délais inférieurs à 1 ms pour des usages comme le contrôle industriel à distance, la chirurgie assistée, ou les communications véhicule-à-véhicule (V2V). Réduire la latence implique souvent des compromis sur la gestion des ressources et la couverture, car il faut minimiser le nombre de sauts réseau et optimiser les chemins de routage. Une faible latence améliore aussi la réactivité dans les services interactifs, augmentant ainsi la perception de fluidité par l'utilisateur.

1.6.7 Taux d'échec d'appels ou handovers

Décrit la fiabilité du réseau :

$$R_{\text{échec}} = \frac{N_{\text{échecs}}}{N_{\text{tentatives}}} \times 100\% \quad (1.15)$$

où $N_{\text{échecs}}$ est le nombre de tentatives échouées. Ce KPI est essentiel pour évaluer la continuité du service, notamment lors des déplacements [48].

Il est important de noter que la maximisation d'un seul KPI ne garantit pas la maximisation des autres. Par exemple, améliorer le RSRP en augmentant la puissance d'émission peut accroître les interférences, dégradant ainsi le SINR et le RSRQ. De même, optimiser uniquement le SINR peut réduire le RSRP. Ainsi, comme illustré dans le tableau 1.3, l'optimisation radio doit rechercher un équilibre entre ces indicateurs, en fonction des objectifs stratégiques

de l'opérateur télécom (couverture, capacité, qualité de service).

TAB. 1.3 : Seuils typiques d'interprétation des KPI radio LTE/5G (RSRP, RSSI, RSRQ, SINR) [45, 46, 46, 47, 49]

Niveaux	RSRP (dBm)	RSSI (dBm)	RSRQ (dB)	SINR (dB)
Excellent	≥ -80	> -65	≥ -10	≥ 20
Bon	-80 à -90	-75 à -65	-10 à -15	13 à 20
Moyen	-90 à -100	-85 à -75	-15 à -20	0 à 13
Faible	≤ -100	< -85	< -20	≤ 0

Si les KPI radio permettent de caractériser de manière synthétique l'état du réseau et l'expérience utilisateur, leur interprétation et leur valorisation nécessitent d'être complétées par des méthodes de collecte adaptées. C'est dans cette perspective que s'inscrivent les différentes techniques de mesure et d'évaluation des réseaux cellulaires, combinant approches traditionnelles et solutions modernes d'analyse.

1.7 Techniques de mesure et d'évaluation des réseaux cellulaires

L'évaluation et l'optimisation des réseaux cellulaires s'appuient sur un ensemble de techniques complémentaires permettant de collecter et d'analyser des données quantitatives et qualitatives sur la couverture, QoS et les performances globales du réseau. Ces méthodes, allant des mesures terrain aux analyses massives issues des données utilisateurs et des équipements, offrent des perspectives variées en termes de précision, de coût, de couverture spatiale et temporelle, ainsi que de réactivité. Les principales techniques d'évaluation des performances réseau incluent les campagnes de Drive Test et/ou de Walk Test, le crowd-sourcing de données issues des terminaux utilisateurs, l'analyse des KPI fournis par les équipements réseau, ainsi que la simulation des performances à l'aide de modèles radio et d'outils SIG.

1.7.1 Les campagnes de mesures : Drive Test

Les campagnes de mesures terrain, réalisées à bord de véhicules équipés d'instruments spécialisés, constituent la méthode historique et de référence pour l'évaluation de la performance radio des réseaux cellulaires [50]. Ces campagnes fournissent des données géolocalisées précises sur la couverture et la qualité du réseau, et restent essentielles pour valider

les prévisions des outils de planification, identifier les zones à faible performance ou à forte interférence, et contrôler la continuité de service dans les scénarios de mobilité (handover, zones frontières). Elles permettent également de suivre les indicateurs radio pour différents services (voix, données, streaming, navigation) et d'appuyer les décisions de réglage ou de ré-optimisation des paramètres physiques des stations de base (tilt, azimut, puissance).

Un drive test consiste à parcourir une zone géographique définie avec un véhicule embarquant un dispositif de mesure complet (Figure 1.10). Ce dispositif comprend généralement plusieurs terminaux mobiles configurés dans différents modes (appel court, appel long, veille, transfert de données), des antennes externes montées sur le toit, un système GPS haute précision, ainsi qu'un ordinateur portable exécutant un logiciel de mesure dédié tel que TEMS Investigation ou Nemo Outdoor.

Ces outils permettent l'enregistrement en temps réel de nombreux paramètres radio, notamment le niveau de signal reçu (RxLevel), la qualité du signal (RxQual), le rapport signal/interférence (C/I), l'indice de qualité vocale (SQI), le délai d'avance (Timing Advance), ainsi que les débits montants et descendants pour les services de données. Grâce à ces mesures, il devient possible de comparer les résultats observés avec les prédictions des modèles de propagation, d'identifier les zones problématiques et de guider l'optimisation du réseau.

Les données collectées sont géolocalisées et stockées sous forme de fichiers .log, puis importées dans des SIG tels que MapInfo, où elles peuvent être visualisées et analysées via des macros MapBasic pour identifier les zones problématiques.

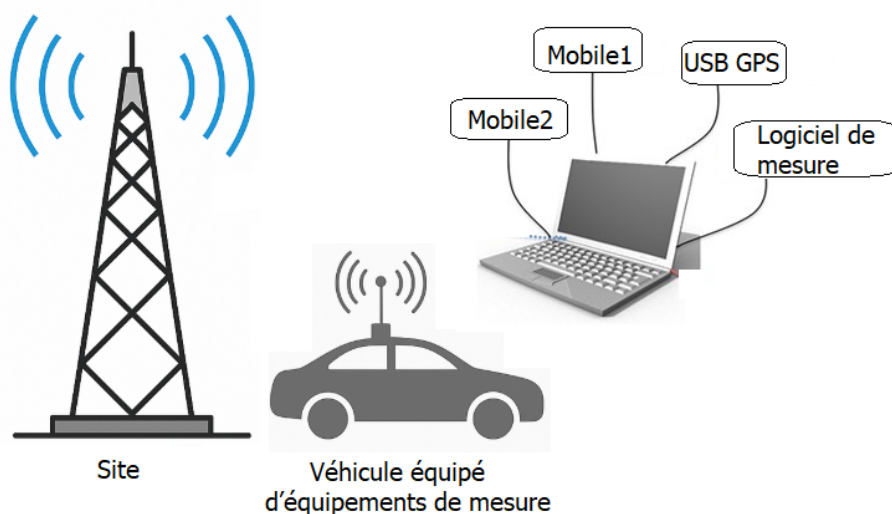


FIG. 1.10 : Schéma illustratif d'un *drive test* : véhicule équipé (UE, GPS, PC + logiciel de mesure) effectuant des mesures pour évaluer la couverture et la qualité radio vis-à-vis d'un site cellulaire.

Les drive tests sont particulièrement réalisés après des événements tels que l'extension du réseau, le déplacement ou la modernisation de sites, la survenue de plaintes récurrentes d'abonnés, ou encore la mise en service de nouvelles fonctionnalités radio. Ces campagnes permettent alors de vérifier la couverture et la qualité du service dans le contexte opérationnel réel, et de s'assurer que les modifications apportées n'ont pas dégradé les performances du réseau.

1.7.2 Walk Tests

Les Walk Tests sont des campagnes de mesures terrain similaires aux Drive Tests, mais réalisées à pied. Ils sont particulièrement employés pour évaluer les performances du réseau dans les environnements où l'accès en véhicule est limité ou impossible, tels que les bâtiments de bureaux, centres commerciaux, gares, aéroports, zones piétonnes très denses ou encore sites industriels complexes [50].

Le principe consiste à équiper un ou plusieurs techniciens d'un dispositif portable intégrant des terminaux mobiles configurés dans différents modes (voix, données, veille), un système de positionnement GPS ou, pour les environnements intérieurs, une solution de géolocalisation alternative basée sur le Wi-Fi, des balises Bluetooth ou la cartographie indoor. Ces équipements sont associés à des logiciels spécialisés tels que TEMS Pocket, Nemo Handy ou SmartBenchmarker, capables d'enregistrer en temps réel les paramètres radio (RSRP, RSRQ, SINR, throughput, taux d'échec) ainsi que des indicateurs de qualité d'expérience (débit vidéo, temps de chargement, MOS pour la voix).

Les mesures obtenues permettent de caractériser la performance du réseau dans des conditions d'usage réelles, à hauteur d'utilisateur, et de vérifier la continuité de service ainsi que la qualité de couverture dans des environnements indoor ou semi-indoor. Elles servent également à identifier des zones de faible couverture ou sujettes aux interférences, souvent indétectables lors des campagnes classiques de drive test, et à évaluer l'efficacité des solutions de couverture intérieure telles que les Distributed Antenna Systems, les femtocells ou les small cells.

En pratique, les walk tests sont très utilisés dans plusieurs contextes : lors des phases de pré-livraison d'un bâtiment équipé d'une solution de couverture intérieure, dans le cadre d'audits qualité sur des sites stratégiques à forte densité d'usagers, ou encore pour valider des projets d'optimisation réseau dans les centres-villes piétonniers.

1.7.3 Limites des Drive Tests et de Walk Tests dans les réseaux modernes

Si les drive tests restent un outil essentiel pour l'évaluation de la performance radio, leur utilisation dans les réseaux 4G et 5G montre plusieurs limites. Leur réalisation exige des moyens humains et matériels importants, ce qui en accroît le coût et la durée, notamment en milieu urbain. La couverture obtenue demeure limitée, car il est impossible de parcourir l'ensemble du territoire, encore moins de représenter fidèlement les environnements intérieurs. De plus, les mesures offrent seulement une vision ponctuelle du réseau, sans capturer ses variations dans le temps. Enfin, leur faible réactivité rend difficile un suivi adapté à l'évolution rapide des usages et des infrastructures.

1.7.4 Crowdsourcing

Les limites des campagnes de drive test et de Walk Tests ont favorisé l'émergence d'approches modernes telles que le crowdsourcing et l'exploitation des KPI. Ces méthodes offrent une vision plus fine, continue et dynamique de l'état du réseau, renforcée par des simulations réalistes pour anticiper et orienter les optimisations.

Le crowdsourcing désigne une technique de mesure et d'évaluation des performances réseau reposant sur la collecte automatique de données issues des terminaux des utilisateurs (smartphones, applications, capteurs, etc.). Il permet d'obtenir, de manière continue et à grande échelle, des informations représentatives de la qualité de service réelle dans les environnements urbains, en complément ou en alternative aux campagnes classiques de drive test.

Néanmoins, cette approche présente certaines limites : dépendance au volume et à la répartition géographique des utilisateurs, hétérogénéité des terminaux et des applications de mesure, variabilité des conditions d'usage, ainsi que des enjeux liés à la confidentialité et à la protection des données personnelles.

1.7.5 KPI réseau

Les KPI réseau constituent un ensemble d'indicateurs clés collectés directement à partir des équipements de l'infrastructure mobile, tels que les stations de base (eNodeB pour la 4G, gNodeB pour la 5G) et les éléments du cœur de réseau (EPC ou 5G Core). Ces données,

généralement agrégées sur des intervalles temporels prédéfinis (par exemple 5, 15 ou 60 minutes), offrent une vision synthétique et quantitative de l'état opérationnel du réseau [51].

On distingue deux grandes catégories :

- KPI radio : issus directement des mesures de couche physique, tels que le RSRP, le RSRQ et le SINR. Bien que ces grandeurs soient des mesures brutes collectées en continu, elles peuvent être agrégées (moyenne par cellule, pourcentage sous un seuil, distribution de valeurs) afin de produire des KPI exploitables pour l'optimisation radio.
- KPI de service : indicateurs reflétant les performances globales perçues au niveau des services, tels que le Access Success Rate (ASR), le Handover Success Rate (HOSR), le Call Setup Success Rate (CSSR), le débit moyen, le Call Drop Rate (CDR), le taux de perte de paquets (Packet Loss Rate), et la latence.

La collecte de ces indicateurs est assurée par les OSS ou par des sondes (capteurs) spécialisées intégrées aux éléments réseau. Les données sont centralisées, agrégées et stockées dans des bases conçues pour supporter l'analyse en temps réel ou différé.

L'analyse des KPI réseau joue un rôle stratégique dans plusieurs domaines :

- Surveillance proactive : détection rapide des anomalies ou dégradations de performance, permettant une intervention avant impact majeur sur les usagers.
- Optimisation radio : ajustement des paramètres (tilt, puissance, allocation spectrale) en fonction des tendances observées sur les KPI radio et de service.
- Planification capacitaire : identification des zones et plages horaires en saturation pour orienter les investissements.
- Évaluation post-optimisation : mesure de l'effet des actions correctives ou évolutives sur les performances.

1.7.5.1 Avantages et limites

Les KPI présentent l'avantage d'offrir une vision globale et continue de la performance réseau, sans nécessiter de campagnes terrain coûteuses. Toutefois, les valeurs agrégées peuvent masquer certaines conditions locales ou spécifiques, et elles ne reflètent pas toujours fidèlement l'expérience réelle de l'utilisateur final (Quality of Experience (QoE)). Pour pallier cette

limitation, leur exploitation est souvent combinée à des simulations radio, afin de fournir une vision plus complète des performances.

Ainsi, l'analyse des KPI, qu'ils soient radio ou orientés service, constitue un pilier central du pilotage opérationnel des réseaux modernes, notamment lorsqu'elle est associée à des outils d'automatisation et d'intelligence artificielle pour déclencher des optimisations en temps réel.

Bien que les campagnes de mesures terrain fournissent des données précises et fiables sur l'état réel du réseau, elles demeurent coûteuses, limitées en couverture spatiale et difficilement reproductibles. Pour pallier ces limites, les opérateurs et chercheurs s'appuient de plus en plus sur des approches de simulation et de modélisation radio, qui permettent d'anticiper les performances et d'évaluer différents scénarios avant toute mise en œuvre pratique.

1.7.6 Simulations et modélisations radio

Les simulations et modélisations radio constituent un outil stratégique pour anticiper et optimiser les performances d'un réseau mobile avant toute intervention physique sur le terrain. Elles reposent sur l'utilisation de modèles mathématiques de propagation et d'outils de calcul assisté par ordinateur, souvent couplés à des SIG, afin de prédire la couverture, la qualité du signal et les zones d'ombre [51].

1.7.6.1 Cadre de fonctionnement

Les outils modernes de simulation et de modélisation radio reposent généralement sur plusieurs modules complémentaires, parmi lesquels les modèles numériques de terrain (MNT), qui représentent en 2D ou 3D l'altitude et les formes du relief; les modèles numériques de surface (MNS), qui ajoutent les bâtiments, la végétation et les infrastructures afin de mieux refléter l'impact du bâti et des obstacles; et enfin les modèles de propagation, constitués d'équations ou de modèles empiriques simulant l'atténuation du signal radio en fonction de la distance, de la fréquence et de l'environnement.

Les plateformes professionnelles de simulation, telles que Atoll, Planet, TEMS CellPlanner ou ICS Telecom, offrent un ensemble de fonctionnalités avancées. Elles permettent notamment la visualisation cartographique de la couverture à travers des indicateurs comme le RSRP, le SINR et le RSRQ. Elles intègrent également des outils de modélisation des interférences, qu'elles soient intra-cellules ou inter-cellules, ainsi que des modules d'analyse de

la capacité et du débit attendu par cellule. Enfin, elles proposent la mise en œuvre de scénarios prospectifs de type «et si» (what-if), destinés à tester et évaluer l'impact potentiel de nouvelles configurations du réseau.

1.7.6.2 Avantages et limites

Les simulations présentent plusieurs atouts majeurs. Elles permettent en effet de réduire les coûts et les délais en limitant le recours aux campagnes de mesures sur le terrain, tout en offrant la possibilité de tester rapidement un grand nombre de scénarios. Elles fournissent également une vision globale qui prend en compte le relief, le bâti et différentes contraintes environnementales.

Cependant, la précision des résultats obtenus dépend de plusieurs facteurs. Elle est fortement liée à la qualité et à la résolution des données de modèles numériques de terrain et de surface, à la pertinence du modèle de propagation choisi par rapport à l'environnement étudié, ainsi qu'à la calibration des paramètres réalisée à partir de mesures réelles.

1.7.7 Synthèse des principales méthodes d'évaluation des performances réseau

Une analyse comparative des principales approches employées pour la mesure et l'évaluation des performances des réseaux cellulaires est présentée dans le tableau 1.4. Cette synthèse met en évidence les caractéristiques essentielles de chaque méthode, en les comparant selon plusieurs critères clés : précision des mesures obtenues, coût de mise en œuvre, couverture spatiale et temporelle, réactivité dans la collecte et l'exploitation des données, ainsi que les références bibliographiques associées. L'objectif est de fournir une vue d'ensemble permettant d'identifier les forces et limites de chaque technique — qu'il s'agisse des mesures directes sur le terrain (drive tests, walk tests), de l'exploitation des indicateurs de performance réseau (KPI), ou encore de l'utilisation de la simulation et de la modélisation assistées par les SIG.

TAB. 1.4 : Comparaison des principales techniques de mesure et d'évaluation des réseaux cellulaires

Méthode	Précision des mesures	Coût	Couverture spatiale / temporelle	Réactivité	Réfs
Drive Test	Très élevée (mesures directes terrain, multi-paramètres)	Élevé (équipe, matériel, véhicule)	Limitée / instantanée	Faible (campagnes ponctuelles)	[37, 50, 52]
Walk Test	Très élevée (similaire au drive test, mieux pour indoor)	Moyen à élevé	Limitée / instantanée	Faible à moyenne	[37, 50]
KPI Réseau	Moyenne (indicateurs agrégés)	Faible (infrastructure existante)	Large / continue	Très élevée	[18, 37, 51–53]
Simulation & Modélisation	Variable (dépend des modèles et données SIG)	Faible à moyen	Large / prévisionnelle	Élevée (anticipative)	[37, 51]

L'exploitation combinée des différentes techniques de mesure et de modélisation fournit ainsi une vision précise et multi-échelle des performances réelles du réseau. Toutefois, disposer de données fiables ne constitue qu'une première étape : il reste ensuite à traduire ces informations en actions concrètes d'optimisation, en particulier dans les environnements urbains ultra-denses où la gestion radio devient extrêmement complexe. C'est dans ce contexte que s'inscrivent les stratégies d'optimisation radio dédiées aux Ultra-Dense Network (UDN).

1.8 Stratégies d'optimisation radio dans les zones urbaines ultra-denses

Dans les zones urbaines ultra-denses, l'optimisation radio des réseaux notamment dans les UDN, devient particulièrement complexe. Les paramètres tels que le tilt, l'azimut ou la puissance d'émission interagissent entre eux et influencent simultanément la couverture, la qualité des handovers et le niveau d'interférences inter-cellules. Cette complexité est accentuée par la coexistence de plusieurs types de cellules (macro, pico et femto), l'usage de faisceaux directionnels dans la 5G NR, ainsi que par la grande variabilité du trafic selon les zones et les heures de la journée. Pour gérer ces défis, les approches d'apprentissage et d'optimisa-

tion, guidées par les indicateurs de performance réseau (KPI), se révèlent particulièrement efficaces pour un pilotage continu et robuste [30,31]. Par ailleurs, les recommandations d'ingénierie NR mettent en évidence les compromis nécessaires entre architecture, déploiement et performances [38,39].

Le paramétrage optimal repose sur plusieurs éléments critiques et interdépendants. La géométrie d'antenne, incluant tilt mécanique ou électrique, azimuth et largeur de faisceau, définit la forme du lobe principal et des lobes secondaires. Des ajustements du tilt permettent de limiter l'overshoot et les interférences, mais peuvent créer des zones d'ombre à proximité du site. Les contraintes spécifiques aux environnements urbains renforcent ces difficultés. Les canyons urbains et les effets de masquage par le bâti modifient la distribution de la couverture et accroissent la sensibilité aux variations de tilt et d'azimut. Dans les bandes millimétriques (FR2), les blocages fréquents imposent une gestion fine des faisceaux et une coordination avec les bandes FR1 pour assurer la résilience du réseau. Par ailleurs, les limites réglementaires, les exigences esthétiques et les contraintes sur le backhaul conditionnent certaines techniques de coordination et de planification des ressources.

Les objectifs de l'optimisation combinent couverture, capacité et qualité. L'augmentation du débit par utilisateur ou par cellule, l'amélioration des indicateurs SINR et RSRP, la réduction des échecs radio et de la latence, ainsi que la limitation des interférences et de la consommation d'énergie, constituent les principales métriques suivies. Ces objectifs sont souvent traduits sous forme de fonctions multi-objectifs ou de contraintes de niveau de service, permettant d'arbitrer efficacement les compromis entre performance et contraintes opérationnelles.

Les méthodes d'optimisation et d'apprentissage jouent un rôle clé dans ce contexte. Les algorithmes de type bandits contextuels, qui sont des méthodes d'apprentissage automatique, permettent une exploration sûre des paramètres tels que tilt, azimuth et la puissance, en adaptant continuellement les réglages du réseau. Les récompenses de ces algorithmes sont calculées à partir des KPI agrégés sur des fenêtres temporelles courtes, ce qui permet de suivre la dynamique du trafic et des conditions radio. [30]. Le Reinforcement Learning, incluant des approches DQN ou actor-critic, offre une adaptation dynamique aux variations de trafic et aux événements ponctuels en manipulant les mêmes paramètres, avec des fonctions de récompense multi-objectifs [31]. La mise en place de ces solutions d'optimisation et d'apprentissage s'appuie sur des boucles fermées intégrant les Operations Support System (OSS) et les mécanismes de SON. Dans ce cadre, les OSS assurent la collecte, l'agrégation et l'analyse

des KPI, ainsi que la supervision globale du réseau, tandis que les fonctions SON permettent d'appliquer automatiquement les ajustements sur les paramètres radio — tels que le tilt, l'azimut ou la puissance d'émission en réponse aux variations du trafic et des conditions radio. Ces boucles fermées garantissent que les modifications sont effectuées de manière contrôlée et sécurisée, avec des mécanismes de validation et des seuils de garde-fous pour éviter toute dégradation de la couverture, de la capacité ou de la qualité de service.

Les bonnes pratiques d'ingénierie recommandent de commencer par une calibration locale à partir des mesures de terrain, afin d'ajuster azimut et tilt pour combler les zones d'ombre sans créer d'overshoot. L'application de pas de réglage conservatifs et la mesure sur plusieurs intervalles avant toute itération permettent de limiter les perturbations.

Ainsi, dans les UDN, le paramétrage fin des paramètres radio et des ressources NR doit être local, adaptatif et guidé par les KPI. Les méthodes d'optimisation en ligne et d'apprentissage fournissent un cadre efficace pour équilibrer couverture, capacité et interférences tout en respectant les contraintes opérationnelles et urbaines [30, 31, 38, 39]. Cependant, bien que les méthodes d'apprentissage automatique, telles que les bandits contextuels ou le Reinforcement Learning, offrent une grande adaptativité et une optimisation continue, elles présentent certaines limites pratiques. En particulier, leur efficacité dépend fortement de la quantité et de la qualité des données collectées. Dans les environnements ultra-denses ou fortement dynamiques, l'acquisition et le traitement de ces volumes importants de KPI peuvent s'avérer coûteux et nécessiter des infrastructures de collecte et de calcul sophistiquées.

À l'inverse, les stratégies d'optimisation basées sur des méta-heuristiques, combinées à des simulations électromagnétiques, offrent une approche plus simple et contrôlée. Ces méthodes permettent de générer des solutions robustes pour le dimensionnement et le paramétrage du réseau sans exiger un apprentissage extensif à partir de données réelles. Elles sont ainsi particulièrement adaptées aux phases de planification et de déploiement initial, offrant rapidité, sécurité et prédictibilité dans l'évaluation des performances réseau, tout en restant complémentaires aux approches d'apprentissage en ligne pour l'optimisation continue [16, 37]. Les approches classiques d'optimisation, bien qu'efficaces pour traiter certains cas spécifiques en environnements denses, atteignent rapidement leurs limites face à la complexité croissante des réseaux 4G/5G. La diversité des scénarios de propagation, la variabilité temporelle du trafic et l'hétérogénéité des cellules exigent désormais des solutions plus flexibles et adaptatives. C'est pourquoi la recherche et l'industrie s'orientent vers une nouvelle génération de méthodes, centrées sur l'automatisation et l'intelligence artificielle, afin

de rendre la gestion et l'optimisation des réseaux plus intelligentes et proactives.

1.9 Vers l'automatisation et l'optimisation intelligente des réseaux cellulaires 4G/5G

Face aux limites des méthodes traditionnelles de configuration et d'optimisation des réseaux cellulaires, l'industrie et la recherche se tournent de plus en plus vers des approches modernes, fondées sur l'automatisation, l'IA et l'analyse avancée des données. Ces nouvelles stratégies visent à garantir une adaptation dynamique, rapide et efficace des paramètres réseau pour répondre aux exigences de performance, tout en maîtrisant les coûts d'exploitation [54, 55]. Pour concrétiser cette vision d'une optimisation intelligente et adaptative, plusieurs outils et approches émergent déjà dans l'écosystème des réseaux cellulaires. Parmi eux, SON représentent une avancée majeure, en intégrant des mécanismes capables d'automatiser la configuration et l'optimisation en continu.

1.9.1 Nouveaux outils et approches pour la gestion et l'optimisation

L'un des principaux leviers de cette évolution réside dans le concept de réseaux auto-organisés (SON) [54, 54]. Ces systèmes intègrent des modules d'auto-configuration, d'auto-optimisation et d'auto-guérison, capables d'ajuster en temps réel les paramètres du réseau en fonction des conditions observées : variation de la charge, mobilité des utilisateurs, apparition d'interférences ou de pannes.

L'intégration de l'IA et du machine learning permet d'exploiter des volumes massifs de données issues des équipements réseau (KPI, alarmes, logs), mais aussi des UE (mesures de couverture et de QoE) [56, 57]. Les modèles prédictifs et les algorithmes d'apprentissage supervisé ou par renforcement (*Reinforcement Learning*, RL) offrent de nouvelles perspectives pour l'ajustement automatisé des paramètres radio, l'anticipation des congestions, ou la détection proactive des anomalies [30]. Toutefois, les limites des méthodes traditionnelles d'évaluation, souvent coûteuses et ponctuelles, ont conduit à l'émergence d'approches complémentaires. Ces nouvelles méthodes, plus flexibles et riches en données, visent à affiner l'analyse des performances réseau et à répondre aux défis posés par les environnements complexes et évolutifs.

1.9.2 Complément aux méthodes classiques d'évaluation réseau

Pour pallier les insuffisances des méthodes d'évaluation des performances réseau, les opérateurs exploitent désormais un ensemble de sources de données et de méthodes alternatives [18, 37, 52, 53, 58]. Ces approches visent à offrir une vision plus complète et continue du fonctionnement des réseaux cellulaires, tout en réduisant les coûts et les contraintes logistiques associées aux mesures de terrain. des approches basées sur l'IA et s'appuient sur l'optimisation algorithmique avancée [16, 30, 37, 59]. Elle mobilise à la fois des algorithmes méta-heuristiques, tels que les AG, PSO, DE ou encore les AIS, et des méthodes incluant les réseaux de neurones profonds et l'apprentissage par renforcement. Ces techniques permettent d'explorer efficacement l'espace des paramètres radio, d'identifier des configurations optimales, et d'adapter dynamiquement le réseau en fonction de la demande et des conditions d'environnement. Elles jouent un rôle croissant dans les contextes de forte complexité, où les approches traditionnelles d'optimisation atteignent rapidement leurs limites.

En complément des mesures classiques, ces approches modernes contribuent à enrichir la compréhension des performances réseau, à réduire la dépendance aux drive tests et à accélérer le déploiement de solutions adaptées aux environnements urbains complexes.

Ces approches permettent une optimisation fine, dynamique et adaptée aux spécificités locales du réseau, tout en réduisant significativement le recours aux mesures terrain traditionnelles. Elles ouvrent la voie à des réseaux cellulaires réellement intelligents et auto-adaptatifs, capables de s'ajuster en continu à l'évolution des usages, des environnements et des contraintes techniques.

1.10 Conclusion

Ce chapitre a présenté un panorama complet de l'évolution des réseaux cellulaires cellulaires, des exigences croissantes imposées par la diversification des usages, et des défis spécifiques liés à la densification des infrastructures dans les zones urbaines à forte concentration. Nous avons mis en évidence la transition progressive vers des générations de réseaux toujours plus performantes, illustrée par le passage de la 4G à la 5G, caractérisée par l'adoption de bandes de fréquences plus élevées, l'ultra-densification des stations de base, et l'apparition de nouveaux usages critiques nécessitant un très haut débit et une latence minimale.

Dans ce contexte, la gestion et la configuration des paramètres radio — tels que le tilt et

l'azimut des antennes, la puissance d'émission ou la sectorisation — revêtent une importance stratégique, en particulier dans les environnements urbains complexes où les phénomènes d'interférences et la variabilité du trafic requièrent une optimisation fine et dynamique. Nous avons également souligné le rôle historique des méthodes d'évaluation des performances réseau, tout en mettant en lumière leurs limites face à la complexité croissante des réseaux modernes.

Enfin, ce chapitre a ouvert la voie aux approches innovantes d'automatisation et d'optimisation intelligente, intégrant l'IA, l'analyse avancée des données, les simulations électromagnétiques et les algorithmes d'optimisation. Ces outils constituent aujourd'hui des leviers indispensables pour assurer la performance, la flexibilité et la pérennité des réseaux cellulaires de nouvelle génération.

Dans les chapitres suivants, nous approfondirons les différentes méthodes d'optimisation, en mettant l'accent sur les algorithmes méta-heuristiques, la modélisation de l'environnement urbain à l'aide des SIG et l'intégration de la simulation EM pour une planification et une gestion optimales des réseaux cellulaires.

Chapitre 2

Techniques d'intelligence artificielle pour la planification et l'optimisation des réseaux mobiles

Présentation du chapitre

Ce chapitre présente un état de l'art des approches d'optimisation appliquées aux réseaux mobiles de nouvelle génération. L'attention est portée sur les algorithmes méta-heuristiques, qui se distinguent par leur capacité à explorer efficacement de vastes espaces de solutions sans dépendre de bases de données massives. Les principales familles étudiées sont les AG, PSO, DE et l' AIS, dont les principes et applications en planification radio sont détaillés.

La présentation s'achève par une synthèse critique soulignant les avantages et limites de chaque approche, et mettant en évidence la pertinence des méta-heuristiques comme cadre privilégié pour les travaux d'optimisation de la planification des sites et des paramètres radio développés dans cette thèse.

2.1 Introduction

L'optimisation des réseaux cellulaires représente un enjeu central pour les générations 4G, 5G et, à terme, 6G. L'augmentation rapide du trafic mobile, couplée à l'ultra-densification des sites et à la diversification des services, accroît considérablement la complexité de la gestion réseau. Les terminaux mobiles deviennent de plus en plus hétérogènes, allant des smartphones aux objets connectés, chacun ayant des exigences spécifiques en termes de débit, latence et fiabilité. Dans ce contexte, les méthodes classiques d'ingénierie réseau, basées sur des règles statiques et des modèles simplifiés, se révèlent souvent insuffisantes pour garantir simultanément une couverture optimale, une capacité adaptée et une qualité de service satisfaisante.

L'IA s'est imposée comme un outil prometteur pour relever ces défis. Les algorithmes méta-heuristiques constituent une approche complémentaire particulièrement adaptée aux problèmes d'optimisation combinatoire. Des méthodes telles que les AG, PSO, DE ou l'AIS permettent d'explorer de vastes espaces de solutions sans nécessiter de bases de données massives. Leur capacité à éviter les minima locaux, à s'adapter à des contraintes variées et à fournir des solutions robustes les rend particulièrement efficaces pour la planification de sites, le réglage des antennes et l'optimisation de la couverture et de la capacité dans les réseaux mobiles.

Ce chapitre a pour objectif de présenter les principales familles d'approches basées sur l'IA et les méta-heuristiques dans le contexte des réseaux cellulaires. Il décrit les principes fondamentaux de chaque approche, illustre leurs applications concrètes aux réseaux 4G et 5G, et met en lumière leurs avantages ainsi que leurs limites. Une synthèse critique est proposée en conclusion.

2.2 Algorithmes méta-heuristiques

Contrairement aux méthodes d'apprentissage, qui s'appuient sur la disponibilité et la qualité des données [60–67], les approches méta-heuristiques se distinguent par leur capacité à traiter des espaces de recherche non convexes et fortement contraints [?, ?]. Elles sont particulièrement adaptées à des tâches d'optimisation radio telles que l'allocation de ressources, la planification des sites ou le réglage des paramètres antennaires. Leur flexibilité permet également de s'ajuster à divers scénarios sans nécessiter de réapprentissage coûteux, ce qui

en fait une alternative robuste et complémentaire aux approches d'apprentissage basées sur les données [?, ?, ?].

Avant d'examiner en détail les différentes familles de méta-heuristiques, il est pertinent de commencer par les algorithmes évolutionnaires, dont les AG constitue l'exemple le plus emblématique. Grâce à leur inspiration biologique, ces méthodes se sont imposées comme des solutions de référence pour les problèmes complexes d'optimisation radio.

2.2.1 Algorithme génétique (AG)

Inspiré des principes de la génétique et de la sélection naturelle, AG opère sur une population de solutions candidates appelées chromosomes, représentant chacun un vecteur de paramètres à optimiser (par exemple : inclinaison et azimuth des antennes, positionnement des sites, allocation de puissance).

Le AG présentée par l'algorithme 1 a démontré son efficacité dans l'optimisation conjointe de paramètres radio tels que le tilt, l'azimut et la puissance d'émission, tout en respectant des contraintes de QoS. Des travaux récents confirment son efficacité dans des scénarios 5G [16, 18, 37, 68, 69].

Algorithm 1 GA appliqué à l'optimisation radio

```
1 : Initialiser une population  $P$  de  $N$  chromosomes
2 : while critère d'arrêt non atteint do
3 :   Évaluer la fitness de chaque chromosome dans  $P$ 
4 :   Sélectionner les parents selon une méthode donnée (roulette, tournoi, élitisme...)
5 :   Appliquer le croisement avec probabilité  $p_c$ 
6 :   Appliquer la mutation avec probabilité  $p_m$ 
7 :   Former la nouvelle population  $P$ 
8 : end while
9 : Retourner le meilleur chromosome comme solution optimale
```

2.2.1.1 Codage des solutions

Le choix du codage est essentiel car il conditionne la représentation de l'espace de recherche et l'efficacité de l'algorithme :

- **Codage binaire** : il s'agit du schéma le plus classique, où chaque gène est représenté par une séquence de bits (0 ou 1). quant à lui, est souvent appliqué à des problèmes de sélection de sites candidats pour le déploiement de stations de base, où chaque bit indique la présence (1) ou l'absence (0) d'un site dans la solution [16, 18].

- **Codage réel ou entier** : est utilisé pour représenter des paramètres continus comme le tilt (angle d'inclinaison des antennes exprimé en degrés) ou l'azimut (orientation des antennes entre 0° et 359°). Ce codage permet de traiter directement des valeurs numériques discrètes. Cette approche permet de réduire les erreurs de représentation et de faciliter l'application d'opérateurs de croisement et mutation directement sur les valeurs des paramètres [37, 70].
- **Codage hybride** : certaines études combinent les deux types de codage (binaire pour les décisions de type « oui/non » et réel pour des paramètres continus) afin de traiter des problèmes multi-dimensionnels, comme l'optimisation conjointe de l'implantation des sites et du réglage des antennes [71].
- **Codage par permutation** : utilisé pour des problèmes d'ordonnancement ou de routage [71].

La Figure 2.1 illustre un exemple de représentation de chromosomes pour ces différents paramètres : inclinaison (tilts), azimuts, et positions de sites candidats.

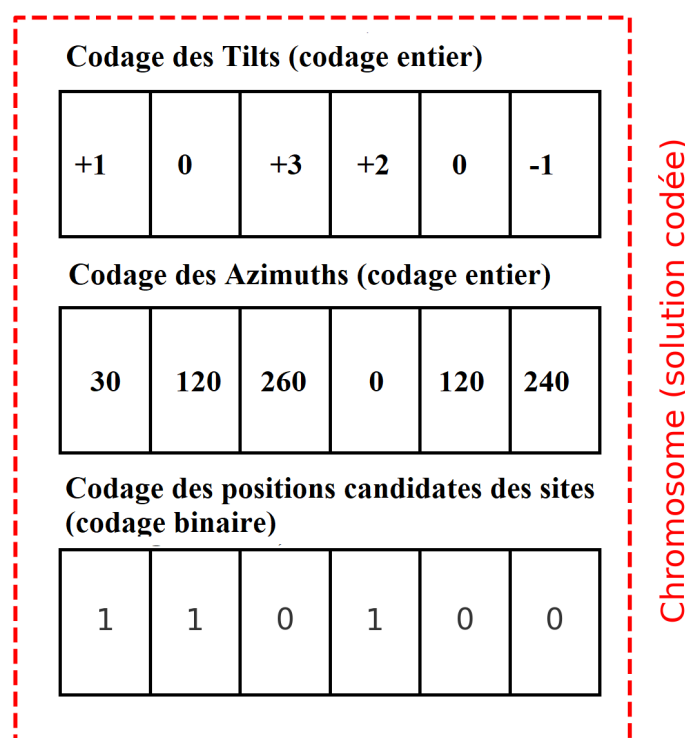


FIG. 2.1 : Exemples de codage de solutions (chromosomes) pour l'optimisation des paramètres radio : inclinaison (tilts), azimuts, et positions de sites candidats.

Il est important de souligner que ces schémas de codage ne sont pas spécifiques aux AG. Ils demeurent compatibles avec la plupart des approches méta-heuristiques, telles que

PSO, DE ou AIS, et constituent ainsi une base de représentation flexible et réutilisable pour l'optimisation des paramètres radio dans différents contextes de planification et de gestion de réseaux mobiles.

2.2.1.2 Méthodes de sélection

La sélection constitue une étape clé dans les AG, car elle détermine quels individus de la population actuelle vont contribuer à la génération suivante. L'objectif est de favoriser les solutions les plus performantes (selon leur valeur de fitness), tout en maintenant une diversité suffisante pour éviter la convergence prématurée vers un optimum local. Différentes méthodes de sélection ont été proposées dans la littérature, parmi lesquelles :

- **Roulette wheel (ou sélection proportionnelle)** : la probabilité de sélection d'un individu est proportionnelle à sa fitness. Cette méthode est intuitive et favorise fortement les solutions de qualité, mais peut souffrir de dérive génétique lorsque les différences de fitness sont trop importantes [37].
- **Sélection par tournoi** : un sous-ensemble d'individus est tiré aléatoirement dans la population, et le meilleur selon la fitness est choisi comme parent. La taille du tournoi influe directement sur l'intensité de la sélection : un tournoi plus grand favorise les meilleurs, tandis qu'un petit tournoi préserve davantage la diversité [71].
- **Sélection par rang** : les individus sont classés selon leur fitness, puis la probabilité de sélection est calculée en fonction du rang plutôt que de la valeur absolue de fitness. Cette méthode permet de contrôler la pression sélective et évite que quelques individus dominent totalement la population [71, 72].
- **Élitisme** : une proportion fixe (ou un nombre donné) des meilleurs individus est automatiquement copiée dans la nouvelle génération. Cette approche garantit que la qualité de la solution ne peut pas se dégrader au cours des générations, et elle est aujourd'hui utilisée presque systématiquement dans les variantes de GA modernes [37, 70].

Dans la pratique, ces méthodes sont souvent combinées pour tirer parti de leurs avantages respectifs. Par exemple, une sélection par tournoi associée à de l'élitisme assure à la fois une pression sélective efficace et la préservation des meilleures solutions trouvées [37, 71].

2.2.1.3 Fonctions de fitness

La fitness évalue la qualité d'une solution candidate et constitue l'élément central du processus évolutif. Elle guide la sélection des individus et oriente la recherche vers des solutions de plus en plus adaptées. Dans le contexte des réseaux cellulaires, la définition d'une fonction de fitness pertinente est essentielle car elle doit refléter les objectifs réels d'optimisation tout en tenant compte des contraintes opérationnelles.

Les fonctions de fitness couramment rencontrées dans la littérature incluent :

- **Optimisation de l'allocation fréquentielle et réduction des interférences** : dans les réseaux cellulaires, une bonne planification des fréquences est essentielle pour limiter le brouillage co-canal et adjacent, et donc améliorer indirectement la QoS et la couverture. Par exemple, l'étude de [68] propose une approche d'allocation fréquentielle optimale basée sur les algorithmes génétiques, visant à minimiser les interférences tout en respectant les contraintes de trafic et de qualité de communication dans les réseaux GSM.
- **Optimisation du déploiement des sites et maximisation de la couverture** : lors de l'introduction de la 5G, le déploiement doit souvent tenir compte de l'infrastructure 4G existante afin de réduire les coûts et accélérer la mise en service. Les travaux de [16, 18] proposent des solutions basées sur les algorithmes génétiques pour sélectionner automatiquement, à partir de données statistiques issues de l'utilisation du réseau 4G, les zones optimales pour l'implantation de nouvelles sites 5G. L'objectif est de maximiser la couverture des usagers tout en respectant les contraintes économiques et stratégiques.
- **Maximisation de la couverture sous contrainte de QoS** : plusieurs approches considèrent la couverture géographique comme fonction principale, tout en imposant des contraintes de QoS (RSRP, SINR, taux de blocage). L'étude de [37] illustre comment une fonction de fitness hybride permet de concilier couverture et robustesse.

En pratique, le choix de la fonction de fitness conditionne directement la performance du AG. Une mauvaise définition peut conduire à des solutions sous-optimales ou irréalistes. Les travaux récents montrent également l'importance d'adopter des formulations multi-objectifs pour capturer la complexité des compromis entre couverture, interférence, débit et efficacité énergétique dans les réseaux 5G et au-delà [71].

2.2.1.4 Paramètres clés des AG

Deux paramètres influencent fortement la performance du GA :

- **Taux de croisement (p_c)** : ce paramètre, généralement choisi entre 0.6 et 0.9, détermine la probabilité avec laquelle deux parents échangent une partie de leurs gènes pour produire une descendance. Un taux élevé favorise l'exploitation des bonnes solutions existantes en combinant efficacement leurs caractéristiques. Toutefois, un p_c trop proche de 1 peut conduire à une perte de diversité, tandis qu'un taux trop faible ralentit la convergence. Plusieurs travaux dans l'optimisation des réseaux cellulaires montrent que le réglage adaptatif de p_c améliore la recherche d'un compromis entre rapidité de convergence et qualité finale de la solution [37].
- **Taux de mutation (p_m)** : souvent fixé dans l'intervalle 0.01–0.1, ce paramètre permet de modifier aléatoirement certains gènes afin de maintenir la diversité génétique et d'éviter un piégeage prématuré dans des optima locaux. Un taux trop faible peut conduire à une stagnation de la population, tandis qu'un taux trop élevé transforme l'algorithme en une recherche aléatoire inefficace. Dans les applications de planification radio et d'optimisation de paramètres tels que l'azimut ou l'inclinaison des antennes, des stratégies de mutation adaptative sont souvent employées pour ajuster p_m en fonction de la diversité mesurée au cours des générations [18, 70].
- **Critères d'arrêt** : Les conditions d'arrêt les plus couramment utilisées dans les algorithmes génétiques reposent sur différents critères. La première consiste à fixer un nombre maximal de générations, après lesquelles l'algorithme s'interrompt automatiquement. Une autre approche est d'arrêter l'évolution lorsqu'aucune amélioration significative de la valeur de fitness n'est observée sur plusieurs itérations consécutives. Certains travaux définissent comme condition d'arrêt la convergence de la population, c'est-à-dire lorsque la diversité génétique devient trop faible pour espérer de nouvelles solutions pertinentes [16, 18, 37, 70].

Des approches récentes introduisent un contrôle adaptatif de ces taux en fonction de la diversité génétique observée [71, 73].

Les AG offrent une flexibilité appréciable pour modéliser différents problèmes d'optimisation radio, notamment la planification fréquentielle et le déploiement de sites. Leur capacité

d'exploration globale et leur robustesse face aux fonctions de coût complexes en font une solution robuste. Néanmoins, leur convergence peut être relativement lente et leur performance dépend fortement du choix des opérateurs de croisement et de mutation, d'où l'intérêt de comparer avec d'autres méthodes plus rapides comme le DE ou le .

2.2.2 Particle Swarm Optimization (PSO)

Initialement conçu pour optimiser des variables continues [74, 75], PSO a ensuite été adapté pour gérer des variables discrètes [75, 76].

Le PSO s'inspire du comportement collectif des essaims (oiseaux, poissons). Chaque particule représente une solution candidate, caractérisée par une position et une vitesse dans l'espace de recherche.

La mise à jour des vitesses et positions suit les équations (numérotées pour référence) :

$$v_i^{t+1} = w \cdot v_i^t + c_1 \cdot r_1 \cdot (pbest_i - x_i^t) + c_2 \cdot r_2 \cdot (gbest - x_i^t) \quad (2.1)$$

$$x_i^{t+1} = x_i^t + v_i^{t+1} \quad (2.2)$$

où :

- v_i^t est la vitesse de la particule i à l'itération t ,
- x_i^t est la position de la particule i à l'itération t ,
- $pbest_i$ est la meilleure position personnelle de la particule i ,
- $gbest$ est la meilleure position globale du groupe,
- w est le facteur d'inertie,
- c_1, c_2 sont des coefficients d'accélération,
- r_1, r_2 sont des nombres aléatoires uniformes dans $[0, 1]$.

La nouvelle position x_i^{t+1} est obtenue en ajoutant la vitesse calculée v_i^{t+1} à la position actuelle, ce qui permet d'explorer efficacement l'espace de solutions tout en exploitant l'information accumulée au fil des générations.

Le fonctionnement du peut être résumé dans l'algorithme 2. Chaque particule (solution) est initialisée aléatoirement dans l'espace de recherche, puis ses vitesses et positions sont

mises à jour à chaque itération en fonction de son expérience personnelle ($pbest$) et de la meilleure solution globale ($gbest$). Le processus se poursuit jusqu'à ce qu'un critère d'arrêt soit atteint (nombre maximal d'itérations ou convergence de la population) [77, 78].

Algorithm 2 Algorithme Particle Swarm Optimization ()

1: **Entrée** : taille de l'essaim N , nombre max d'itérations T , coefficients c_1, c_2 , facteur d'inertie w .

2: **Initialisation** : générer aléatoirement la position x_i et la vitesse v_i de chaque particule i .

3: Évaluer la fitness de chaque particule et définir $pbest_i = x_i$.

4: Déterminer la meilleure position globale $gbest$.

5: **for** $t = 1 \rightarrow T$ **do**

6: **for** chaque particule i **do**

7: Mettre à jour la vitesse :

$$v_i^{t+1} = w \cdot v_i^t + c_1 r_1 (pbest_i - x_i^t) + c_2 r_2 (gbest - x_i^t)$$

8: Mettre à jour la position :

$$x_i^{t+1} = x_i^t + v_i^{t+1}$$

9: Évaluer la fitness de x_i^{t+1} .

10: **if** $\text{fitness}(x_i^{t+1}) > \text{fitness}(pbest_i)$ **then**

11: $pbest_i \leftarrow x_i^{t+1}$

12: **end if**

13: **end for**

14: Mettre à jour $gbest$ si nécessaire.

15: **end for**

16: **Sortie** : $gbest$, la meilleure solution trouvée.

2.2.2.1 Paramètres clés du PSO

Le paramétrage du PSO est essentiel pour équilibrer exploration et exploitation de l'espace de recherche. Les principaux paramètres incluent :

- **Facteur d'inertie** (w) : généralement choisi entre 0.4 et 0.9. Il détermine dans quelle mesure la vitesse précédente influence la nouvelle vitesse de la particule, favorisant l'exploration pour des valeurs élevées et l'exploitation pour des valeurs faibles [79].
- **Coefficients d'accélération** (c_1, c_2) : souvent fixés autour de 1.5 chacun. c_1 correspond à la composante cognitive, guidant la particule vers sa meilleure position individuelle, tandis que c_2 correspond à la composante sociale, attirant la particule vers le meilleur global [79].

- **Nombres aléatoires** (r_1, r_2) : uniformes dans $[0, 1]$. Ils introduisent une part de stochasticité dans le déplacement des particules, modulant respectivement l'influence de c_1 et c_2 , et contribuant à éviter la stagnation dans des optima locaux [79].
- **Taille de la population** : le nombre de particules détermine la diversité initiale et la capacité d'exploration du PSO. Une population trop petite peut accélérer la convergence mais risque un piégeage prématuré, tandis qu'une population trop grande augmente la robustesse mais aussi le coût computationnel.
- **Nombre d'itérations** : fixe l'horizon temporel de l'algorithme. Des itérations trop peu nombreuses peuvent empêcher la convergence, alors qu'un nombre excessif entraîne une consommation inutile de ressources.

2.2.2.2 Application du à l'optimisation des paramètres radio

L'algorithme a été largement utilisé pour l'optimisation des paramètres radio dans les réseaux cellulaires, en raison de sa capacité à gérer des espaces de recherche continus ou discrets avec une bonne convergence [26, 52]. Un exemple représentatif concerne l'optimisation de tilt des antennes, généralement borné entre -4° et $+8^\circ$. Dans ce cas, le PSO est adapté pour explorer l'espace des valeurs entières possibles.

- **Position** x_i : représente une solution candidate, c'est-à-dire un vecteur des valeurs de tilt attribuées à chaque cellule de la zone considérée. Par exemple, $x_i = [0^\circ, -2^\circ, 5^\circ]$ correspond à un tilt nul pour la première cellule, -2° pour la deuxième, et 5° pour la troisième.
- **Vitesse** v_i : traduit la variation potentielle appliquée au tilt d'une antenne à l'itération suivante. Dans un codage entier, la vitesse peut être arrondie ou discrétisée afin d'indiquer le nombre de degrés de modification (par exemple $+2$ pour augmenter le tilt de 2°).
- **Meilleure position personnelle** ($pbest_i$) : correspond à la configuration de tilt qui a donné la meilleure valeur de fitness pour la particule i au cours des itérations précédentes.
- **Meilleure position globale** ($gbest$) : désigne la meilleure configuration de tilt trouvée par l'ensemble de la population. Elle joue un rôle de guide collectif permettant d'orienter les particules vers des solutions prometteuses.

- **Direction de déplacement** : reflète la tendance d'une particule à ajuster ses paramètres radio (ex. tilt) en combinant deux influences : l'expérience individuelle (*pbest*) et l'expérience collective (*gbest*).

Dans ce cadre, la fonction de fitness peut être définie selon différents critères, tels que :

- la maximisation de la couverture et de la qualité du lien radio, en se basant sur des indicateurs comme le RSRP et le SINR [37];
- la minimisation de l'interférence inter-cellule [79];
- l'optimisation du compromis entre couverture et consommation énergétique [16, 37, 79].

L'algorithme itère alors jusqu'à stabiliser les valeurs de tilt qui optimisent ces objectifs, garantissant ainsi une configuration radio adaptée aux contraintes de performance du réseau.

2.2.2.3 Extensions du PSO pour l'optimisation radio

Plusieurs extensions ont été proposées afin d'améliorer la stabilité et la convergence du :

- Le **Constriction Factor (CF)** : cette approche consiste à introduire un facteur de constriction dans la mise à jour des vitesses des particules, ce qui permet de contrôler leur amplitude de déplacement et d'assurer une convergence plus stable et rapide de l'algorithme. Hasan et al. [26] ont appliqué ce mécanisme pour améliorer la performance de l'optimisation dans le contexte des réseaux mobiles, en réduisant le risque de divergence ou d'oscillations excessives. Le load balancing, ou équilibrage de charge, et l'association cellule-utilisateur dans les réseaux hétérogènes 5G consistent à répartir de manière optimale le trafic et les utilisateurs entre les différentes cellules afin d'éviter la surcharge d'une ressource unique et d'améliorer la qualité de service, obtenant ainsi des gains notables en termes de performance réseau.
- Des approches **hybrides** combinant et techniques d'apprentissage (par exemple, AG ou DL) ont été développées pour résoudre des problèmes complexes à haute dimensionnalité. Il a été montré que l'intégration d'un mécanisme d'apprentissage peut améliorer la capacité d'un algorithme à explorer l'espace de recherche global. Bien que ces travaux ne portent pas directement sur les réseaux mobiles, ils illustrent le potentiel de l'hybridation entre méta-heuristiques et intelligence artificielle [79].

- En **planification réseau**, a été utilisé pour ajuster des paramètres radio comme le tilt ou l'azimut des antennes lorsque l'espace de recherche est modéré [80]. Une approche hybride PSO–BP–Kriging a été proposée pour améliorer la détection et l'interpolation de la couverture 5G à partir de données éparses, en utilisant le PSO pour optimiser les paramètres du réseau de neurones BP (Backpropagation Neural Network) . Cette combinaison permet une meilleure représentation des zones non mesurées et améliore la précision globale du modèle [81].

Ainsi, le PSO et ses variantes représentent des outils flexibles et efficaces pour l'optimisation de paramètres dans les réseaux cellulaires, en particulier lorsqu'il s'agit de compromis entre couverture, interférences et équilibre de charge.

PSO constitue une approche puissante pour l'optimisation radio, notamment grâce à sa rapidité de convergence et sa facilité d'implémentation. Ses variantes (par ex. CFPSO ou hybrides) offrent une meilleure stabilité et une capacité accrue à traiter des espaces de recherche complexes. Toutefois, le PSO peut être sensible aux paramètres et présenter un risque de convergence prématurée vers des optima locaux, ce qui motive son hybridation avec d'autres méthodes ou son intégration à des techniques d'apprentissage pour accroître sa robustesse.

Pour pallier ces limites, d'autres algorithmes métaheuristiques évolutionnaires, tels que DE, sont également utilisés. Ces méthodes offrent une alternative robuste pour explorer efficacement l'espace de recherche et compléter les approches basées sur le PSO.

2.2.3 Differential Evolution (DE)

DE est un algorithme évolutionnaire simple, robuste et particulièrement efficace pour l'optimisation de fonctions continues ou combinées. Il repose sur deux opérations fondamentales : mutation différentielle et recombinaison.

Pour chaque vecteur candidat x_i^t , un vecteur mutant est généré via l'équation suivante :

$$v_i^t = x_{r_1}^t + F \cdot (x_{r_2}^t - x_{r_3}^t) \quad (2.3)$$

où r_1, r_2, r_3 sont des indices distincts choisis aléatoirement dans la population, et $F \in [0, 2]$ est le facteur d'échelle contrôlant l'amplitude de la mutation. Ce vecteur v_i^t est ensuite recombinaison avec x_i^t (généralement via un taux de croisement C_r), afin de former un vecteur d'essai u_i^t . Si la fitness de u_i^t est meilleure que celle de x_i^t , alors x_i^t est remplacé par u_i^t [82].

Le fonctionnement du DE est résumé dans l'Algorithme 3, qui correspond à la version *standard* du schéma DE/rand/1/bin. Ce schéma est le plus utilisé en pratique car il combine une bonne capacité d'exploration avec une simplicité de mise en œuvre. Néanmoins, de nombreuses variantes du DE ont été proposées dans la littérature, par exemple l'introduction de facteurs adaptatifs (F , CR), des stratégies de mutation alternatives (DE/best/1, DE/rand/2), ou encore des hybrides avec d'autres méta-heuristiques, afin d'améliorer la convergence ou d'éviter le piègeage dans des optima locaux [83–86].

Algorithm 3 Algorithme standard de DE

```

1 : Initialiser une population  $P^0 = \{x_1^0, x_2^0, \dots, x_N^0\}$ 
2 : for  $t = 0$  à  $G_{max}$  do
3 :   for chaque individu  $x_i^t$  do
4 :     Sélectionner aléatoirement trois indices distincts  $r_1, r_2, r_3 \neq i$ 
5 :     Générer un vecteur mutant :

```

$$v_i^t = x_{r_1}^t + F \cdot (x_{r_2}^t - x_{r_3}^t)$$

```

6 :     Effectuer la recombinaison entre  $v_i^t$  et  $x_i^t$  pour obtenir  $u_i^t$ 
7 :     if  $f(u_i^t) < f(x_i^t)$  then
8 :        $x_i^{t+1} \leftarrow u_i^t$ 
9 :     else
10 :       $x_i^{t+1} \leftarrow x_i^t$ 
11 :    end if
12 :  end for
13 : end for
14 : return meilleure solution  $x^*$ 

```

Remarque : G_{max} désigne le nombre maximal de générations (ou itérations). L'algorithme peut également s'arrêter plus tôt en cas de convergence ou d'absence d'amélioration significative.

2.2.3.1 Paramètres clés pour DE

Le paramétrage de la DE est crucial pour assurer un bon compromis entre exploration et exploitation de l'espace de recherche. Les principaux paramètres incluent :

- **Taille de la population (N)** : correspond au nombre de vecteurs candidats dans la population. Une population plus grande augmente la capacité d'exploration mais entraîne un coût computationnel plus élevé, tandis qu'une population trop petite peut limiter la diversité et favoriser le piègeage dans des optima locaux [83].

- **Facteur de mutation (F)** : généralement choisi entre 0.4 et 1.0. Il contrôle l'amplitude des mutations et influence la capacité de l'algorithme à explorer l'espace de recherche. Des valeurs plus élevées favorisent l'exploration, tandis que des valeurs plus faibles favorisent l'exploitation [83].
- **Taux de recombinaison (CR)** : souvent compris entre 0.7 et 0.9. Il détermine la probabilité que les éléments du vecteur mutant remplacent ceux du vecteur cible lors de la recombinaison, modulant la diversité et la convergence de l'algorithme [83].
- **Nombre de générations (G_{max})** : fixe le nombre maximal d'itérations. Des valeurs trop faibles peuvent empêcher l'algorithme de converger, tandis que des valeurs trop élevées augmentent le temps de calcul sans gain significatif [82].
- **Stratégie de mutation** : différentes variantes existent (par exemple, DE/rand/1/bin, DE/best/2/bin), et le choix de la stratégie influence la manière dont les vecteurs mutants sont générés et la convergence globale de l'algorithme [82].

2.2.3.2 Applications récentes dans les réseaux cellulaires

Le DE est largement employé pour optimiser conjointement divers paramètres radio grâce à sa capacité à converger rapidement et sa robustesse, même dans des espaces de recherche de grande dimension [85].

Des applications concrètes en réseaux cellulaires incluent :

- Planification radio pour les réseaux 5G : une version contrainte de DE (constrained DE/best/1/bin) a été appliquée pour optimiser simultanément le coût de déploiement, l'efficacité énergétique et la couverture dans la planification de micro-stations de base, avec des résultats très satisfaisants [84].
- Optimisation de faisceaux en MIMO 5G indoor : Une approche DE adaptative (self-adaptive DE, jDE) a été proposée pour résoudre le problème NP-hard de distribution multi-faisceaux (MBA) dans un contexte de réseaux 5G massifs, avec des taux de couverture atteignant 85 % et une gestion efficace du diamètre des faisceaux [85].
- Conception de réseaux d'antennes super-directives : DE a été utilisé pour optimiser une antenne linéaire super-directive (à 4 éléments), en maximisant le gain effectif tout en limitant les désadaptations nécessaires, ce qui convient notamment pour des environnements MIMO denses [87].

- Optimisation multi-objectif améliorée : Des variantes modernes du DE, telles que le Reconstructed Differential Evolution (RDE), combinent plusieurs stratégies avancées pour résoudre efficacement des problèmes d'optimisation à contrainte unique dans des environnements complexes, avec une performance démontrée sur les benchmarks IEEE CEC 2024 [88].

En complément, plusieurs autres travaux de la littérature démontrent l'efficacité du DE et de ses variantes pour l'optimisation de paramètres radio spécifiques. On retrouve notamment l'ajustement dynamique de tilt et de l'azimut des antennes, la planification optimale des sites de stations de base, ainsi que l'allocation et la planification de fréquences. Ces applications confirment que le DE constitue une approche robuste et flexible pour adresser les problèmes d'optimisation complexes rencontrés dans les réseaux cellulaires de nouvelle génération [80, 82].

DE s'impose comme une méta-heuristique efficace pour l'optimisation radio grâce à sa simplicité et sa rapidité de convergence, même dans des espaces de recherche continus et de grande dimension. Elle a prouvé son efficacité pour la planification de sites, l'optimisation d'antennes et la gestion multi-objectif. Toutefois, la qualité des résultats peut se dégrader face à des contraintes trop complexes ou à des problèmes hautement non convexes, ce qui motive l'exploration d'approches complémentaires telles que l'AIS.

2.2.4 Artificial Immune System (AIS)

L'AIS est inspiré du système immunitaire biologique, qui repose sur des mécanismes d'adaptation, de reconnaissance et de mémoire. Dans le domaine de l'optimisation, l'idée centrale est de représenter les solutions candidates par des anticorps et les contraintes ou objectifs par des *antigènes*. Le processus de recherche consiste à améliorer la capacité des anticorps à reconnaître les antigènes, ce qui se traduit par l'optimisation de la fonction objectif.

Le principe de base de l'AIS repose sur le cycle **clonage–mutation–sélection** :

- **Clonage** : les solutions (anticorps) ayant une meilleure affinité (fitness plus élevée) sont sélectionnées pour produire un nombre de clones proportionnel à leur qualité.
- **Mutation** : les clones subissent des mutations inversement proportionnelles à leur affinité, suivant le même principe que celui des des AG. Les meilleures solutions sont donc

faiblement modifiées (exploitation), tandis que les moins bonnes sont plus diversifiées (exploration).

- **Introduction de nouveaux anticorps** : Pour maintenir la diversité de la population et éviter la stagnation, de nouveaux anticorps sont réintroduits aléatoirement à chaque itération, apportant de nouvelles caractéristiques et favorisant l'exploration de l'espace de recherche.
- **Sélection** : les clones mutés sont évalués et seuls les meilleurs sont conservés pour former la nouvelle population, assurant un apprentissage progressif.

L'algorithme standard d'AIS, appelé *Clonal Selection Algorithm (CLONALG)*, peut être formulé comme suit :

Algorithm 4 Algorithme de sélection clonale (CLONALG)

```

1 : Initialiser une population  $P^0$  d'anticorps (solutions candidates)
2 : for  $t = 0$  à  $T - 1$  do
3 :   Évaluer l'affinité de chaque anticorps  $x_i^t$  (valeur de fitness)
4 :   Sélectionner les  $n_{best}$  meilleurs anticorps
5 :   Pour chaque anticorps sélectionné :
       • Générer  $n_{clone}$  clones proportionnels à sa qualité
       • Appliquer une mutation inversement proportionnelle à l'affinité
6 :   Évaluer les clones et insérer les meilleurs dans la population
7 :   Réintroduire aléatoirement  $n_{new}$  nouveaux anticorps (diversité)
8 :   Former la nouvelle population  $P^{t+1}$ 
9 : end for
10 : return meilleure solution  $x^*$ 

```

2.2.4.1 Paramètres couramment utilisés dans les algorithmes AIS

L'efficacité d'un algorithme basé sur les systèmes immunitaires artificiels dépend largement du réglage de ses paramètres principaux. Les paramètres les plus souvent cités dans la littérature incluent :

- **Taille de la population N** : détermine la diversité initiale des anticorps. Une petite population (inférieure à 10 individus) peut accélérer la convergence mais risque un piégeage prématuré dans des optima locaux. Une population plus grande (plus de 50 individus) augmente la capacité d'exploration mais accroît le coût computationnel [89].
- **Nombre de générations T** : fixe l'horizon d'évolution de l'algorithme. Des valeurs comprises entre 50 et 500 sont souvent utilisées, selon la difficulté du problème et le

compromis entre temps de calcul et qualité de la solution. Un nombre trop faible empêche la convergence, tandis qu'un nombre trop élevé entraîne un coût computationnel inutile [90].

- **Nombre de solutions sélectionnées** n_{best} : pour le clonage, seules 10 à 30 % des meilleures solutions sont généralement retenues. Ce mécanisme concentre l'effort d'exploration sur les régions prometteuses tout en conservant une diversité suffisante [91, 92].
- **Nombre de clones par solution** n_{clone} : souvent proportionnel au rang ou à l'affinité de l'anticorps sélectionné. Une formule couramment utilisée est $n_{clone} = \alpha \cdot N$, avec α compris entre 1 et 5, ce qui favorise l'exploitation des zones déjà identifiées comme pertinentes [92].
- **Taux de mutation** : paramètre adaptatif important. Les anticorps de haute affinité subissent peu de mutations (exploitation), tandis que les anticorps médiocres subissent des mutations plus fortes (exploration). Ce mécanisme renforce la complémentarité exploration/exploitation [89, 90].
- **Réinsertion aléatoire** n_{new} : permet de maintenir la diversité génétique. À chaque génération, de nouveaux individus sont introduits aléatoirement dans la population, ce qui évite l'appauvrissement de la population et le piégeage prématuré dans des minima locaux [89].

Le paramétrage d'un AIS repose sur un équilibre délicat : une taille de population et un nombre de générations suffisants pour garantir la convergence, un mécanisme de clonage et de mutation assurant la synergie entre exploitation locale et exploration globale, et enfin une stratégie de réinsertion maintenant la diversité au fil du temps. Concrètement, l'exploration est assurée par les mutations fortes appliquées aux solutions médiocres et par l'introduction régulière de nouveaux individus, tandis que l'exploitation est renforcée par le clonage des meilleures solutions associé à de faibles mutations, ce qui affine la recherche dans le voisinage des optima déjà identifiés.

2.2.4.2 Extensions et combinaisons des AIS

Dans la littérature, l'AIS est souvent combiné avec d'autres méthodes d'optimisation :

- **AIS-AG** : Combinaison avec les opérateurs de croisement des algorithmes génétiques pour améliorer la diversité; par exemple, le framework X3PAIS combine AIS et AG pour l'atténuation des pertes d'énergie [93].
- **SAIS** (Symbiotic AIS) : Une variante bio-inspirée récente basée sur un paradigme symbiotique, efficace pour gérer les grandes tailles de population avec de meilleures performances sur 26 fonctions de benchmark [94].
- **Amélioration des hypermutations** : des opérateurs de mutation rapide avec arrêt à la première mutation constructive ont été proposés pour améliorer à la fois l'exploration et l'exploitation, avec des gains de performance prouvés sur des problèmes combinatoires classiques [95].

Une revue systématique de la littérature montre l'application généralisée des AIS pour la résolution de problèmes variés, notamment en classification, clustering et optimisation [96]

2.2.4.3 Applications récentes de l'AIS dans l'optimisation radio

Les AIS se révèlent particulièrement adaptés aux problèmes complexes d'optimisation rencontrés dans les réseaux sans fil actuels (4G/5G). Leur structure permettant d'allier exploration et exploitation en fait une solution prometteuse pour les tâches critiques de gestion des ressources radio.

Parmi les usages récents documentés dans la littérature scientifique, on distingue :

- **Optimisation de la planification des sites 5G** : Une étude comparative a montré que l'AIS surpasse les AG en matière de performance, permettant une meilleure optimisation de la couverture et de la qualité du déploiement des stations de base 5G [16].
- **Gestion des interférences et allocation dynamique des ressources en réseaux cognitifs** : Des approches AIS démontrent des gains significatifs en efficacité spectrale et en consommation énergétique dans les réseaux cognitifs modernes [97].
- **Optimisation de la QoS dans les réseaux 5G/6G via des méthodes bio-inspirées** : L'adaptation en temps réel des paramètres radio (puissance, ajustement d'antennes, etc.) via des stratégies de type AIS améliore la couverture et la QoS en environnement urbain dense [98].

- **Planification de lecteurs RFID dans les environnements multilecteurs** : Le modèle GDMRSOAAIS (Geometric Distribution-based Multiple-reader Scheduling Optimization Algorithm using AIS) permet une allocation équitable des plages temporelles et des canaux, améliorant la couverture et réduisant les interférences [99].

Ces avancées confirment l'efficacité des AIS appliqués à l'optimisation radio, notamment lorsqu'ils sont combinés avec d'autres méthodologies évolutives ou hybrides (AG, DE, PSO). Les AIS se distinguent par leur capacité à maintenir un équilibre entre exploration et exploitation, grâce au mécanisme de clonage et de mutation adaptative. Ils se révèlent particulièrement adaptés à la planification et à la gestion dynamique des ressources dans les réseaux cellulaires. Cependant, leur performance reste sensible au réglage des paramètres, ce qui justifie la comparaison avec d'autres approches comme le PSO afin d'évaluer rapidité de convergence et simplicité de mise en œuvre.

Afin de comparer les apports respectifs des différentes méta-heuristiques dans l'optimisation radio, le Tableau 2.1 synthétise les principaux travaux récents portant sur les AG, PSO, DE et AIS. On y retrouve les applications majeures telles que la planification des sites 5G, l'optimisation de la couverture, la gestion des interférences ou encore l'allocation dynamique des ressources. Chaque approche met en évidence des avantages spécifiques : par exemple, les AG s'avèrent performants pour l'allocation fréquentielle et la planification de sites, le PSO permet une convergence rapide pour l'équilibrage de charge et la modélisation de couverture, tandis que le DE démontre une robustesse accrue pour des problèmes multi-objectifs complexes. Enfin, l'AIS se distingue par sa capacité à maintenir la diversité des solutions, avec des résultats supérieurs aux AG dans certaines applications comme la planification des sites 5G.

TAB. 2.1 : Synthèse des travaux utilisant les méta-heuristiques pour l'optimisation des réseaux mobiles

Application	Approche méta-heuristique	Gains ou objectifs	Réfs
Allocation fréquentielle et réduction des interférences	Algorithmes génétiques (AG)	Minimisation du brouillage co-canal et adjacent, amélioration de la QoS et couverture	[68]
Déploiement et planification des sites 5G	AG pour sélection automatique des emplacements optimaux	Maximisation de la couverture et prise en compte des contraintes économiques	[16,18]
Association cellule-utilisateur et <i>load balancing</i>	Constriction Factor PSO (CFPSO)	Meilleure stabilité de convergence et gains en performance réseau hétérogène 5G	[26]
Planification réseau et couverture 5G	PSO hybride (PSO-BP-Kriging)	Détection et interpolation des zones non mesurées, meilleure précision des cartes de couverture	[81]
Planification radio en 5G	Constrained DE/best/1/bin	Optimisation conjointe du coût, efficacité énergétique et couverture micro-cellules	[84]
Optimisation de faisceaux MIMO 5G indoor	Self-adaptive DE (jDE)	Couverture $\approx 85\%$, gestion efficace du diamètre des faisceaux	[85]
Conception d'antennes super-directives	DE	Maximisation du gain effectif tout en limitant le désaccord d'adaptation	[87]
Planification des sites 5G	AIS vs AG (comparatif)	AIS surpasse AG en couverture et qualité de déploiement des stations 5G	[16]
Allocation dynamique dans réseaux cognitifs	AIS	Gains en efficacité spectrale et réduction de la consommation énergétique	[97]
Optimisation de la QoS en réseaux 5G/6G	AIS	Amélioration de la couverture et de la QoS via adaptation dynamique des paramètres radio	[98]
Planification RFID multi-lecteurs	GD-MRSOA-AIS	Réduction des interférences et allocation équitable des ressources	[99]

2.3 Conclusion

L'examen des différentes approches d'intelligence artificielle appliquées à l'optimisation des réseaux cellulaires met en évidence une évolution claire des méthodes. Les techniques d'apprentissage supervisé et non supervisé se révèlent efficaces pour l'analyse des données massives issues des réseaux, permettant par exemple la classification, la prédiction de la couverture ou la détection d'anomalies. Toutefois, leur dépendance à la disponibilité et à la qualité des jeux de données, ainsi que leur faible capacité d'adaptation en temps réel, limitent leur applicabilité directe dans des environnements radio très dynamiques.

Les approches d'apprentissage par renforcement offrent, quant à elles, une réponse intéressante pour les scénarios où la prise de décision adaptative et séquentielle est primordiale. Elles permettent aux agents d'apprendre en interaction avec l'environnement, ouvrant la voie à des solutions prometteuses pour l'allocation de ressources, le handover ou encore l'optimisation de la QoS dans des environnements 5G/6G. Néanmoins, leur coût computationnel élevé et les défis liés à la convergence freinent encore leur adoption à grande échelle.

Les méta-heuristiques (AG, PSO, DE, AIS, etc.) constituent une alternative robuste et flexible, particulièrement adaptée aux problèmes d'optimisation multi-objectif rencontrés dans la planification et le paramétrage radio. Contrairement aux méthodes purement data-driven, elles ne nécessitent pas de grands ensembles de données d'entraînement et peuvent traiter efficacement des espaces de recherche complexes et non convexes. Leur capacité à intégrer plusieurs contraintes pratiques (coût, couverture, interférence, QoS) en fait un outil particulièrement pertinent pour la conception et l'optimisation des réseaux cellulaires de nouvelle génération.

Ainsi, chaque famille de méthodes présente des atouts et des limites : les approches d'apprentissage exploitent la richesse des données, tandis que les méta-heuristiques apportent flexibilité et efficacité pour l'optimisation de problèmes combinatoires. C'est dans cette complémentarité que s'inscrit la présente thèse, qui s'appuie principalement sur les méta-heuristiques afin d'explorer de nouvelles stratégies d'optimisation des paramètres radio, tout en reconnaissant l'apport potentiel d'une intégration future avec des approches d'apprentissage automatique.

Chapitre 3

Méthodes d'optimisation

MétaOpt-EM&SIG pour les réseaux cellulaires

Présentation du chapitre

Dans ce chapitre, nous détaillons notre approche MétaOpt-EM&SIG, qui constitue l'élément central de ce travail. Nous présentons son principe de fonctionnement, ses spécificités, ainsi que les avantages qu'elle apporte en matière d'optimisation de paramètres radio des sites, tels que les tilts, les azimuts, ainsi que la planification de sites 5G., nous développons les différentes étapes de la démarche proposée, depuis la modélisation du problème jusqu'aux choix méthodologiques retenus, en passant par la description des outils et techniques utilisés. L'accent est mis sur la justification des choix effectués et sur la pertinence de la méthode par rapport aux limites des approches classiques.

Ce chapitre s'attache également à expliquer les hypothèses considérées, les paramètres utilisés et la manière dont ils influencent le processus d'optimisation. Des schémas et exemples illustratifs viennent renforcer la clarté des explications, afin de rendre la présentation plus accessible et compréhensible. Enfin, nous mettons en évidence les apports spécifiques de l'approche MétaOpt-EM&SIG et préparons le terrain pour les résultats expérimentaux qui seront présentés dans le chapitre suivant. Ainsi, ce chapitre constitue à la fois une base théorique et une description méthodologique indispensable pour situer notre contribution dans un cadre scientifique rigoureux.

3.1 Introduction

L'essor fulgurant du trafic mobile, couplé à la diversification des applications nécessitant des garanties strictes en matière de qualité de QoS, impose aux opérateurs des défis sans précédent pour assurer une connectivité fiable et performante dans les milieux urbains. L'émergence de nouveaux usages intensifs, tels que le streaming vidéo, l'IOT ou les applications temps réel, s'accompagne d'une augmentation significative de la densité des réseaux cellulaires et de la complexité des environnements radio, marqués par la variabilité du trafic, l'hétérogénéité des obstacles bâtis et la cohabitation de multiples technologies d'accès.

Dans ce contexte, l'optimisation des réseaux mobiles ne se limite plus à garantir une simple couverture, mais consiste désormais à concilier l'extension du service, l'amélioration de la qualité du signal et de la robustesse des liens radio, ainsi qu'une efficacité spectrale et énergétique accrue. Ces exigences sont d'autant plus pressantes que la saturation des ressources spectrales et l'accroissement de la demande en débits élevés imposent une gestion fine et évolutive du réseau.

Or, les approches traditionnelles d'optimisation radio, reposant sur le réglage empirique des paramètres physiques des antennes (tilt, azimuth, hauteur etc), sur les campagnes de mesures de drive tests et sur des modèles déterministes ou empiriques calibrés à partir de données locales, montrent aujourd'hui leurs limites. Ces méthodes, bien qu'efficaces dans certains contextes, sont grevées par des coûts humains et matériels importants, une dépendance forte à la qualité et à l'actualité des données d'entrée, une faible réactivité face à l'évolution rapide des usages et une couverture spatiale limitée. Dans les environnements urbains denses et hétérogènes, il devient de plus en plus difficile de maintenir des réglages optimaux et durables, d'autant que la dynamique du trafic et la complexité topographique imposent une adaptation continue.

Pour répondre à ces défis, ce travail propose une approche novatrice et intégrée d'optimisation hybride. Elle combine l'optimisation conjointe des paramètres physiques d'antennes (tilt et azimuth), la planification optimale de nouveaux sites 5G en tenant compte du contexte radio et topographique, l'exploitation d'algorithmes méta-heuristiques avancés pour explorer efficacement l'espace des solutions, la modélisation précise de la propagation électromagnétique en milieu urbain, ainsi que la gestion et la visualisation géospatiale des données à travers des SIG. Cette démarche vise à améliorer simultanément le RSRP, et le SINR, tout en réduisant la dépendance aux campagnes de mesures traditionnelles et en favorisant une adaptation

réaliste à la complexité urbaine.

Cette méthodologie s'inscrit dans une perspective de gestion intelligente et automatisée des réseaux mobiles de nouvelle génération, permettant de répondre efficacement aux attentes croissantes en matière de QoS, d'agilité opérationnelle et d'optimisation des ressources.

Face à ces enjeux, la structuration du présent chapitre vise à exposer, de manière progressive et détaillée, les fondements, l'originalité et la mise en œuvre de la méthodologie proposée. À cette fin, le chapitre s'articule autour de cinq sections complémentaires, offrant une vue cohérente et progressive de la démarche. La section ?? détaille la méthodologie hybride MétaOpt-EM&SIG, fondée sur la synergie entre algorithmes méta-heuristiques, simulation EM de haute fidélité et exploitation des SIG. La section 3.2.2 est consacrée à la fonction de fitness composite développée, qui combine explicitement les indicateurs RSRP et SINR afin d'optimiser simultanément le RSRP et le SINR. La section 3.2.1 précise l'algorithme général de sélection du type d'optimisation ainsi que l'architecture logicielle assurant la communication entre les modules de la plateforme MétaOpt-EM&SIG. La section suivante expose les différents scénarios d'optimisation qui seront étudiés dans les chapitres 4 et 5, en détaillant les axes d'analyse et les enjeux pratiques de chaque cas d'usage. Enfin, une conclusion récapitule les apports méthodologiques du chapitre et prépare la transition vers les études expérimentales et applicatives qui feront l'objet des développements ultérieurs du manuscrit.

3.2 Méthodologie : approche hybride MétaOpt-EM&SIG

La méthode développée repose sur un cadre hybride associant plusieurs briques technologiques complémentaires. Tout d'abord, le cœur du moteur d'optimisation est constitué d'algorithmes méta-heuristiques avancés : DE, AIS et PSO. Le choix de ces trois algorithmes n'est pas arbitraire : il découle d'une analyse bibliographique approfondie, présentée au chapitre 2, qui met en évidence leur efficacité reconnue dans la résolution de problèmes complexes d'optimisation radio et de planification de réseaux cellulaires. Ces méthodes se distinguent par leur capacité à explorer efficacement des espaces de recherche de grande dimension, à s'adapter à des critères multi-objectifs (tels que la couverture, la qualité de service ou la robustesse du lien), et à éviter les pièges des optima locaux, là où les approches classiques montrent leurs limites.

À ces moteurs d'optimisation s'ajoutent : (i) un simulateur EM haute fidélité, utilisé pour

modéliser précisément la propagation des ondes dans des environnements urbains complexes et prendre en compte l'influence des obstacles bâtis, et (ii) un SIG, garantissant la cohérence spatiale et permettant la gestion fine des données topographiques, environnementales et urbaines tout au long du processus d'optimisation.

Ce triptyque méthodologique permet d'optimiser à la fois les paramètres des antennes existantes et le positionnement des nouveaux sites 5G, tout en prenant en compte les contraintes physiques, les interactions urbaines et les métriques radio (RSRP, SINR, etc.). La qualité des données exploitées est un atout majeur de la démarche proposée. En particulier, le système s'appuie sur une base géographique complète, intégrée au SIG, qui contient le Modèle Numérique d'Élévation (MNE), la cartographie détaillée des bâtiments, la nature des matériaux, la végétation ainsi que l'ensemble des éléments influençant la propagation des ondes. Cette base assure une modélisation urbaine fidèle, indispensable à la simulation électromagnétique haute fidélité.

À cela s'ajoute une base d'audit radio réelle, constituée à partir des relevés du réseau de l'opérateur ATM MOBILIS, qui confère à la méthodologie une valeur ajoutée significative. Cette base d'audit recense, pour chaque site étudié, les coordonnées GPS, la hauteur, l'ensemble des réglages initiaux tels que le tilt, l'azimut ou la puissance, mais aussi les plages d'ajustement permises selon l'ingénierie opérateur. L'originalité de notre contribution réside dans l'utilisation de ces données opérateur authentiques, issues de campagnes d'audit terrain, qui traduisent fidèlement la réalité du déploiement et des contraintes techniques propres au réseau Mobilis sur la zone d'étude. Grâce à ce niveau de détail et de réalisme, la calibration du simulateur EM&SIG est plus précise, et la validation des performances optimisées s'effectue dans des conditions strictement représentatives de l'exploitation industrielle.

L'intégration de cette base d'audit opérateur, rarement disponible dans la littérature, donne à notre approche une portée opérationnelle inédite, tout en garantissant la transférabilité des solutions vers les pratiques industrielles et leur adoption rapide par les équipes techniques du réseau Mobilis.

L'architecture globale du système, présentée Figure 3.1, s'appuie sur une boucle de rétroaction itérative, où chaque solution candidate générée par la partie MétaOpt est évaluée par la partie (EM&SIG), scorée selon des indicateurs radio, puis réinjectée dans le processus d'optimisation jusqu'à convergence. L'ensemble du processus est piloté et visualisé dans le SIG, ce qui permet une supervision analytique et une intégration aisée des résultats pour l'opérateur.

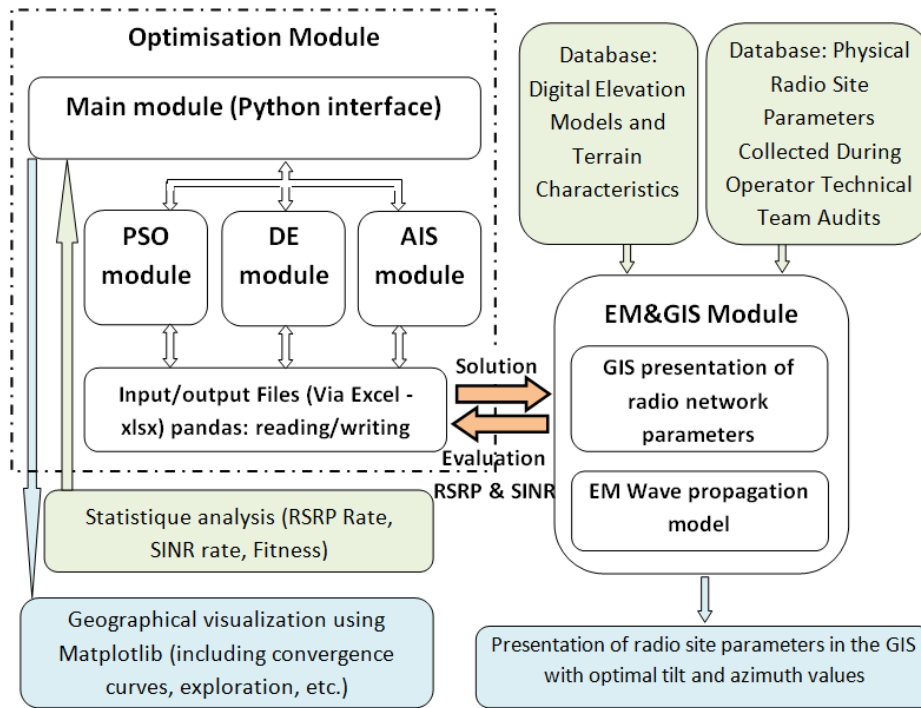


FIG. 3.1 : Méthode proposée : approche hybride méta-heuristiques-EM&SIG

Par ailleurs, un module de statistiques et de visualisation de courbes complète le dispositif : les fichiers d'entrée et de sortie, généralement au format Excel, sont traités grâce à la bibliothèque Python pandas pour une gestion efficace des données, tandis que la bibliothèque matplotlib est utilisée pour générer des courbes de convergence, et diverses représentations graphiques adaptées à l'analyse des résultats issus des différents algorithmes (PSO, DE et AIS). Afin de garantir la cohérence, la traçabilité et l'efficacité de l'ensemble du processus d'optimisation, il est essentiel de formaliser précisément la manière dont les différents modules de la plateforme interagissent et comment les divers scénarios d'optimisation sont gérés. Cette structuration méthodologique assure non seulement une adaptation dynamique aux besoins opérationnels (réglage fin ou extension du réseau), mais facilite également l'intégration des données, le contrôle du workflow et la reproductibilité des résultats. C'est dans cette optique qu'est introduit un algorithme général, détaillant les étapes clés de sélection du mode d'optimisation, de préparation des données, d'exécution des boucles d'optimisation et de validation des solutions. Ce cadre algorithmique constitue le socle de la communication inter-modules, garantissant une orchestration fluide et transparente entre l'intelligence artificielle, la simulation électromagnétique et la gestion géospatiale des données.

3.2.1 Algorithme de sélection du type d'optimisation et communication inter-modules

Notre méthode s'articule autour de deux grands types d'optimisation :

- **1) Optimisation des paramètres antenne (tilt et/ou azimuth) :** Ajustement des inclinaisons et orientations des antennes existantes pour optimiser couverture et qualité de service sans création de nouveaux sites.
- **2) Optimisation du déploiement de nouveaux sites 5G (position GPS) :** Planification stratégique des emplacements pour étendre/densifier le réseau dans les zones mal couvertes, selon les contraintes urbaines, topographiques et de capacité.

La plateforme hybride permet de sélectionner dynamiquement le mode d'optimisation selon la problématique à résoudre (réglage fin vs extension du réseau). L'architecture logicielle repose sur trois modules principaux :

- **MétaOpt (méta-heuristique) :** génère des solutions candidates selon le mode choisi, pilote l'optimisation évolutive.
- **EM :** simule la propagation et calcule le RSRP et le SINR pour chaque solution.
- **SIG :** assemble les couches géographiques, prépare les entrées et visualise les résultats.

L'architecture globale de la plateforme s'articule autour des étapes suivantes, assurant à la fois flexibilité et traçabilité du processus :

1. **Sélection du mode d'optimisation** via l'interface utilisateur
2. **Préparation et intégration des données** (SIG, terrain, équipements)
3. **Boucle d'optimisation** comprenant la génération, la simulation, l'évaluation et la sélection des solutions candidates
4. **Export et validation de la solution optimale**

Pour formaliser l'enchaînement des opérations et assurer une compréhension précise du processus d'optimisation, l'algorithme général de sélection et d'optimisation hybride MétaOpt-EM&SIG est présenté ci-dessous. Il explicite les différentes étapes, depuis le choix du type d'optimisation par l'utilisateur jusqu'à la validation de la solution optimale, en passant par

l'intégration des données, la génération et l'évaluation des solutions candidates ainsi que la communication entre modules. Cette représentation algorithmique garantit la reproductibilité et la clarté de la méthode proposée.

Algorithm 5 Algorithme de sélection et d'optimisation hybride AI-EM-SIG

```

1: Entrée : Données réseau, données géospatiales, modes d'optimisation disponibles
2: Sortie : Configuration optimale (tilt, azimut) ou positions optimales de nouveaux sites 5G

3: // Étape 1 : Sélection du type d'optimisation
4: L'utilisateur choisit le mode :
    a) Optimisation des tilts et azimuts des antennes existantes
    b) Optimisation de la position de nouveaux sites 5G
5: // Étape 2 : Préparation des données
6: Importer les paramètres physiques et géographiques nécessaires selon le mode sélectionné
7: // Étape 3 : Boucle d'optimisation
8: while critère d'arrêt non atteint do
9:   Générer une solution candidate  $i$  avec le module AI
10:  if mode = tilt/azimut then
11:    Appliquer la configuration (tilt, azimut) à chaque site
12:  else if mode = position de site then
13:    Proposer une nouvelle position GPS pour un site 5G
14:  end if
15:  SIG assemble les couches géographiques pour la solution  $i$ 
16:  EM simule la propagation et calcule  $RSRP(i)$  et  $SINR(i)$ 
17:  Calculer la fonction de fitness  $f(i) = RSRP(i) \times SINR(i)$ 
18:  Retourner  $f(i)$  au module AI (pour évolution, sélection, etc.)
19: end while
20: // Étape 4 : Sélection et validation
21: Exporter la solution optimale vers l'équipe radio
22: Procéder à la validation terrain si nécessaire

```

Une fois le cadre général de sélection des modes d'optimisation et la coordination inter-modules bien établi, il convient de s'intéresser au critère fondamental qui oriente la recherche de solutions optimales. La section suivante présente ainsi la fonction de fitness composite développée dans ce travail, conçue pour garantir un compromis robuste entre couverture radio et qualité du lien, et sur laquelle reposent l'évaluation et la comparaison des différentes configurations proposées par les algorithmes d'optimisation.

3.2.2 Fonction de fitness composite : équilibre entre couverture et qualité du lien

L'axe central de l'optimisation des réseaux cellulaires nouvelle génération réside dans la formulation d'une fonction de fitness pertinente, capable de guider efficacement la recherche de solutions vers un compromis optimal entre couverture du réseau et qualité de service. Les deux indicateurs de performance (KPI) les plus couramment utilisés à cette fin sont le RSRP et le SINR. Comme détaillé dans le chapitre 1, le RSRP quantifie la capacité du réseau à assurer une couverture suffisante pour l'ensemble des utilisateurs, tandis que le SINR reflète la robustesse des communications face aux interférences et la capacité à garantir une expérience utilisateur de qualité.

3.2.2.1 Bilan de l'état de l'art sur les fonctions objectives

L'étude de la littérature récente révèle une grande diversité dans le choix des KPI et dans la manière de les intégrer à la fonction objective. On distingue principalement :

. **Fonctions basées sur la couverture RSRP** : Certaines approches, notamment détaillées dans [37, 100], se concentrent sur le RSRP, en maximisant soit la surface couverte au-dessus d'un certain seuil, soit l'exactitude de la classification des classes de couverture via des techniques d'apprentissage automatique fédéré. Cela garantit une couverture large, mais sans contrôle direct sur la qualité de signal.

. **Fonctions basées sur la qualité du lien (SINR)** : D'autres travaux [101–103], choisissent de maximiser la fraction de la zone où le SINR dépasse un certain seuil, ou la moyenne du SINR utilisateur, ou encore la capacité de somme du réseau (sum-rate), qui dépend du SINR de chaque utilisateur. L'intérêt est d'optimiser directement la robustesse et l'efficacité spectrale du réseau, mais avec un risque de réduire la couverture spatiale effective.

. **Fonctions composites et multi-KPI** : Des recherches plus récentes cherchent à équilibrer explicitement plusieurs objectifs. Certaines formulent des fonctions multi-objectifs intégrant le RSRP, le débit, le délai ou le nombre de handovers [104]. D'autres, comme dans [105], utilisent des pondérations ou des fonctions sigmoïdes pour minimiser simultanément la sous-couverture et la sur-couverture, parfois avec prise en compte implicite du SINR. Plus précisément, la sous-couverture désigne l'ensemble des zones où le signal reçu par les utilisateurs est insuffisant pour garantir une connexion fiable : cela correspond aux secteurs où le RSRP, ou parfois le SINR, reste inférieur à un seuil minimal prédéfini, ce qui

entraîne des coupures de service, une qualité dégradée, voire l'impossibilité d'accéder au réseau. À l'inverse, la sur-couverture caractérise les situations où plusieurs cellules assurent une couverture excessive sur une même zone, ce qui peut provoquer un chevauchement trop important des signaux, générer des interférences inter-cellulaires, et compliquer la gestion des handovers. Cette situation nuit alors à l'efficacité spectrale du réseau et peut réduire la qualité globale de l'expérience utilisateur, malgré une bonne couverture apparente.

Les fonctions objectives multi-KPI visent donc à trouver un équilibre, en pénalisant à la fois les solutions laissant persister des zones d'ombre (sous-couverture) et celles générant trop de recouvrement (sur-couverture), afin d'optimiser la répartition spatiale du signal et d'assurer à la fois la robustesse du lien et l'efficacité du réseau.

Les méthodes mono-KPI (RSRP, SINR, débit, handover, etc) montrent des limites dès qu'il s'agit de concilier couverture et qualité, essentielles dans les environnements urbains denses. Les méthodes multi-KPI ou multi-objectifs permettent de mieux prendre en compte la complexité du problème, mais introduisent des défis supplémentaires liés à la pondération des objectifs ou à la normalisation des unités.

3.2.2.2 Contribution et originalité de la méthode proposée

Afin de dépasser ces limites, notre démarche s'appuie sur une fonction de fitness composite, multiplicative, qui combine de façon explicite le RSRP et le SINR. Pour chaque solution candidate i , la fonction d'évaluation retenue est définie par l'Equation 3.1.

$$f(i) = RSRP(i) \times SINR(i) \quad (3.1)$$

où $RSRP(i)$ et $SINR(i)$ représentent respectivement le pourcentage de surface couverte pour la configuration i , avec $RSRP \geq -85$ dBm et $SINR \geq +10$ dB.

L'objectif global de l'optimisation est la maximisation de l'Equation 3.2.

$$fitness = \max_{i \in \mathcal{R}} (f(i)) \quad (3.2)$$

L'intérêt de combiner le RSRP et le SINR dans la formule d'évaluation réside dans plusieurs aspects :

- **Pénalise** fortement toute solution où l'un des deux KPI est faible : la couverture sans qualité (RSRP élevé/SINR faible) ou la qualité sur une zone trop restreinte (SINR éle-

vé/RSRP faible) sont ainsi exclues ;

- **Favorise** naturellement les configurations équilibrées, où une bonne couverture est atteinte sans compromis sur la robustesse du lien, ce qui correspond aux exigences opérationnelles des réseaux LTE/5G urbains ;
- **Simplifie** la gestion multi-objectif sans recours à des coefficients de pondération arbitraires, tout en restant compatible avec d'éventuelles extensions pour intégrer de nouveaux KPI (capacité, consommation énergétique...).

3.2.2.3 Positionnement par rapport à l'état de l'art.

La littérature montre la pertinence de chaque KPI pris isolément, mais souligne aussi la difficulté d'un équilibre automatique entre couverture et qualité [37, 100–105]. Notre approche se distingue par la combinaison explicite de ces deux critères dans une même fonction objective, ce qui offre un gain à la fois en performance et en généralité.

Le tableau 3.1 synthétise les fonctions objectives utilisées dans les principaux travaux récents, en mettant en exergue les différences méthodologiques, les types d'optimisation abordés, et la place originale de notre proposition dans ce contexte.

TAB. 3.1 : Regroupement des KPI, méthodes et références bibliographiques pour l'optimisation radio

KPI utilisé(s)	Méthode / Algorithme	Références
RSRP uniquement	méta-heuristiques (GA, optimisation hybride SIG+EM) Machine Learning (ML fédéré) ML + RL (DDPG, RL)	[37] [100] [105]
SINR uniquement	méta-heuristiques (GA) Machine Learning (ML) + GA Deep RL (DRL/DDPG) Simulation, analyse probabiliste/stochastique	[101] [102] [103] [106–108]
RSRP + SINR (composite)	méta-heuristiques + RL (multi-KPI, multi-objectifs)	[105]
Débit utilisateur, throughput	Stochastic geometry, simulation, analyse mathématique	[109–111]
Handover/délai/nb. handovers	Optimisation algorithmique (paramètres HOM, TTT, ML)	[104]
Traffic load/charge de trafic	Simulation, optimisation des ressources partagées	[108, 110]

Ainsi, notre approche par fonction composite s'inscrit dans la lignée des avancées méthodologiques récentes, tout en apportant une réponse originale et opérationnelle au dilemme fondamental entre couverture et qualité dans l'optimisation des réseaux mobiles.

3.2.3 Fichiers d'entrée et de sortie : structuration et rôle dans la chaîne d'optimisation

La performance et la pertinence de la méthode d'optimisation proposée reposent sur l'exploitation de plusieurs fichiers d'entrée/sortie, chacun jouant un rôle précis à différentes étapes du processus. Ces fichiers, issus des audits opérateurs, des SIG ou de la modélisation EM, sont détaillés ci-dessous.

3.2.3.1 Fichier de configuration des émetteurs

Ce fichier (Figure 3.2) constitue une brique essentielle pour la modélisation fidèle du réseau réel. Chaque ligne décrit précisément les paramètres techniques de chaque émetteur du réseau opérateur et les relie à leur site d'implantation. Les principales informations incluses sont :

- **Site** : identifiant ou nom du site physique auquel est rattaché l'émetteur, permettant de regrouper plusieurs équipements sur un même site.
- **Emetteur** : identifiant unique de l'équipement radio (ex : code BSC/eNodeB/gNodeB).
- **Activé** : état d'activation de l'émetteur (permet de simuler différentes configurations, par exemple lors de scénarios de maintenance ou de défaillance).
- **Antenne** : référence ou type de l'antenne connectée à l'émetteur.
- **Hauteur (m)** : altitude de montage de l'antenne, essentielle pour le calcul du champ de couverture.
- **Azimut (°)** : orientation horizontale de l'antenne, déterminant la direction principale d'émission.
- **Downtilt mécanique (°)** : inclinaison verticale de l'antenne (mécanique ou électrique selon le matériel).

- **Rayon de calcul principal (m)** : rayon utilisé pour la simulation de propagation autour de chaque émetteur.
- **Modèle de propagation principal** : modèle mathématique ou empirique employé (Okumura-Hata, COST231, etc.).
- **Facteur de bruit (dB)** : paramètre influençant le calcul du SINR.
- **Rayon hexagone (m)** : dimension du maillage utilisé pour la couverture, surtout pour les simulations géographiques.
- **Résolution principale (m)** : pas de discrétisation spatiale pour les calculs de propagation.
- **Nombre de ports d'antennes en émission / en réception** : information sur la configuration MIMO (Multiple Input Multiple Output), pertinente pour la simulation des réseaux 4G/5G avancés.

Ce fichier d'entrée permet d'alimenter la plateforme MétaOpt-EM&SIG avec des données réalistes, garantissant ainsi une simulation fidèle des conditions de déploiement réelles. Contrairement à de nombreux travaux se limitant à des modèles génériques ou à des paramètres simulés, l'exploitation de ce type de fichier issu de l'ingénierie opérateur apporte un niveau de détail et de réalisme rarement atteint dans la littérature. Cette richesse informationnelle permet notamment d'adapter finement les stratégies d'optimisation aux contraintes et spécificités de chaque cellule, tout en assurant une meilleure transférabilité des solutions proposées vers le terrain

Site	Emetteur	Activé	Antenne	Hauteur (m)	Azimut (°)	Downtilt mécanique (°)	Rayon de calcul principal (m)	Modèle de propagation principal	Facteur de bruit (dB)	Rayon hexagone (m)	Résolution principale (m)	Nombre de ports d'antennes en émission	Nombre de ports d'antennes en réception
Site1	Site1_A	True	65deg 18dBi	18	0	4	4 000	(Modèle par	5	350	50	2	2
Site1	Site1_B	True	65deg 18dBi	18	120	6	4 000	(Modèle par	5	350	50	2	2
Site1	Site1_C	True	65deg 18dBi	18	240	7	4 000	(Modèle par	5	350	50	2	2
Site2	Site2_A	True	65deg 18dBi	20	50	2	4 000	(Modèle par	5	350	50	2	2
Site2	Site2_B	True	65deg 18dBi	20	130	2	4 000	(Modèle par	5	350	50	2	2
Site2	Site2_C	True	65deg 18dBi	20	310	3	4 000	(Modèle par	5	350	50	2	2
Site3	Site3_A	True	65deg 18dBi	19	80	6	4 000	(Modèle par	5	350	50	2	2
Site3	Site3_B	True	65deg 18dBi	19	140	8	4 000	(Modèle par	5	350	50	2	2
Site3	Site3_C	True	65deg 18dBi	19	300	8	4 000	(Modèle par	5	350	50	2	2
Site4	Site4_A	True	65deg 18dBi	15	110	0	4 000	(Modèle par	5	350	50	2	2
Site4	Site4_B	True	65deg 18dBi	15	170	4	4 000	(Modèle par	5	350	50	2	2
Site4	Site4_C	True	65deg 18dBi	12	310	5	4 000	(Modèle par	5	350	50	2	2
Site5	Site5_A	True	65deg 18dBi	7	160	0	4 000	(Modèle par	5	350	50	2	2
Site5	Site5_B	True	65deg 18dBi	7	290	0	4 000	(Modèle par	5	350	50	2	2
Site6	Site6_A	True	65deg 18dBi	15	60	2	4 000	(Modèle par	5	350	50	2	2
Site6	Site6_B	True	65deg 18dBi	15	250	2	4 000	(Modèle par	5	350	50	2	2
Site7	Site7_A	True	65deg 18dBi	18	120	6	4 000	(Modèle par	5	350	50	2	2
Site7	Site7_B	True	65deg 18dBi	18	230	7	4 000	(Modèle par	5	350	50	2	2
Site7	Site7_C	True	65deg 18dBi	18	350	6	4 000	(Modèle par	5	350	50	2	2

FIG. 3.2 : Extrait du fichier de configuration des émetteurs : chaque ligne décrit les paramètres techniques associés à un émetteur sur un site donné.

3.2.3.2 Fichier de configuration des sites

Le fichier de configuration (Figure 3.3) des sites regroupe l'ensemble des informations spatiales et techniques caractérisant chaque site d'implantation du réseau mobile. Il permet de positionner précisément chaque infrastructure radio sur la carte géographique et d'intégrer des paramètres déterminants pour la simulation des performances réseau. Ce fichier, indispensable à la phase de modélisation, comporte généralement les champs suivants :

- **Nom** : identifiant unique du site (ex : Site1, Site2, ...), utilisé pour lier les équipements radio (émetteurs, antennes) à leur localisation physique.
- **Longitude / Latitude** : coordonnées géographiques exactes du site (format degrés/minutes/secondes ou décimal), garantissant le positionnement réaliste des infrastructures dans le SIG.
- **Altitude (m)** : élévation du site par rapport au niveau de la mer, facteur clé pour la simulation de la propagation et la prise en compte du relief.
- **Hauteur du support (m)** : hauteur du pylône, du toit ou du support accueillant les antennes, influant directement sur la portée et le diagramme de couverture.
- **Débit max interface S1 (DL) (kbps)** : capacité maximale de transmission descendante (downlink) sur l'interface S1, représentant la liaison entre le site et le cœur du réseau.
- **Débit max interface S1 (UL) (kbps)** : capacité maximale de transmission montante (uplink) sur l'interface S1, essentielle pour évaluer le dimensionnement des sites et la gestion du trafic retour.

L'utilisation d'un tel fichier en entrée du simulateur EM-SIG assure une représentation fidèle de la topologie du réseau, en tenant compte non seulement de la localisation et de l'altitude de chaque site, mais aussi des capacités de transport de chaque infrastructure. Ce niveau de détail, souvent absent des travaux basés sur des hypothèses simplificatrices, permet d'évaluer l'impact réel des choix d'optimisation sur la performance globale du réseau, qu'il s'agisse de la couverture, du débit utilisateur ou de la gestion du trafic.

De plus, la cohérence entre ce fichier et le fichier des émetteurs garantit une correspondance parfaite entre la structure physique du réseau et les configurations techniques simulées, offrant ainsi un socle solide pour la validation terrain et la transférabilité industrielle des solutions optimisées.

Nom	Longitude	Latitude	Altitude (m)	Hauteur du support (m)	Débit max interface S1 (DL) (kbps)	Débit max interface S1 (UL) (kbps)
Site1	0°37'17"O	35°42'39,89"N	102	50	950 000	950 000
Site2	0°37'2,42"O	35°42'35,24"N	110	50	950 000	950 000
Site3	0°36'46,01"O	35°42'41,87"N	95	50	950 000	950 000
Site4	0°36'30,82"O	35°42'50,62"N	120	50	950 000	950 000
Site5	0°36'30,56"O	35°42'54,32"N	125	50	950 000	950 000
Site6	0°37'17,04"O	35°42'23,65"N	130	50	950 000	950 000
Site7	0°36'47,59"O	35°42'22,21"N	132	50	950 000	950 000
Site8	0°36'14,83"O	35°42'39,06"N	101	50	950 000	950 000
Site9	0°37'16,79"O	35°42'19,19"N	114	50	950 000	950 000
Site10	0°37'3,47"O	35°42'7,42"N	128	50	950 000	950 000
Site11	0°36'30,24"O	35°42'6,95"N	104	50	950 000	950 000
Site12	0°36'13,9"O	35°42'22,21"N	98	50	950 000	950 000
Site13	0°36'8"O	35°42'10,08"N	100	50	950 000	950 000

FIG. 3.3 : Extrait du fichier de configuration des sites : chaque ligne recense la localisation, l'altitude, la hauteur de support et la capacité d'interface S1 de chaque site.

3.2.3.3 Fichier de configuration des cellules

Un autre fichier d'entrée essentiel dans le processus d'optimisation concerne la description détaillée des cellules constituant le réseau (Figure 3.4). Chaque ligne de ce fichier correspond à une cellule physique (généralement associée à une antenne sectorielle), et rassemble l'ensemble des paramètres techniques nécessaires à la simulation et à l'optimisation radio. Les principales colonnes incluent :

- **Nom** : identifiant unique de la cellule (ex. Site1_A(0)), facilitant la correspondance avec l'émetteur et le site d'implantation.
- **Émetteur** : nom de l'émetteur ou antenne auquel la cellule est rattachée.
- **Puissance maximale (dBm)** : puissance d'émission maximale autorisée pour chaque cellule.
- **Bande de fréquences et numéro de canal** : spécifient la bande LTE exploitée et l'affectation fréquentielle.
- **Charge de trafic (UL/DL) (%)** : pourcentage de charge appliqué en liaison montante (UL) et descendante (DL), permettant d'évaluer la robustesse sous différents scénarios de sollicitation réseau.

- **Équipement de réception** : caractéristiques matérielles de réception côté utilisateur.
- **Nombre maximal de voisins (intra/inter-technologie)** : paramètres relatifs à la gestion des relations d'intercellules, impactant la mobilité et l'interférence.
- **Active** : statut d'activation de la cellule dans la simulation.
- **RSRP min (dBm) et C/(I+N) PUSCH max (dB)** : seuils minimum de puissance reçue et de qualité de lien en émission, utilisés pour la classification de la couverture et le calcul des KPI.
- **Couche** : indique le type de couche (ex. Macro Layer) auquel appartient la cellule.

Ce niveau de granularité permet de simuler des scénarios très réalistes, en modifiant sélectivement les paramètres d'une ou plusieurs cellules selon la stratégie d'optimisation choisie (réglages tilt, azimut, puissance, plan de fréquences, etc.). L'exploitation de ces fichiers d'entrée dans la plateforme MétaOpt-EM&SIG garantit une cohérence totale avec l'architecture réelle du réseau de l'opérateur, et facilite le déploiement des solutions optimisées en environnement industriel.

Nom	Emetteur	Puissance max (dBm)	Bande de fréquences	Numéro de canal	Charge de trafic (UL) (%)	Charge de trafic (DL) (%)	Équipement de réception	Nombre max de voisins intra-technologie	Nombre max de voisins inter-technologies	Active	RSRP min (dBm)	C/(I+N) PUSCH max (dB)	Couche
Site1_A(0)	Site1_A	43	E-UTRA Band50	50	100	100	Default Cell	16	16	True	-140	20	Macro Layer
Site1_B(0)	Site1_B	40	E-UTRA Band50	50	80	80	Default Cell	16	16	True	-140	20	Macro Layer
Site1_C(0)	Site1_C	43	E-UTRA Band50	50	100	100	Default Cell	16	16	True	-140	20	Macro Layer
Site10_A(0)	Site10_A	43	E-UTRA Band50	50	100	100	Default Cell	16	16	True	-140	20	Macro Layer
Site10_B(0)	Site10_B	43	E-UTRA Band50	50	100	100	Default Cell	16	16	True	-140	20	Macro Layer
Site10_C(0)	Site10_C	43	E-UTRA Band50	50	100	100	Default Cell	16	16	True	-140	20	Macro Layer
Site11_A(0)	Site11_A	43	E-UTRA Band50	50	100	100	Default Cell	16	16	True	-140	20	Macro Layer
Site11_B(0)	Site11_B	43	E-UTRA Band50	50	100	100	Default Cell	16	16	True	-140	20	Macro Layer
Site11_C(0)	Site11_C	43	E-UTRA Band50	50	100	100	Default Cell	16	16	True	-140	20	Macro Layer
Site12_A(0)	Site12_A	43	E-UTRA Band50	50	100	100	Default Cell	16	16	True	-140	20	Macro Layer
Site12_B(0)	Site12_B	43	E-UTRA Band50	50	100	100	Default Cell	16	16	True	-140	20	Macro Layer
Site12_C(0)	Site12_C	38	E-UTRA Band50	50	100	100	Default Cell	16	16	True	-140	20	Macro Layer
Site13_A(0)	Site13_A	43	E-UTRA Band50	50	100	100	Default Cell	16	16	True	-140	20	Macro Layer
Site13_B(0)	Site13_B	43	E-UTRA Band50	50	100	100	Default Cell	16	16	True	-140	20	Macro Layer
Site13_C(0)	Site13_C	40	E-UTRA Band50	50	95	95	Default Cell	16	16	True	-140	20	Macro Layer
Site2_A(0)	Site2_A	43	E-UTRA Band50	50	100	100	Default Cell	16	16	True	-140	20	Macro Layer
Site2_B(0)	Site2_B	43	E-UTRA Band50	50	100	100	Default Cell	16	16	True	-140	20	Macro Layer
Site2_C(0)	Site2_C	43	E-UTRA Band50	50	100	100	Default Cell	16	16	True	-140	20	Macro Layer
Site3_A(0)	Site3_A	43	E-UTRA Band50	50	100	100	Default Cell	16	16	True	-140	20	Macro Layer
Site3_B(0)	Site3_B	43	E-UTRA Band50	50	100	100	Default Cell	16	16	True	-140	20	Macro Layer
Site3_C(0)	Site3_C	43	E-UTRA Band50	50	100	100	Default Cell	16	16	True	-140	20	Macro Layer
Site4_A(0)	Site4_A	40	E-UTRA Band50	50	100	100	Default Cell	16	16	True	-140	20	Macro Layer
Site4_B(0)	Site4_B	43	E-UTRA Band50	50	100	100	Default Cell	16	16	True	-140	20	Macro Layer
Site4_C(0)	Site4_C	43	E-UTRA Band50	50	95	95	Default Cell	16	16	True	-140	20	Macro Layer
Site5_A(0)	Site5_A	43	E-UTRA Band50	50	100	100	Default Cell	16	16	True	-140	20	Macro Layer
Site5_B(0)	Site5_B	43	E-UTRA Band50	50	100	100	Default Cell	16	16	True	-140	21	Macro Layer
Site6_A(0)	Site6_A	43	E-UTRA Band50	50	100	100	Default Cell	16	16	True	-140	20	Macro Layer
Site6_B(0)	Site6_B	43	E-UTRA Band50	50	100	100	Default Cell	16	16	True	-140	20	Macro Layer
Site7_A(0)	Site7_A	43	E-UTRA Band50	50	100	100	Default Cell	16	16	True	-140	20	Macro Layer

FIG. 3.4 : Extrait d'un fichier d'entrée décrivant les paramètres techniques des cellules pour la simulation et l'optimisation radio.

3.2.3.4 Base de données SIG et modélisation géospatiale

L'approche hybride MétaOpt-EM&SIG s'appuie sur une base de données géospatiale particulièrement riche et structurée, intégrée dans le SIG. Cette base, véritable socle de la modélisation réaliste, comprend plusieurs couches complémentaires :

- **Modèle numérique d'élévation (MNE)** : il s'agit d'une matrice de points qui restitue l'altitude du terrain sur l'ensemble de la zone d'étude, avec une résolution suffisante pour distinguer les variations locales de relief. Ce modèle permet de calculer les masques de relief, d'analyser les zones d'ombre radio et d'intégrer l'effet du relief dans la simulation de la propagation.
- **Classes des hauteurs de sursol (CHS)** : une couche raster discrétise la hauteur des obstacles bâtis (immeubles, collines, infrastructures portuaires, etc.) selon des classes de hauteur (ex. : 0–10m, 10–50m, etc.), facilitant le traitement par le simulateur EM et la visualisation des effets d'écran dans la zone urbaine.
- **Couches vectorielles thématiques** : plusieurs fichiers vectoriels (format shapefile ou équivalent) décrivent la géométrie détaillée du tissu urbain : rues, autoroutes, voies ferrées, aéroports, ports, parcs, et autres entités d'intérêt. Ces couches sont essentielles pour localiser précisément les sites de déploiement, les axes de circulation ou les contraintes physiques à prendre en compte dans l'optimisation.
- **Cartes de fond et imagerie en ligne** : l'intégration de cartes en ligne (type Google Maps) permet une visualisation contextuelle directe dans l'interface SIG, facilitant l'analyse spatiale et la validation des scénarios simulés.

La Figure 3.5 illustre un extrait de la base SIG sur le centre-ville d'Oran, zone urbaine très dense caractérisée par la présence d'un port, d'importantes voies de communication et des gradients d'altitude notables : le terrain s'élève de 0 m au niveau de la mer à plus de 300 m dans la partie ouest. Cette granularité géospatiale, combinée aux couches thématiques, permet de simuler fidèlement les interactions entre l'environnement physique et la propagation électromagnétique, gage de réalisme pour l'optimisation des réseaux mobiles.

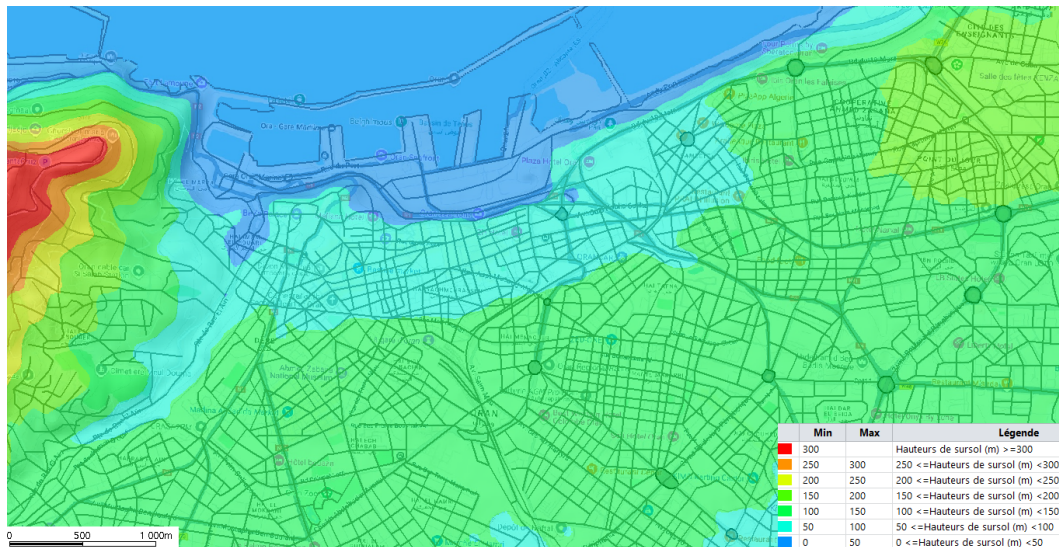


FIG. 3.5 : Exemple de carte SIG : classes de hauteur de sursol et éléments urbains dans le centre-ville d'Oran. On distingue la zone portuaire, la trame urbaine dense, et des variations topographiques importantes, facteurs clés dans la simulation de la couverture radio.

Après avoir exposé la méthodologie hybride combinant méta-heuristiques, simulation électromagnétique et système d'information géographique, il convient désormais de présenter la mise en œuvre concrète de cette approche. La section suivante détaille les choix techniques, l'architecture logicielle, ainsi que le processus d'intégration des différents modules dans le cadre du cas d'étude retenu.

3.3 Mise en œuvre de l'approche d'optimisation proposée

La mise en œuvre opérationnelle de la méthode proposée s'appuie sur une structuration rigoureuse, indispensable à la reproductibilité et à la robustesse du processus d'optimisation. Afin de clarifier le déroulement global et de faciliter la compréhension des différentes interactions entre modules, chaque étape clé de la procédure est associée à un diagramme UML spécifique, présenté en fin de section. Cette démarche assure une traçabilité complète, du choix du scénario d'optimisation jusqu'à la validation terrain. UML permet, grâce à sa sémantique normalisée, de fédérer les parties prenantes autour de modèles visuels partagés, favorisant ainsi la traçabilité, la maintenance et l'extensibilité du système, conformément aux meilleures pratiques recommandées dans la littérature scientifique [112–114].

La démarche UML a été intégrée afin de décrire de façon synthétique mais exhaustive les différents modules fonctionnels, les interactions entre sous-systèmes, ainsi que le déroulement temporel des opérations. Trois diagrammes complémentaires ont été élaborés : le dia-

gramme de cas d'utilisation (Figure 5.7) met en évidence les rôles, responsabilités et scénarios d'usage principaux de la méthode hybride ; le diagramme d'activité (Figure 3.7) explicite le workflow global, depuis l'entrée des données jusqu'à la génération des solutions optimales ; enfin, le diagramme de séquence (Figure 3.8) détaille la chronologie et la synchronisation des échanges entre les modules Méta-heuristique (Partie IA), SIG et le simulateur EM tout au long du processus d'optimisation.

L'importance de cette approche graphique est largement reconnue pour la gestion de projets multidisciplinaires, la modélisation des architectures logicielles critiques et l'analyse d'exigences dans les systèmes radio-intelligents [112, 115]. Son adoption facilite l'appropriation rapide du cadre méthodologique par des équipes pluridisciplinaires, tout en assurant une documentation exploitable lors du transfert de technologies ou de la montée en échelle.

La mise en œuvre opérationnelle s'appuie, sur le plan technique, sur les principes méthodologiques et algorithmiques détaillés dans les sous sections 3.2.1 et 3.2.2 de la section précédente. Elle se décompose en une série d'étapes interdépendantes :

3.3.1 Sélection du type d'optimisation

La première étape du processus opérationnel consiste à choisir le type d'optimisation à effectuer, selon les objectifs recherchés et la configuration existante du réseau. Cette sélection, réalisée via une interface utilisateur dédiée, oriente l'ensemble du workflow algorithmique et conditionne les paramètres qui seront ajustés lors de l'optimisation.

- **Optimisation du tilt seul** : Ce mode vise à déterminer, pour chaque site ou secteur, le tilt optimale des antennes, afin de maximiser la fonction de fitness globale (généralement un compromis RSRP/SINR). Les autres paramètres physiques (azimut, hauteur, puissance d'émission, fréquences utilisées) sont maintenus à leur valeur d'origine, telle que définie dans la configuration opérateur. Ce scénario permet d'affiner la couverture en adaptant la répartition verticale de l'énergie rayonnée, tout en respectant l'architecture réseau existante.
- **Optimisation de l'azimut seul** : Dans ce mode, l'objectif est de rechercher l'azimut optimal de chaque antenne sectorielle, en maintenant les autres paramètres (tilt, hauteur, puissance, fréquence) fixes et conformes aux réglages de l'opérateur. Ce mode permet d'optimiser la couverture et la directivité des secteurs en réduisant les interférences latérales ou en adaptant l'empreinte spatiale du faisceau selon la topographie et

la densité du trafic.

- **Optimisation conjointe tilt–azimut** : Ce cas, plus complexe et multi-critère, consiste à optimiser simultanément le tilt et l'azimut des antennes. Cette approche conjointe permet de tirer pleinement parti de la flexibilité offerte par le matériel radio, en explorant l'espace des configurations bi-dimensionnel pour chaque secteur, afin d'atteindre un compromis optimal entre le RSRP et le SINR. Les autres paramètres, tels que la hauteur et la puissance, restent ceux définis par l'opérateur.
- **Optimisation de la position de nouveaux sites 5G** : Dans ce scénario, l'objectif est de planifier le déploiement de nouveaux sites 5G pour étendre ou densifier la couverture dans des zones mal desservies, en prenant explicitement en compte la configuration réelle des sites LTE existants (positions GPS, caractéristiques physiques, et paramètres opérationnels). L'algorithme recherche ainsi les emplacements optimaux pour les nouveaux sites, tout en maximisant la complémentarité entre l'infrastructure LTE héritée et le réseau 5G à venir, en fonction des contraintes urbaines, topographiques et de capacité.

Ce mécanisme de sélection flexible constitue un prérequis indispensable pour adapter dynamiquement la stratégie d'optimisation aux problématiques rencontrées sur le terrain et garantir la pertinence des solutions générées par la plateforme hybride.

3.3.2 Préparation et importation des données physiques et géographiques, intégrées dans l'approche hybride MétaOp–EM&SIG

La deuxième étape clé du processus consiste à préparer, organiser et intégrer les différentes sources de données déjà décrites en section 3.2, selon le scénario d'optimisation retenu (ajustement de paramètres antennes ou planification de nouveaux sites). À ce stade, la plateforme hybride mobilise :

- la base topographique et environnementale pour restituer la morphologie urbaine et les obstacles ;
- la base opérateur pour configurer précisément l'infrastructure réelle du réseau ;
- ainsi que, le cas échéant, des données complémentaires (cartes de trafic, audits terrain, contraintes spécifiques, etc.) adaptées à l'objectif d'optimisation.

Ces jeux de données, dont la structure et l'organisation ont été détaillées précédemment, sont importés et synchronisés automatiquement par la plateforme. Ce prétraitement garantit que chaque simulation exploite des informations réalistes et actualisées, condition essentielle pour assurer la fiabilité de l'évaluation des solutions candidates.

L'ensemble de ces bases de données est exploité de manière centralisée et automatisée par le module EM&SIG. Cette étape de préparation garantit la prise en compte des spécificités du contexte urbain et radio, et constitue un atout majeur par rapport à la majorité des travaux existants qui s'appuient uniquement sur des modèles mathématiques abstraits de la propagation. En combinant une description fine de l'environnement physique et une connaissance précise de la configuration opérateur, la plateforme assure la robustesse, la transférabilité et la valeur opérationnelle des solutions d'optimisation proposées.

3.3.3 Exécution des algorithmes méta-heuristiques (PSO, DE, AIS).

L'étape suivante du processus d'optimisation repose sur l'exécution d'algorithmes méta-heuristiques avancés, intégrés au sein de la plateforme afin d'explorer efficacement l'espace des solutions. Notre système se distingue par la mise à disposition simultanée de plusieurs moteurs d'optimisation évolutive : PSO, DE et AIS. Chacun de ces algorithmes possède des mécanismes distincts pour concilier *exploration* (recherche de nouvelles zones du paysage de solutions) et *exploitation* (raffinement local des solutions prometteuses), offrant ainsi un large éventail de stratégies adaptées à la diversité des problématiques rencontrées en optimisation radio.

- Le **PSO** s'appuie sur le mouvement collectif d'une population de particules qui partagent leurs meilleures découvertes, ce qui permet une convergence rapide tout en préservant une capacité d'exploration dynamique.
- Le **DE** utilise des stratégies de recombinaison adaptatives pour équilibrer la recherche globale et l'ajustement local, montrant une efficacité reconnue dans la gestion des paramètres continus tels que tilt ou azimut.
- L'**AIS** introduit, quant à lui, des mécanismes inspirés du système immunitaire (clonage, mutation adaptative, sélection affinée) permettant de maintenir la diversité de la population et d'éviter la convergence prématurée.

La présence de ces différents algorithmes au sein de la même plateforme représente un avantage significatif par rapport à la majorité des approches de la littérature, qui se limitent généralement à un seul moteur d'optimisation. Selon la nature du problème, les contraintes opérationnelles ou les objectifs de performance (privilégier l'exploration ou l'exploitation), il est possible de sélectionner dynamiquement l'algorithme le mieux adapté, ou de comparer leurs résultats pour garantir la robustesse des solutions retenues.

Pour chaque solution candidate générée, la plateforme effectue une simulation complète des indicateurs clés de performance (RSRP, SINR) à l'aide du module EM&SIG, assurant ainsi une évaluation rigoureuse et réaliste du potentiel de chaque configuration. Cette approche multi-algorithme, associée à la simulation haute fidélité, favorise l'obtention de solutions optimales à la fois innovantes, fiables et applicables en conditions réelles.

3.3.4 Validation les meilleures solution par l'équipe radio.

Une fois la phase d'optimisation terminée, la plateforme sélectionne les configurations présentant les valeurs de fitness les plus élevées, c'est-à-dire celles qui offrent le meilleur compromis entre couverture, qualité du lien radio et respect des contraintes opérationnelles. Les résultats optimaux – qu'il s'agisse de réglages de tilt et d'azimut des antennes, ou bien de propositions de nouvelles positions de sites 5G – sont alors exportés sous un format structuré (fichiers CSV et rapports détaillés).

Cette exportation est pensée pour faciliter la lecture et l'exploitation des solutions par l'équipe radio de l'opérateur : chaque configuration retenue est explicitement associée à ses paramètres techniques (valeurs de tilt, azimut, coordonnées GPS, etc.), aux gains de performance attendus (KPI simulés).

La restitution des résultats est également enrichie de visualisations générées par la plateforme (cartographies de couverture, courbes de performance), permettant à l'équipe radio de comparer rapidement les solutions optimisées à la configuration actuelle du réseau. Ce processus d'export garantit ainsi une traçabilité complète du workflow, une documentation précise des choix retenus, et constitue un support fiable pour la prise de décision technique et la préparation des validations sur le terrain.

3.3.5 Validation terrain par campagnes de mesures.

Après l'export des meilleures configurations optimisées, une phase de validation terrain s'impose pour garantir que les performances simulées se traduisent effectivement dans des conditions réelles d'exploitation. Cette étape repose sur l'organisation de campagnes de mesures menées sur le terrain, au cours desquelles l'équipe radio procède à la collecte systématique des KPI – tels que le RSRP, le SINR, le débit utilisateur ou le taux d'échec des handovers – dans les zones concernées par les nouveaux réglages ou le déploiement de nouveaux sites.

Les résultats de ces mesures réelles sont ensuite comparés aux résultats fournis par la plateforme hybride MétaOpt-SIG&EM, afin de vérifier la conformité des gains attendus (en couverture, qualité, robustesse du lien radio).

Cette validation expérimentale, indispensable pour l'acceptation opérationnelle de la solution, confère à la méthode proposée un haut niveau de réalisme et assure la transférabilité des résultats vers le contexte industriel. Elle s'inscrit dans une démarche d'amélioration continue, en maintenant un lien direct entre optimisation numérique et retour d'expérience terrain, ce qui distingue notre approche des travaux reposant uniquement sur des simulations théoriques.

Le flux complet, incluant les prises de décision et la chronologie des échanges entre modules, est illustré par les diagrammes UML présentés Figures 5.7, 3.7 et 3.8. Cette organisation graphique garantit une exécution méthodique, une traçabilité des choix et une validation réaliste des solutions proposées dans des environnements urbains complexes, rejoignant ainsi les recommandations des recherches récentes en ingénierie de systèmes pour les réseaux intelligents [113, 115].

3.3.6 Diagramme de cas d'utilisation :

Le diagramme de cas d'utilisation (Figure 5.7) offre une vue macroscopique du système en représentant les différents acteurs (utilisateur, opérateur, module IA...) et les principales interactions fonctionnelles qu'ils entretiennent avec la plateforme d'optimisation. Ce diagramme permet d'identifier les scénarios d'usage clés — tels que l'importation de données, le choix du type d'optimisation ou l'export des résultats —, et d'explicitier les responsabilités et attentes de chaque entité. Son emploi facilite la communication entre experts techniques, décideurs et utilisateurs finaux, tout en constituant une porte d'entrée structurante pour la modélisation détaillée du système [113].

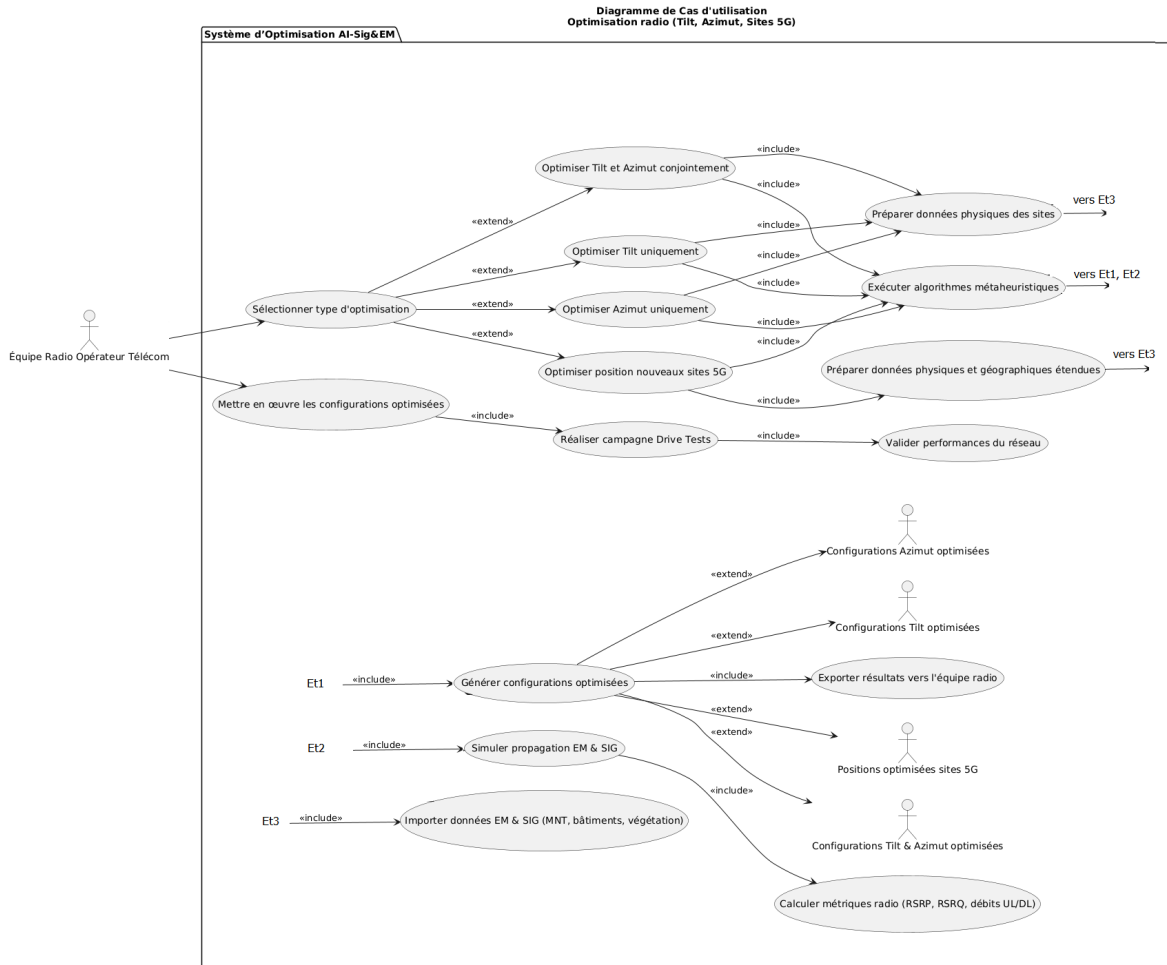


FIG. 3.6 : Diagramme de cas d'utilisation de la méthode hybride AI-Sig&EM

3.3.7 Diagramme d'activité :

Le diagramme d'activité (Figure 3.7) décrit le déroulement logique du processus global d'optimisation. Il détaille les différentes étapes, conditions et flux de données, depuis la préparation des entrées jusqu'à la validation des solutions optimales. Cette représentation permet de visualiser les enchaînements, les parallélismes éventuels, ainsi que les points de synchronisation entre modules. C'est un outil précieux pour l'analyse des workflows complexes, la détection d'éventuels goulets d'étranglement, et l'amélioration continue des processus, comme recommandé dans l'ingénierie des systèmes avancés [112].

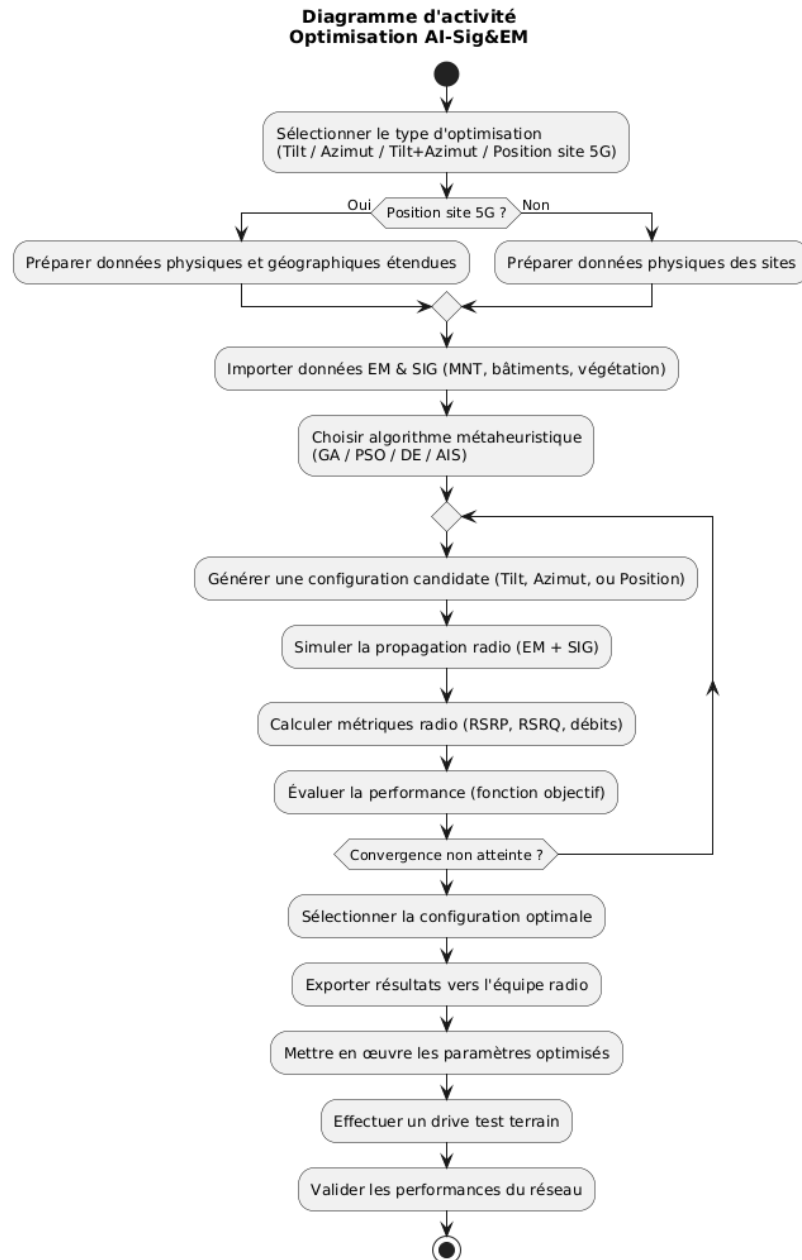


FIG. 3.7 : Diagramme d'activité représentant le workflow global de l'approche d'optimisation hybride AI-Sig&EM.

3.3.8 Diagramme de séquence :

Le diagramme de séquence (Figure 3.8) précise la chronologie et la nature des échanges entre les différents modules logiciels de la plateforme (IA, SIG, EM). Il met en évidence l'ordre d'exécution des actions, les messages transmis et la synchronisation nécessaire pour chaque itération du processus d'optimisation. Cette approche temporelle favorise la vérification de la cohérence des interactions et la robustesse du pilotage algorithmique, répondant

ainsi aux exigences de fiabilité dans les architectures logicielles distribuées [114, 115].

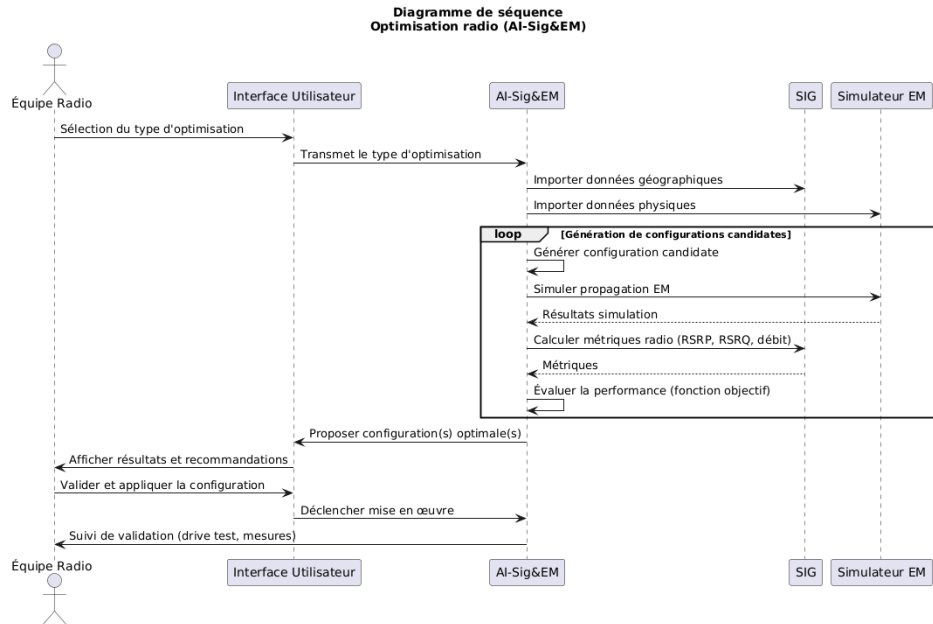


FIG. 3.8 : Diagramme de séquence illustrant les interactions entre les modules du système lors de la procédure d'optimisation.

Cette structuration visuelle, adossée à la puissance descriptive de l'UML, constitue un atout majeur pour la reproductibilité, la pérennité et la portabilité de la plateforme proposée.

Pour valider l'efficacité de la plateforme d'optimisation hybride, deux grands axes d'expérimentation sont menés et seront détaillés dans les chapitres suivants. Le chapitre 4 est consacré à l'optimisation des paramètres physiques d'antennes sur des réseaux LTE/5G existants. Différents scénarios sont étudiés : optimisation du tilt seul, de l'azimut seul, ou encore optimisation conjointe tilt-azimut, chaque stratégie étant systématiquement comparée à la configuration réelle de l'opérateur.

Le chapitre 5 s'intéresse quant à lui à la planification stratégique de nouveaux sites 5G. Trois scénarios sont analysés : (i) optimisation du déploiement 5G sans contrainte de réseau existant, (ii) intégration conjointe 5G/4G pour maximiser la couverture totale, et (iii) optimisation tenant compte de zones prioritaires pour la couverture 5G, adaptées à des besoins ciblés (quartiers d'affaires, campus, etc.).

Ces campagnes d'optimisation permettront d'illustrer, à travers des cas d'usage variés et représentatifs, l'apport de la démarche proposée en termes de couverture, de qualité de service et de pertinence opérationnelle. Les résultats détaillés de ces tests seront exposés et analysés respectivement dans les chapitres 4 et 5

3.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté une méthodologie originale et intégrée pour l'optimisation avancée des réseaux LTE/5G en environnement urbain dense. Cette approche innovante combine harmonieusement plusieurs briques technologiques : des algorithmes méta-heuristiques puissants (PSO, DE, AIS), un simulateur EM haute fidélité, et un SIG capable d'exploiter la richesse des données spatiales et techniques issues de l'opérateur.

L'apport majeur de notre démarche réside dans la formulation d'une fonction objective composite, qui combine explicitement les deux indicateurs fondamentaux : le RSRP et le SINR. Cette stratégie permet de dépasser les limites des approches mono-critère, en assurant un compromis optimal entre extension de la couverture et robustesse des communications, ce qui est indispensable dans les environnements urbains marqués par une forte hétérogénéité spatiale et une variabilité du trafic.

Contrairement à de nombreux travaux antérieurs focalisés sur un seul aspect de la performance réseau, notre méthode vise à fournir des solutions équilibrées et transférables, capables de s'adapter aux défis croissants imposés par la densification du trafic, la coexistence multi-technologies et l'évolution rapide des usages. L'intégration d'une base d'audit opérateur réelle et l'exploitation d'une modélisation géospatiale détaillée confèrent à la plateforme développée un réalisme opérationnel rarement atteint dans la littérature, garantissant ainsi la pertinence et la transférabilité des solutions générées.

La modularité de l'architecture proposée, articulée autour de l'interaction intelligente entre les modules d'optimisation, de simulation et de gestion de données, favorise la flexibilité du processus, la reproductibilité scientifique et l'adaptation à divers scénarios d'usage : optimisation des paramètres antennes existants, planification stratégique de nouveaux sites, adaptation dynamique aux contraintes topographiques, ou encore intégration de nouveaux critères d'évaluation (capacité, consommation énergétique, coût, etc.).

Cette avancée méthodologique ouvre la voie à une optimisation multi-objectif plus réaliste, généralisable à d'autres contextes (réseaux 6G, IoT massifs, Smart Cities) et potentiellement intégrable dans les architectures SON/C-SON pour une gestion autonome et temps réel des réseaux mobiles du futur.

Enfin, la validation expérimentale et opérationnelle de la plateforme, qui sera détaillée dans les chapitres suivants à travers des scénarios d'optimisation concrets et des campagnes de planification 5G, permettra d'illustrer l'efficacité, la polyvalence et la valeur ajoutée de

l'approche proposée, tant du point de vue scientifique qu'industriel. Ces résultats confirment le potentiel de la méthode pour accompagner la transition vers des réseaux mobiles plus intelligents, adaptatifs et centrés sur la qualité d'expérience utilisateur

Chapitre 4

Application de l'approche

MétaOpt-EM&SIG : Étude de cas sur

l'optimisation de l'azimut des BS

sectorielles

Présentation du chapitre

Ce chapitre présente un cas d'étude appliquant la méthode hybride MetaOpt-EM&SIG, introduite au chapitre 3, pour l'optimisation de la couverture et de la qualité de service des réseaux cellulaires. L'approche cible l'orientation des antennes sectorielles (azimuts), un paramètre critique mais difficile à gérer et traditionnellement ajusté via des configurations par défaut ou des campagnes de mesures coûteuses. L'étude porte sur 4 sites LTE sectoriels comprenant 12 antennes de l'opérateur ATM Mobilis, dans une zone couverte par 11 sites radio. L'association d'un algorithme génétique pour la génération des solutions et de modèles de propagation électromagnétique intégrés dans un SIG pour leur évaluation permet de réduire significativement le temps et le coût d'optimisation tout en améliorant la couverture. Les résultats obtenus montrent une amélioration de 3,13% par rapport aux configurations de l'équipe radio et de 6,09% par rapport aux réglages par défaut, confirmant l'efficacité et le potentiel de la méthode proposée. Ces résultats ont fait l'objet d'une publication dans le Journal of Network and Systems Management, vol. 33, n° 3, juin 2025, sous le titre "Improving Cellular Network Coverage Through Optimization of Sector Antenna Azimuths : A Hybrid Approach Combining AI and GIS" (DOI : 10.1007/s10922-025-09951-y).

4.1 Introduction

Ce chapitre présente l'application concrète de la méthodologie Hybrid MétaOpt-EM&SIG à un réseau LTE-A dense opéré par ATM Mobilis à Oran. En outre, la démarche proposée permet de réduire significativement la dépendance aux campagnes de drive-tests, qui représentent traditionnellement un coût élevé en temps et en ressources humaines pour l'opérateur. En exploitant une modélisation réaliste de la propagation électromagnétique intégrée dans un SIG et en s'appuyant sur des bases de données consolidées par des mesures terrain, l'approche optimise les paramètres radio de manière virtuelle, tout en assurant une précision équivalente, voire supérieure, à celle des méthodes conventionnelles. Les configurations d'azimuts des sites générées par notre approche ne se limitent pas à une solution unique : elles offrent plusieurs configurations optimisées, permettant aux équipes radio de disposer d'un éventail de choix pertinents. Après simulation, chaque configuration peut être testée et validée sur le terrain, afin d'identifier celle qui garantit les meilleures performances réelles. Ainsi, notre méthode fournit non seulement des réglages robustes face à la variabilité du contexte urbain et aux évolutions du trafic, mais aussi une flexibilité pratique qui réduit la nécessité de réajustements empiriques fréquents. Un algorithme génétique (AG) a été adapté à notre problématique conformément aux détails présentés dans le chapitre 3. Le choix de cette méthode est motivé par son efficacité reconnue dans le domaine de l'optimisation radio, comme l'a montré l'étude théorique préalable. L'AG se distingue par sa capacité à explorer efficacement de vastes espaces de solutions, à éviter les minima locaux, ainsi que par la simplicité de son paramétrage, qui se limite essentiellement au taux de croisement, au taux de mutation et au critère d'arrêt. Cette combinaison de puissance et de flexibilité en fait une approche particulièrement adaptée à notre problématique.

Le choix de l'indicateur de performance, basé uniquement sur le RSRP comme critère d'optimisation, s'appuie sur la littérature récente, en particulier les travaux de [105]. Cette fonction de fitness volontairement simple permet de mieux observer et analyser le processus d'optimisation dans ce premier cas de test, tout en ouvrant la voie à des extensions ultérieures vers d'autres KPI, tels que le SINR, afin d'affiner encore la pertinence de l'approche. Il est important de noter que cette étude peut également être généralisée et étendue à d'autres méta-heuristiques largement utilisées en optimisation, telles que le Particle Swarm Optimization (PSO), le Differential Evolution (DE) et les Artificial Immune Systems (AIS), afin d'explorer la complémentarité et les performances comparées de ces différentes approches dans le cadre

de l'optimisation radio. Dans ce chapitre, nous exposons donc les paramètres clés de l'AG utilisés, tels que le taux de croisement, le taux de mutation, ainsi que le critère d'arrêt. Les résultats obtenus ont ensuite été comparés à plusieurs configurations de référence, notamment la configuration réelle déployée par l'opérateur téléphonique, ainsi qu'une configuration de base où les azimuts de tous les sites sont fixés à 0° , 120° et 240° . L'objectif de cette comparaison est d'évaluer la pertinence et la performance de la solution proposée par rapport aux pratiques existantes et aux configurations standards, afin de démontrer la valeur ajoutée de l'approche basée sur l'algorithme génétique.

4.2 Adaptation et Configuration de l'AG

L'adaptation de l'AG à la problématique de l'optimisation des azimuts dans un réseau LTE-A urbain fait l'objet de cette section. Par la suite, la configuration l'algorithme est explicitée, notamment en ce qui concerne la taille de la population, le nombre de générations, les taux de mutation et de croisement, ainsi que les autres hyperparamètres clés adaptés à la complexité du problème. Cette adaptation vise à garantir une exploration efficace de l'espace de solutions tout en assurant la convergence vers des configurations optimales et réalistes.

4.2.1 Représentation et codage des solutions

Chaque solution, appelée chromosome dans le cadre des AG, est constituée de plusieurs gènes dont la valeur numérique correspond aux azimuts des antennes de secteur (cellules) d'un site donné. Ainsi, le premier gène représente les azimuts des cellules du premier site, qui peut contenir jusqu'à trois cellules ; le deuxième gène correspond aux azimuts des cellules du deuxième site, et ainsi de suite (voir Figure 4.1).

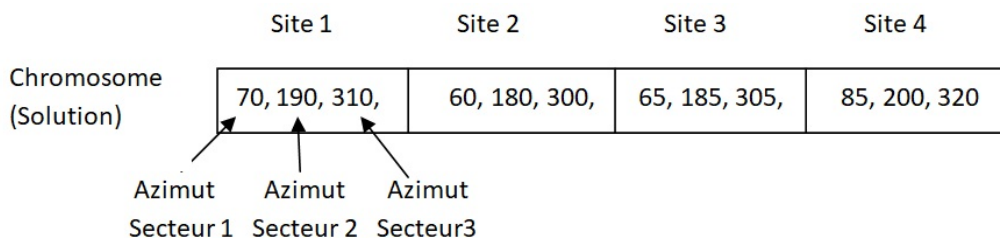


FIG. 4.1 : codage des solutions

Afin d'orienter l'optimisation vers une amélioration de la couverture, une métrique d'évaluation unifiée est introduite. Celle-ci prend en compte le RSRP, garantissant ainsi une apprè-

ciation globale de chaque solution candidate. La fonction d'évaluation F est donc exprimée comme une fonction simple reposant sur le RSRP, telle que définie par l'équation 4.1.

$$F(\text{solution}_i) = S_{\text{RSRP}_i} \quad (4.1)$$

où :

- S_{RSRP_i} : surface de la zone dans laquelle le RSRP est supérieur ou égal à -85 dBm.

L'objectif est de maximiser :

$$\text{Fitness} = \max(F_i), \quad i \in \{E\} \quad (4.2)$$

où $\{E\}$ désigne l'ensemble des solutions candidates.

Cette métrique, volontairement simple, est conçue pour orienter l'optimisation vers une amélioration de la couverture en s'appuyant sur le RSRP. Elle mesure directement l'étendue de la zone dans laquelle le signal reçu dépasse le seuil de -85 dBm, considéré dans la littérature, et notamment présenté au Chapitre 1, comme un niveau de signal de bonne qualité. Cela permet ainsi d'évaluer de manière claire et globale la performance de chaque solution candidate. La population initiale est générée aléatoirement, puis chaque solution est évaluée et associée à une valeur de fitness. Les solutions sont ensuite classées en fonction de leur fitness, du meilleur au moins performant. En l'absence d'informations préalables sur l'espace de solutions, la génération de solutions aléatoires constitue l'approche classique utilisée par la plupart des méta-heuristiques basées sur une population pour générer une population initiale de solutions [116]. Comme souligné dans [116, 117]. Les méthodes basées sur une seule solution, telles que la recherche locale, nécessitent une diversité initiale plus importante afin d'éviter les minima locaux. En revanche, les algorithmes basés sur une population, comme dans les AG, PSO, le DE et l'AIS intègrent naturellement des mécanismes efficaces de diversification [118]. C'est pourquoi nous avons opté pour une génération aléatoire de la population initiale, afin d'assurer une exploration suffisante de l'espace de recherche dès le départ. Bien que le codage utilise des valeurs entières discrètes pour représenter les azimuts, il s'inscrit dans la même logique générale d'encodage paramétrique que celle décrite dans la littérature pour des codages réels similaires [119, 120]. Ces approches facilitent la manipulation directe des paramètres physiques à optimiser, tout en permettant une adaptation aux contraintes spécifiques du système, qu'elles soient continues ou discrètes.

4.2.2 Les opération de croisement et de mutation

L'opération de croisement est réalisée en échangeant des gènes entre les chromosomes parents au niveau d'un point de croisement aléatoire. La Figure 5.4 illustre ce mécanisme de croisement. Les descendants obtenus à l'issue de cette phase constituent une nouvelle génération de solutions. Le croisement entre deux parents a lieu si la probabilité de croisement P_c est inférieure à 0,7 (70%). Dans le cas contraire, aucun croisement n'est effectué, et les deux parents sont directement intégrés à la nouvelle génération. Cette intégration permet de conserver certaines caractéristiques de la génération initiale, transmises d'une génération à l'autre. Le choix de ce taux de croisement (70%) s'appuie sur les recommandations issues de la littérature, présentées au Chapitre 2, où il est généralement considéré comme un compromis efficace entre exploration de nouvelles solutions et préservation des bonnes caractéristiques génétiques. La probabilité de croisement P_c est un nombre réel compris entre 0 et 1, généré aléatoirement.

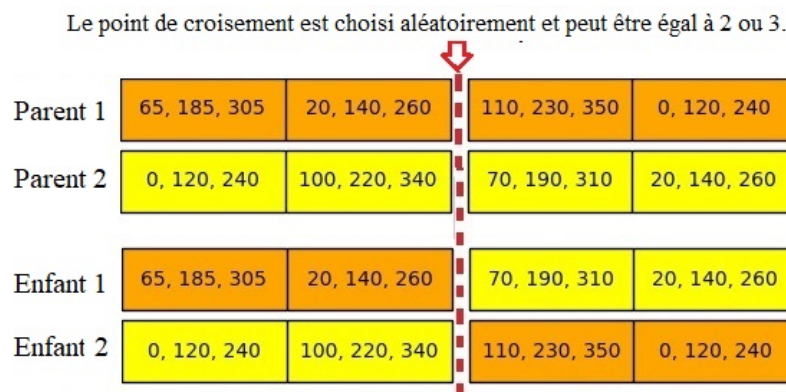


FIG. 4.2 : Mécanisme de croisement

Pour introduire de la diversité, une mutation peut être appliquée aux chromosomes si la probabilité de mutation P_m est inférieure à 0,02 conformément aux recommandations de la littérature. Cette opération peut impliquer de légères modifications des azimuts dans les gènes. Le mécanisme de mutation génique utilisé dans l'algorithme est simple : il consiste à sélectionner aléatoirement un gène dans le chromosome et à modifier ses azimuts par un angle compris entre 10° et 60° , comme illustré à la Figure 5.5.

Le critère d'arrêt adopté est double et garantit la terminaison de l'algorithme génétique présenté au Chapitre 3. Il repose sur :

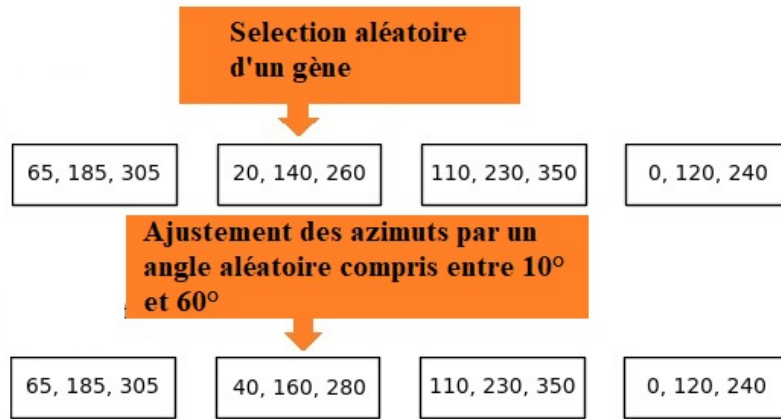


FIG. 4.3 : Mécanisme de mutation

- (i) l'absence d'amélioration des résultats pendant K générations consécutives après avoir atteint le meilleur résultat. Cela traduit une stagnation des performances de la population et suggère que l'optimisation a atteint ses limites ;
- (ii) l'atteinte d'un nombre prédéfini d'itérations (itr).

4.2.3 Processus d'optimisation par AG-EM&SIG

Le processus d'optimisation est mené de manière itérative selon une boucle évolutive propre aux algorithmes génétiques (AG). À chaque génération, toutes les solutions de la population sont d'abord évaluées via une simulation électromagnétique intégrée au SIG (EM&SIG), permettant de calculer les indicateurs clés de performance radio tels que le RSRP et le SINR. Ces mesures alimentent ensuite la fonction de fitness, qui quantifie la qualité globale de chaque configuration tilt-azimut.

Une fois toutes les solutions évaluées, l'algorithme applique les opérateurs génétiques classiques : - **sélection**, qui privilégie les meilleures solutions pour former la base de la génération suivante ; - **croisement**, qui combine deux parents pour générer de nouveaux individus (enfants) et explorer l'espace de recherche ; - **mutation**, qui introduit des modifications aléatoires dans les gènes afin de préserver la diversité génétique et d'éviter la convergence prématurée.

La boucle se répète jusqu'à ce qu'un critère d'arrêt prédéfini soit atteint, soit l'absence d'amélioration des résultats pendant K générations consécutives, soit l'atteinte d'un nombre maximal d'itérations (itr). Enfin, la meilleure solution identifiée est retournée. Des outils de post-traitement permettent ensuite de générer les cartes de couverture correspondantes

ainsi que les courbes illustrant l'évolution de la convergence au fil des générations, ce qui facilite l'analyse de la performance et de la stabilité de l'algorithme, comme détaillé dans l'algorithme 6.

Algorithm 6 Optimisation conjointe tilt-azimut par AG-EM&SIG

Require :

Bases de données : base SIG (MNE, couches bâtiments), base sites radio

Paramètres : taille de la population N , nombre maximal d'itérations max_iter , seuils RSRP/SINR

Ensure :

Configuration optimale des tilts et azimuts

// Préparation des données

1 : Charger les bases SIG et radio

// Initialisation

2 : Initialiser une population de N solutions (tilts/azimuts aléatoires dans les bornes)

3 : Évaluer la population initiale et stocker la meilleure solution $best$

4 : **repeat**

5 : **for** chaque solution $i \in [1, N]$ **do**

6 : Exporter la solution i vers le module EM&SIG (fichier d'échange Excel/xlsx)

7 : Lancer la simulation EM :

- Simuler la propagation EM sur la carte

- Calculer les cartes RSRP et SINR

8 : Importer les résultats RSRP/SINR du fichier d'échange (Excel/xlsx)

9 : Calculer la fitness selon Eq. 4.1

10 : **end for**

11 : Appliquer les opérateurs génétiques :

- Sélection des parents

- Croisement avec probabilité P_c

- Mutation avec probabilité P_m

12 : Mettre à jour $best$ si une meilleure solution est trouvée

13 : **until** le critère de convergence est atteint **ou** $iter = max_iter$

// Post-traitement

14 : Retourner la meilleure configuration tilt/azimut ($best$)

15 : Générer les cartes de couverture et les courbes de convergence

4.3 Résultats et discussion

Pour évaluer la performance de la méthode proposée, nous avons sélectionné une zone représentant une partie du centre-ville d'Oran, située à 400 km à l'ouest d'Alger, la capitale de l'Algérie. La zone d'étude couvre 13,5 km² et est desservie par 11 sites LTE de l'opérateur Algérie Télécom Mobile (ATM MOBILIS).

Parmi ces 11 sites LTE, quatre ont été choisis afin d'évaluer l'impact des variations des azimuts des cellules sur les performances du réseau, en particulier sur la couverture radio. Les

sept autres sites sont considérés comme des sites voisins, influençant la couverture globale du réseau puisqu'ils assurent la desserte d'une partie de la zone simulée. La Figure 5.6 illustre la zone d'étude avec les 11 sites LTE de l'opérateur ATM MOBILIS.

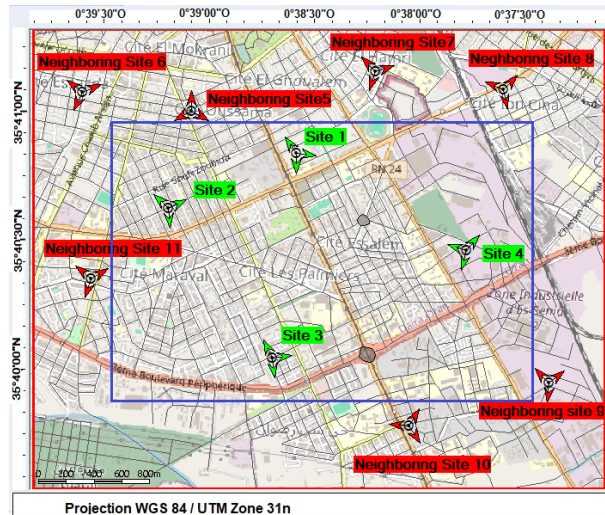


FIG. 4.4 : Zone d'étude avec les 11 sites LTE de l'opérateur ATM MOBILIS

La méthode sera testée sur les quatre sites sélectionnés par l'opérateur ATM MOBILIS afin d'optimiser leurs azimuts et d'améliorer la couverture, jugée initialement insuffisante dans la région. Cette approche représente une solution temporaire et économique comparée à l'installation de nouveaux sites, dont le déploiement est envisagé à moyen ou long terme. L'objectif de cette optimisation est donc d'évaluer l'impact des variations des azimuts des cellules sur les performances globales du réseau, notamment en matière de couverture radio. Les sept autres sites LTE sont considérés comme des sites voisins, contribuant à la couverture globale de la zone étudiée.

Les paramètres physiques des 11 sites LTE utilisés pour la simulation ont été fournis par l'équipe radio de l'opérateur ATM MOBILIS à partir d'audits radio. Grâce à ces paramètres réels, les résultats de simulation se rapprochent des conditions réelles. Au cours des simulations, seuls les azimuts des antennes de secteur des quatre sites étudiés ont été ajustés, sans modification des autres paramètres.

Le processus d'optimisation illustré à la Figure 5.7 commence par l'audit des sites effectué par l'équipe radio de l'opérateur, permettant la préparation d'une base de données des paramètres physiques des sites radio. Cette base est ensuite exploitée par la méthode hybride MetaOpt-EM&SIG, qui intègre également des informations supplémentaires telles que les modèles numériques d'élévation et les caractéristiques géographiques. Les résultats obtenus permettent la configuration des azimuts des sites afin d'atteindre les paramètres radio opti-

maux (RSRP, RSRQ, débits DL et UL, etc.) exigés par l'opérateur. La mise en œuvre de cette configuration est suivie par une validation de l'état du réseau (RSRP, RSRQ, débits DL et UL) à travers des campagnes de mesure (drive test) réalisées par l'équipe radio de l'opérateur.

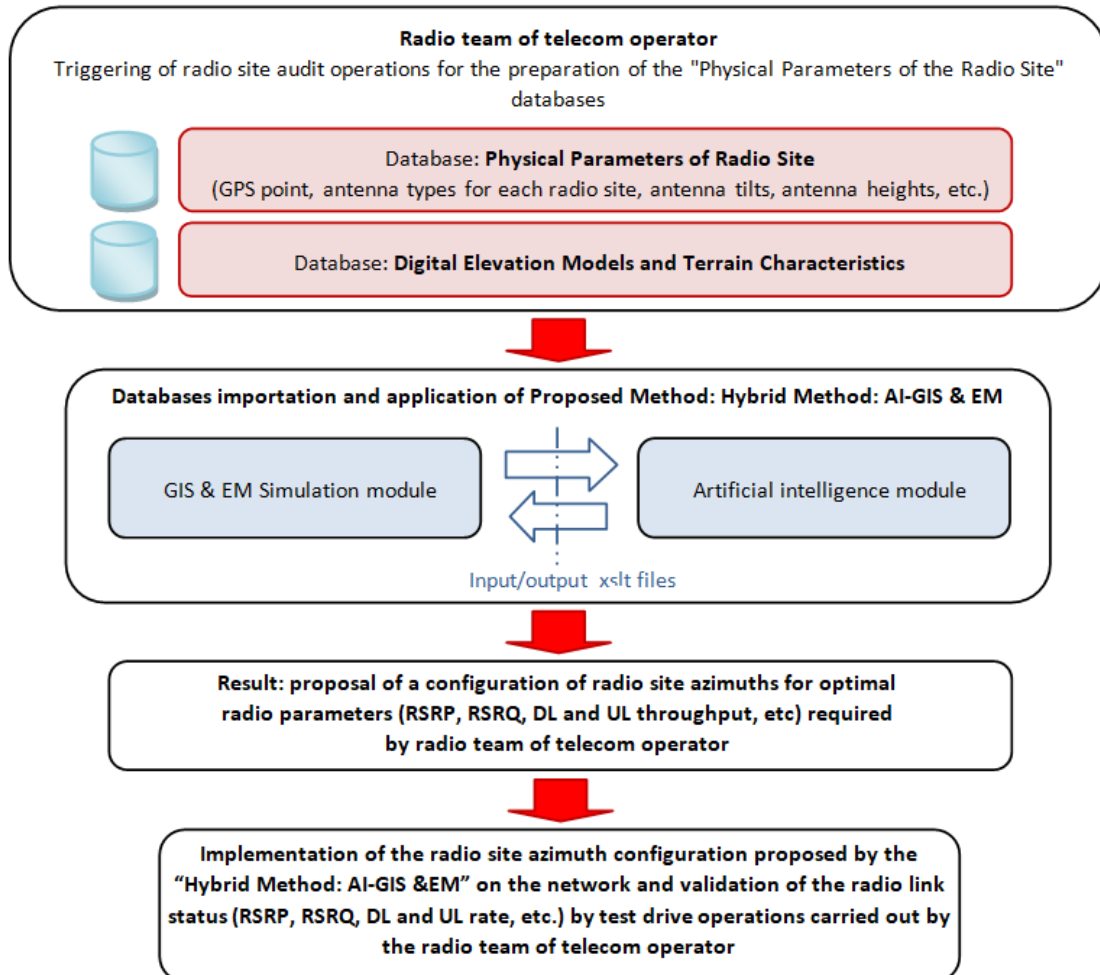


FIG. 4.5 : Intégration de la méthode dans le processus d'optimisation terrain

Afin d'illustrer l'effet des sites voisins sur la couverture radio, une première simulation a été réalisée avec les quatre sites désactivés. Le côté gauche de la Figure 5.8 montre la couverture radio obtenue dans cette configuration, avec la distribution des paramètres RSRP en dBm. Ensuite, une simulation a été effectuée avec les quatre sites LTE activés et des azimuts par défaut : 0° pour l'antenne de la cellule 1, 120° pour la cellule 2, et 240° pour la cellule 3. Le côté droit de la Figure 5.8 illustre la couverture radio avec ces paramètres.

Les résultats de simulation de la Figure 5.8(a) montrent un taux de couverture radio de 24,78% pour l'intervalle de -75 dBm à -30 dBm, et de 37,84% pour l'intervalle de -85 dBm à -75 dBm, soit une couverture totale de 62,62% (RSRP \geq -85 dBm). Cette couverture de 62,62% illustre l'impact des sites voisins sur la couverture globale et souligne la nécessité de

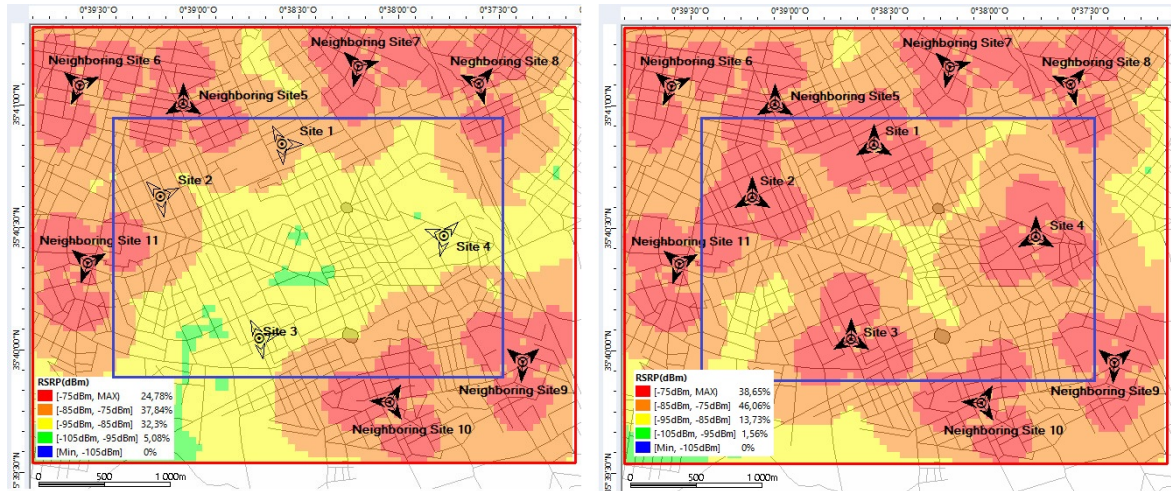


FIG. 4.6 : Distribution des paramètres RSRP (dBm) dans la zone d'étude ; (a) avec 4 sites désactivés ; (b) avec 4 sites activés et azimuts par défaut.

mettre en service les quatre sites LTE supplémentaires dans cette zone urbaine. En revanche, la Figure 5.8(b) montre que le taux de couverture atteint 84,71% avec la configuration par défaut des azimuts des antennes de secteur.

Pour améliorer l'efficacité du déploiement des quatre sites LTE, l'équipe radio de l'opérateur a réalisé un drive test afin d'évaluer les performances du réseau. Cette évaluation a permis d'optimiser les azimuts des antennes de secteur. Les azimuts optimisés sont présentés dans le Tableau 4.1.

TAB. 4.1 : Configuration des azimuts proposée par l'opérateur

Sites	Antenne		
	Secteur 1	Secteur 2	Secteur 3
Site 1	90°	175°	330°
Site 2	65°	170°	315°
Site 3	75°	170°	335°
Site 4	55°	195°	290°
Site voisin 5	0°	120°	240°
Site voisin 6	65°	205°	310°
Site voisin 7	75°	195°	315°
Site voisin 8	40°	65°	295°
Site voisin 9	50°	185°	310°
Site voisin 10	30°	145°	145°
Site voisin 11	60°	200°	310°

Les résultats de simulation avec les azimuts proposés par l'équipe radio de l'opérateur ATM MOBILIS sont présentés à la Figure 5.9. La distribution de la couverture radio LTE (RSRP en dBm) montre un taux de 39,25% pour l'intervalle de -75 dBm à -30 dBm, et de 48,42% pour l'intervalle de -85 dBm à -75 dBm, soit une couverture totale de 87,67% ($\text{RSRP} \geq -85$ dBm). Cette optimisation a conduit à une amélioration de 2,96% de la couverture globale par rapport aux configurations précédentes.

Cependant, malgré cette amélioration, le gain reste limité au regard du temps et des ressources engagés, notamment en termes de personnel technique pour les drive tests et ajustements. Ces tests sont essentiels pour une validation précise des performances du réseau et pour garantir l'adéquation des paramètres aux exigences opérationnelles. Néanmoins, il est recommandé de les utiliser principalement pour la validation initiale des paramètres, car les réajustements ultérieurs peuvent s'avérer coûteux et peu efficaces. Cela met en évidence l'importance d'une planification et d'une configuration optimales dès le départ afin d'éviter des ajustements et validations supplémentaires.

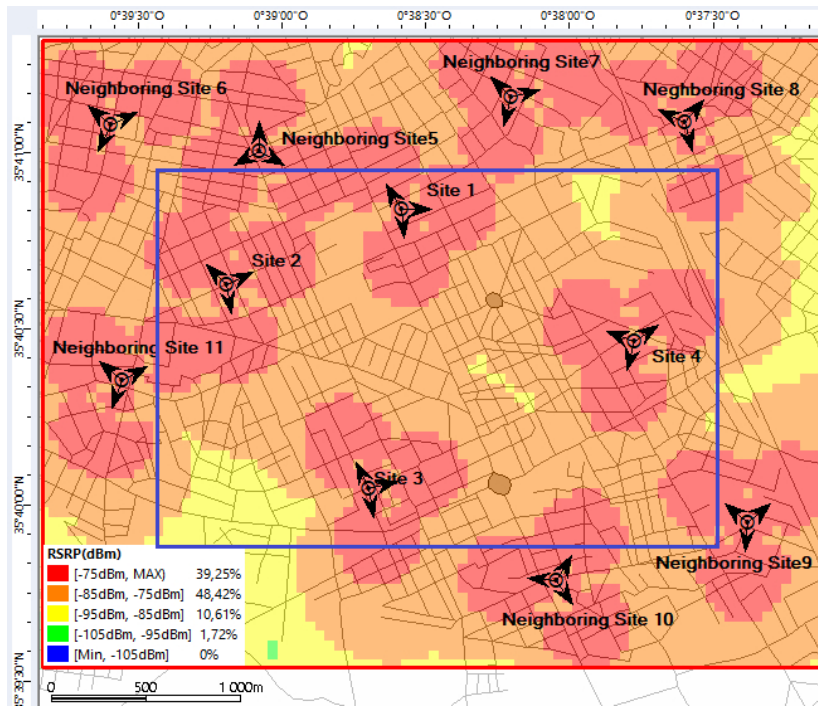


FIG. 4.7 : Distribution des paramètres RSRP (dBm) dans la zone d'étude avec la solution optimisée par l'opérateur

Nous présentons ensuite les résultats obtenus par application de la méthode hybride hybride MetaOpt-EM&SIG. Deux configurations sont examinées : la première avec un écart fixe de 120° entre les azimuts des cellules d'un même site, et la seconde avec un écart minimal supérieur à 60° . Ce choix repose sur les caractéristiques des antennes déployées dans la

région. L'analyse des diagrammes de rayonnement a montré qu'un écart minimal de 60° est nécessaire afin d'éviter le recouvrement des lobes principaux des antennes et de réduire les phénomènes de handover. La distribution des paramètres RSRP pour ces deux configurations est présentée à la Figure 5.10.

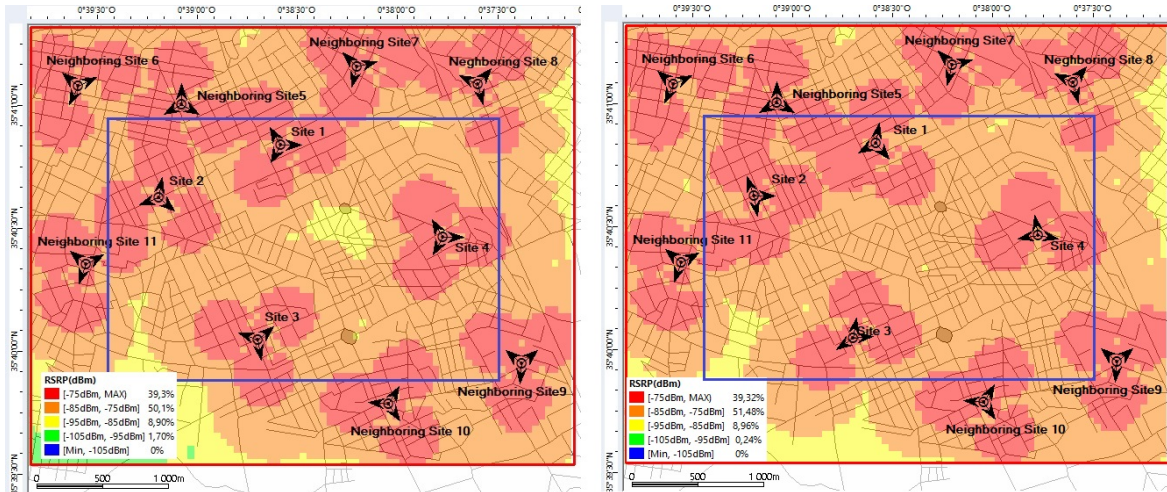


FIG. 4.8 : Distribution des paramètres RSRP (dBm) dans la zone d'étude ; (a) Méthode hybride MetaOpt-EM&SIG avec un écart fixe de 120° ; (b) Méthode hybride MetaOpt-EM&SIG avec un écart variable $> 60^\circ$

Les résultats de simulation de la Figure 5.10 montrent des taux de couverture radio de 89,4% pour la configuration à écart fixe de 120° entre les antennes d'un même site, et de 90,8% pour la configuration à écart variable supérieur à 60° .

Les pourcentages de couverture radio en fonction du nombre de générations sont illustrés à la Figure 5.11. Celle-ci met en évidence la convergence de la méthode hybride MetaOpt-EM&SIG pour les deux configurations, en moins de 40 générations.

Comme le montre la Figure 5.11, les premières générations produites par l'algorithme hybride MetaOpt-EM&SIG dans les deux configurations donnent des résultats moins efficaces que ceux de l'équipe radio et même inférieurs à la configuration par défaut. Cette situation est due à l'initialisation aléatoire de la première génération. Toutefois, l'algorithme converge rapidement vers des solutions performantes, ce qui confirme la pertinence du choix des paramètres (probabilité de croisement, probabilité de mutation, taille de la population). Une solution optimale de 90,8% est atteinte à la 19^e génération avec la configuration variable (écart $> 60^\circ$). Pour la configuration fixe à 120° , la meilleure solution (89,4%) est obtenue à la 17^e génération, soit 1,4% de moins que la configuration variable. Cet écart s'explique par la plus grande flexibilité offerte par la configuration variable. Notons toutefois que la configuration fixe dépasse celle de l'équipe radio de 1,73%. L'algorithme cesse ensuite d'améliorer

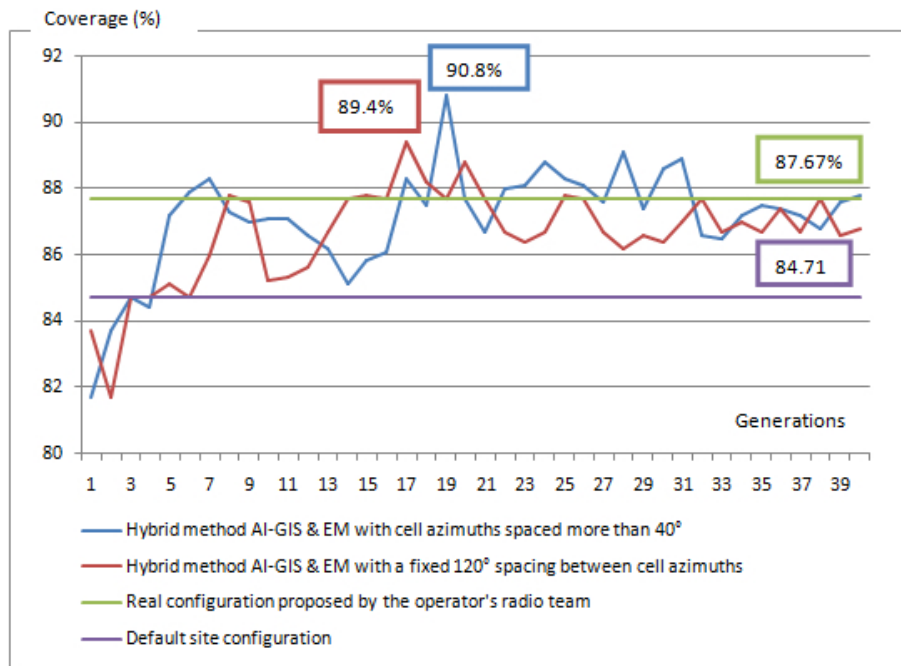


FIG. 4.9 : Convergence de la méthode hybride MetaOpt-EM&SIG avec un écart fixe de 120° et un écart variable > 60°

les résultats après plusieurs générations consécutives sans gain notable.

En résumé, l'ensemble des résultats présentés précédemment est regroupé dans le Tableau 5.2. Ce tableau inclut également les différents azimuts pour chaque configuration ainsi qu'une étude comparative

La comparaison des configurations testées met en évidence plusieurs aspects clés de l'optimisation de la couverture radio dans la zone d'étude. Parmi les configurations évaluées, la méthode hybride hybride MetaOpt-EM&SIG avec un espacement variable supérieur à 60° entre les azimuts des cellules (Cas 5) se distingue par son taux de couverture exceptionnel de 90,8 % pour un RSRP ≥ -85 dBm, ce qui en fait la solution la plus efficace pour améliorer la couverture radio et optimiser les performances globales du réseau.

Les résultats montrent une amélioration progressive de la couverture à chaque étape d'optimisation. Celle-ci passe de 62,62 % avec les sites désactivés (Cas 1) à 84,71 % en activant les 4 sites LTE avec les azimuts par défaut (Cas 2), soit un gain de 22,09 %. Les azimuts optimisés par l'équipe radio de l'opérateur (Cas 3) atteignent 87,67 %, soit un gain de 2,96 % par rapport au Cas 2. L'utilisation de la méthode hybride MetaOpt-EM&SIG avec un espacement fixe de 120° (Cas 4) augmente la couverture à 89,4 %, représentant un gain de 4,69 % par rapport au Cas 2. Enfin, l'espacement variable du Cas 5 permet d'atteindre 90,8 %, soit une amélioration de 6,06 % par rapport au Cas 2.

TAB. 4.2 : Résultats d'optimisation de la couverture radio pour différentes configurations, avec détails des azimuts

Cas	Configuration proposée	Secteur	Site 1	Site 2	Site 3	Site 4	Taux de couverture
1	Les 4 sites sont désactivés, et les sites voisins sont activés.						62,62 %
2	Configuration par défaut des azimuts des sites	1	0°	0°	0°	0°	84,71 %
		2	120°	120°	120°	120°	
		3	240°	240°	240°	240°	
3	Configuration optimisée par l'équipe radio de l'opérateur	1	90°	65°	75°	55°	87,67 %
		2	175°	170°	170°	195°	
		3	330°	315°	335°	335°	
4	Méthode hybride : MetaOpt-EM&SIG avec un espacement fixe des azimuts de 120°	1	90°	10°	50°	90°	89,4 %
		2	210°	130°	170°	210°	
		3	330°	250°	290°	330°	
5	Méthode hybride : MetaOpt-EM&SIG avec un espacement des azimuts de 60° ou plus	1	10°	90°	10°	100°	90,8 %
		2	140°	170°	85°	260°	
		3	240°	340°	235°	350°	

Cette séquence illustre l'impact positif des ajustements successifs des azimuts sur la couverture radio.

Parmi les différentes méthodes d'optimisation, la méthode hybride MetaOpt-EM&SIG avec espacement variable s'avère la plus performante, surpassant toutes les autres configurations. Avec une couverture de 90,8 %, elle dépasse l'espacement fixe de 120° (Cas 4), limité à 89,4 %. L'espacement variable offre une flexibilité accrue, contribuant à une couverture plus efficace que les autres approches.

Cependant, bien que la méthode hybride MetaOpt-EM&SIG avec espacement variable apporte des améliorations significatives, son rapport coût-efficacité mérite une évaluation approfondie. Le gain par rapport à la configuration optimisée par l'équipe radio (Cas 3) n'est que de 3,1 %. Or, cette méthode implique un investissement considérable en temps et en ressources, notamment pour les drive tests et les ajustements de paramètres. Il est donc essentiel de pondérer les bénéfices obtenus par rapport aux moyens déployés, le rapport entre gain de couverture et ressources investies étant crucial pour évaluer la rentabilité.

La combinaison des algorithmes génétiques pour l'optimisation des azimuts des antennes de chaque site radio d'un réseau mobile, avec l'utilisation d'un SIG intégrant une simulation des ondes électromagnétiques (EM), améliore significativement la précision des résultats. Cette approche prend en compte les caractéristiques réelles du terrain ainsi que les paramètres physiques des sites radio, permettant une optimisation fine et adaptée à la configuration spécifique des antennes (tout en maintenant constants d'autres paramètres physiques tels que la hauteur et le tilt des antennes). De plus, elle exploite les données géographiques détaillées pour modéliser les réflexions et interactions des ondes électromagnétiques, garantissant ainsi une optimisation optimale des azimuts des antennes des sites radio.

Toutefois, la performance de l'algorithme dépend étroitement de la qualité des bases de données utilisées, incluant les valeurs de hauteur d'antenne, les types d'antennes, les tilts d'antennes, et les caractéristiques géographiques de la zone. Toute erreur ou lacune dans ces données peut entraîner des résultats biaisés. Pour pallier ces limites, il est recommandé d'intégrer des systèmes de collecte de données ou de réaliser un audit radio afin d'assurer l'exactitude des informations physiques des sites et des caractéristiques de la zone.

4.4 Conclusion

Ce chapitre a constitué un *cas d'étude* de la méthode MetaOpt-EM&SIG, présentée dans le chapitre précédent, appliquée à l'optimisation des azimuts des antennes sectorielles. L'objectif était d'évaluer concrètement les performances de cette approche hybride, qui combine l'intelligence artificielle, les systèmes d'information géographique (SIG) et les modèles de propagation des ondes électromagnétiques, dans un scénario réaliste de déploiement de réseau cellulaire.

Les résultats obtenus mettent en évidence une progression notable de la couverture radio. Celle-ci est passée de 84,71 % pour la configuration par défaut des azimuts des sites (0° , 120° , 240°) à 87,97 % pour la configuration actuellement utilisée par l'opérateur. Grâce à la méthode MetaOpt-EM&SIG, la couverture a ensuite été améliorée à 89,4 % avec un espacement fixe de 120° , pour atteindre finalement une valeur maximale de 90,8 % en adoptant un espacement variable des azimuts avec un minimum de 60° . Ces résultats confirment l'efficacité de la méthode pour affiner la configuration des antennes, tout en réduisant le temps et les coûts liés aux ajustements manuels.

L'analyse met toutefois en évidence un compromis entre la précision des ajustements et la réduction des coûts opérationnels. De plus, malgré les gains constatés, la validation des paramètres par drive tests demeure une étape incontournable afin de garantir la conformité des configurations optimisées aux conditions réelles d'exploitation.

Ce cas d'étude ouvre des perspectives prometteuses pour l'amélioration et l'extension de la méthode. L'intégration de techniques multi-objectifs, l'exploration de paramètres supplémentaires tels que les tilts (mécaniques et électriques) et la hauteur des antennes, ainsi que l'exploitation de données issues des fichiers de traces collectés lors des drive tests, constituent des pistes pertinentes pour affiner davantage l'optimisation et renforcer le réalisme des résultats.

Chapitre 5

Application de l'approche

**MétaOpt-EM&SIG pour optimiser le
placement des gNodeB 5G**

Présentation du chapitre

Dans le cadre du déploiement à grande échelle des réseaux 5G, la planification optimale de placement des sites constitue un enjeu stratégique pour les opérateurs de télécommunications, tant sur le plan technique qu'économique. Ce chapitre présente un deuxième cas d'étude de l'application de la méthode MétaOpt-EM&SIG, visant à optimiser le déploiement des BS 5G. La démarche repose sur une analyse préalable de la couverture LTE existante de l'opérateur téléphonique MOBILIS pour identifier les zones sous-desservies. Un schéma de pondération multicritère intégrant le RSRP, la densité d'abonnés et l'importance stratégique de chaque zone oriente l'optimisation vers les régions à fort impact. L'architecture se compose d'un module d'optimisation basé sur un AG. Plusieurs scénarios d'optimisation sont étudiés, notamment le déploiement complet des BS sur la zone globale, la concentration des BS sur une zone prioritaire à forte demande et l'intégration du réseau LTE existant pour améliorer la couverture et réduire le nombre de nouvelles BS nécessaires. Le système de pondération est également évalué afin de mieux cibler les zones critiques et d'éviter le sur-déploiement dans les zones déjà bien desservies. Cette approche permet d'explorer différentes stratégies de planification et de démontrer la pertinence de la méthode MétaOpt-EM&SIG pour le déploiement des réseaux 5G.

5.1 Introduction

La planification et l'optimisation des sites radio sont devenues encore plus cruciales avec l'essor des réseaux 5G et au-delà. Une planification efficace est indispensable pour faire face à la croissance exponentielle de l'usage des données et à la prolifération des appareils connectés [73, 121]. Les défis liés à la faible couverture LTE et à la forte densité d'abonnés dans les zones urbaines exigent une approche stratégique de l'expansion des réseaux cellulaires, conciliant besoins de couverture et contraintes financières liées au déploiement de nouvelles infrastructures [122, 123].

De nombreuses études ont contribué à la planification et à l'optimisation des réseaux cellulaires à travers des approches basées sur l'intelligence artificielle. Les travaux présentés dans [124–126] se sont focalisés sur l'optimisation du placement des BS en s'appuyant sur des modèles précis de propagation électromagnétique et en adaptant des AG aux spécificités de ce problème d'optimisation. Une approche hybride combinant les AG et l'algorithme des k-moyennes a également été proposée dans [127] afin d'optimiser le placement des passerelles dans les réseaux 5G ultra-denses. D'autres recherches ont repoussé les frontières de l'optimisation dans la planification 5G, dans ce contexte, un AG à mutation adaptative a été proposé pour améliorer la couverture des BS tout en réduisant le coût de déploiement, démontrant son efficacité dans plusieurs scénarios urbains [128]. De même, les AG et autres méta-heuristiques ont été appliqués pour optimiser la densité des BS et la consommation énergétique dans les réseaux cellulaires hétérogènes, conciliant performance et efficacité énergétique [129]. Une autre approche a exploité un algorithme de recherche coucou multi-agents pour l'allocation des ressources spectrales en 5G, améliorant la qualité d'accès tout en réduisant la complexité computationnelle par rapport aux AG traditionnels [130]. Dans les environnements urbains ultra-denses, la combinaison d'une modélisation réaliste et d'une stratégie de placement optimisé des BS s'est avérée particulièrement efficace pour atteindre une couverture optimale en ondes millimétriques [131]. L'approche développée, reposant sur le couplage de simulateurs EM, de SIG et de méta-heuristiques, en particulier les AG et les AIS, a démontré une performance notable pour la planification de la localisation des sites 5G. Ces travaux soulignent la pertinence croissante de la combinaison des algorithmes basés sur l'IA et des modèles spatiaux pour une planification efficace des infrastructures 5G.

Dans ce contexte, le présent chapitre constitue un cas d'étude concret de planification du placement d'un nouveau réseau 5G sous plusieurs scénarios. Le premier scénario considère

une intégration en SA, sans prise en considération de l'infrastructure existante. Le deuxième scénario explore l'intégration du réseau 5G en présence du réseau cellulaire existant selon l'architecture NSA, incluant plusieurs sous-cas : sans priorité géographique et avec une priorité accordée à certaines zones stratégiques. Ces scénarios permettent d'analyser l'impact des différentes stratégies de déploiement sur la couverture et la performance globale du réseau, tout en tenant compte des contraintes opérationnelles et économiques propres à chaque approche.

5.2 Énoncé du problème

L'évolution rapide des réseaux LTE vers la 5G impose une refonte profonde des stratégies de planification et d'optimisation des sites radio. Contrairement aux générations précédentes, le déploiement de la 5G nécessite un nombre beaucoup plus élevé de BS, ce qui engendre une augmentation considérable des coûts d'infrastructure ainsi que des contraintes techniques et logistiques.

Ce défi est particulièrement marqué dans les zones urbaines à forte densité d'abonnés, où la couverture LTE existante demeure insuffisante pour répondre à la demande croissante en capacité et en qualité de service. À l'inverse, certaines zones disposent déjà d'une couverture LTE robuste, mais la saturation des services et l'exigence de débits plus élevés justifient des améliorations ciblées. Dans les deux cas, une planification rigoureuse est indispensable pour garantir que le déploiement de la 5G réponde aux besoins réels des utilisateurs tout en restant économiquement soutenable [73, 132].

Cependant, les méthodes traditionnelles de planification radio montrent leurs limites face à la complexité actuelle du déploiement. Elles peinent à concilier des objectifs souvent contradictoires : extension de la couverture, augmentation de la capacité, réduction des coûts, et prise en compte des contraintes géographiques. De plus, un déploiement uniforme et massif des sites 5G est irréaliste, compte tenu des investissements colossaux requis et de l'hétérogénéité de la demande sur le terrain.

La problématique centrale réside donc dans la définition d'une stratégie de déploiement *progressive et optimisée*, capable d'identifier et de prioriser les zones critiques — celles caractérisées par une faible couverture LTE et/ou une forte densité d'abonnés — avant d'étendre progressivement le réseau. Une telle approche doit permettre de maximiser l'efficacité de chaque nouveau site installé, tout en limitant le nombre total de déploiements nécessaires

[133–135].

Dans ce chapitre, nous présentons une réflexion sur ce problème en nous appuyant sur l'intégration de l'IA et des SIG. Ces outils constituent une voie prometteuse pour analyser la couverture LTE existante, identifier les zones mal desservies et guider la planification des sites 5G selon des critères techniques et économiques.

En résumé, le problème à résoudre peut être formulé ainsi :

Comment planifier le déploiement des sites 5G dans un environnement déjà couvert par le LTE de manière à assurer une couverture optimale et une qualité de service adéquate, tout en réduisant les coûts d'infrastructure et en prenant en compte la densité d'abonnés ainsi que les contraintes géographiques ?

5.3 Méthode de résolution

Nous présentons dans cette section l'adaptation de notre approche hybride, qui combine une méta-heuristique — en particulier les AG — avec le module EM&SIG décrit en détail dans le chapitre 3, afin de planifier le déploiement des sites radio 5G dans une zone déjà couverte par le réseau LTE. L'objectif est d'améliorer la couverture réseau tout en optimisant à la fois le nombre et l'emplacement des sites 5G à déployer. Cette méthodologie garantit que les nouveaux sites soient installés dans des zones où la couverture LTE est insuffisante et où la densité d'abonnés est élevée, sur la base des KPIs.

Le SIG retenu pour cette étude est particulièrement efficace pour intégrer des modèles détaillés de propagation et de réflexion des ondes électromagnétiques. Il permet également une représentation précise des paramètres radio essentiels tels que le RSRP et le RSRQ.

La méthode de planification proposée, illustrée dans la Figure 5.1, est organisée en cinq étapes principales. Elle vise à optimiser le nombre de sites radio 5G à déployer et à déterminer leurs emplacements optimaux de manière à garantir une couverture maximale. Cette approche s'appuie sur l'évaluation de la couverture LTE existante et de ses indicateurs de performance. La composante d'intelligence artificielle intègre l'algorithme ais, utilisé pour identifier les positions optimales des nouveaux sites 5G en conciliant deux objectifs : maximiser la couverture et réduire le nombre de sites nécessaires. Ainsi, la méthodologie répond simultanément aux contraintes techniques et aux exigences économiques liées au déploiement. La Figure 5.1 illustre les différentes étapes du processus d'optimisation.

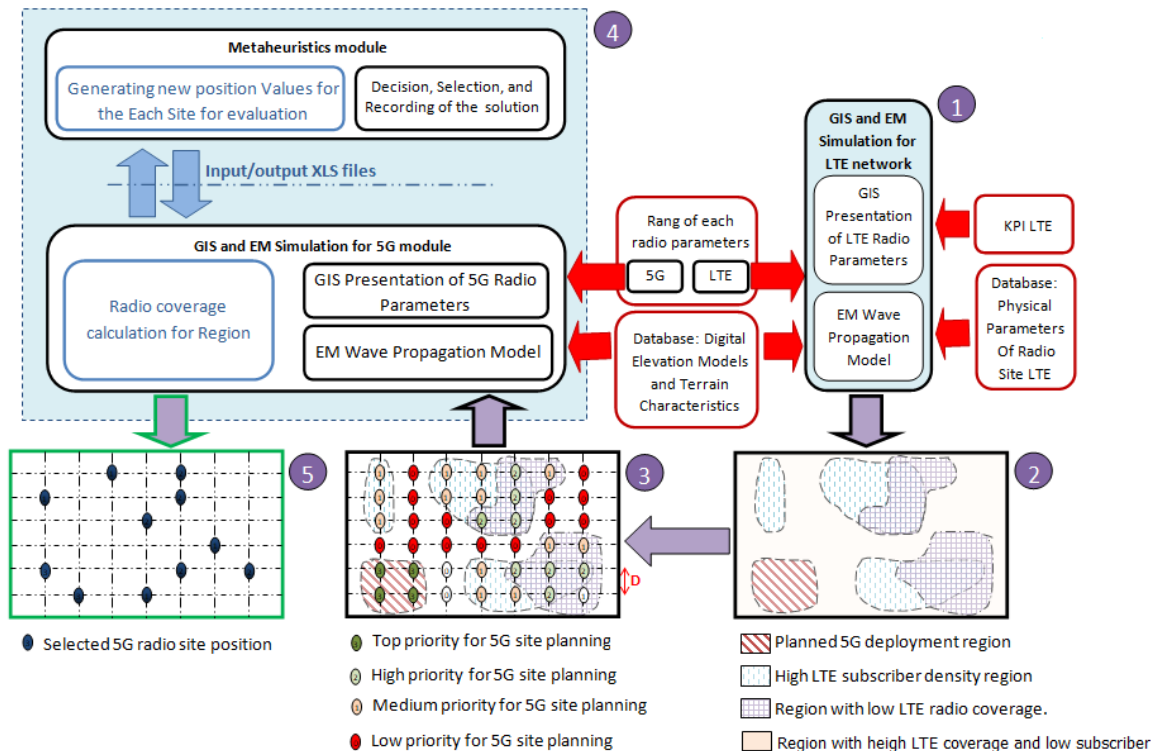


FIG. 5.1 : Adaptation de la Méthode hybride métaOpt-EM&SIG

5.3.1 Étape 1 : Analyse de la couverture LTE existante

L'analyse de la couverture LTE est réalisée à l'aide de la partie EM&SIG. Une base de données contient les paramètres physiques des sites LTE déjà déployés, tels que la hauteur des antennes, les coordonnées GPS, les Tilts et azimuts, collectés lors d'audits radio effectués par l'opérateur télécom.

L'analyse peut être complétée par des mesures réelles issues de campagnes de *drive tests*. Le SIG intègre également des seuils de performance définis par l'opérateur. En outre, la distribution des abonnés est modélisée à l'aide de KPI tels que le nombre d'utilisateurs en état connecté (RRC Connected Users) et le nombre d'utilisateurs actifs par cellule (Active Users per Cell), permettant d'identifier les zones à forte densité à prioriser pour le déploiement de la 5G.

5.3.2 Étape 2 : Classification des zones pour la planification des sites 5G

La zone d'étude est divisée en quatre catégories sur la base de la couverture LTE simulée ou mesurée — et de la densité des abonnés. Cette classification oriente la planification du

réseau 5G en fonction des besoins réels du terrain. Elle comprend : les zones prioritaires pour un déploiement immédiat de la 5G, les zones à forte densité d'abonnés malgré une couverture LTE existante, les régions insuffisamment couvertes par le LTE, ainsi que les zones disposant d'une bonne couverture LTE mais avec une faible densité d'utilisateurs.

5.3.3 Étape 3 : Classification des points candidats pour le déploiement de sites 5G

Afin de déterminer les meilleurs emplacements des nouveaux sites 5G, la zone d'étude est subdivisée en une grille régulière ER, appelée *grille de points candidats* (Figure 5.2). Cette discrétisation de l'espace géographique est une étape clé dans le processus de planification, car elle transforme le problème en une recherche d'optimisation sur un ensemble discret de positions potentielles. Chaque point de cette grille est considéré comme un candidat au placement d'un site 5G.



FIG. 5.2 : Grille de points candidats

L'un des objectifs fondamentaux de cette étape est de sélectionner les points les plus pertinents selon des critères techniques et opérationnels prédéfinis. Pour cela, chaque point de la grille est associé à un poids reflétant l'importance stratégique de la zone dans laquelle il est situé. Cette pondération est définie selon quatre niveaux de priorité :

- **Faible priorité** : zones où le déploiement 5G est peu urgent en raison d'une couverture LTE suffisante et d'une faible densité d'abonnés.
- **Priorité moyenne** : zones où le déploiement 5G pourrait être bénéfique mais ne constitue pas une priorité à court terme.

- **Haute priorité** : zones à forte densité d'abonnés et/ou à couverture LTE insuffisante, nécessitant un déploiement rapide de la 5G.
- **Priorité maximale** : zones critiques où le déploiement d'au moins un site 5G est impératif pour garantir une qualité de service adéquate.

Cette classification oriente efficacement le processus d'optimisation en concentrant les efforts sur les zones prioritaires tout en réduisant les coûts et le nombre de sites déployés. Elle facilite également l'intégration des contraintes géographiques et techniques dans l'approche hybride afin d'identifier les solutions les mieux adaptées aux besoins réels du réseau.

5.3.4 Étape 4 : Approche Hybride MétaOpt-EM&SIG

Après avoir classé les points candidats de la grille à l'étape précédente, l'objectif est désormais de sélectionner un sous-ensemble optimal de ces points, destiné à constituer les futurs emplacements des sites radio 5G. Ce sous-ensemble doit garantir une couverture optimale de la zone d'étude, tout en minimisant le nombre total de sites à déployer.

Cependant, ce processus d'optimisation ne se réduit pas à une simple sélection de points : il requiert l'évaluation de différentes configurations de placement afin de maximiser la couverture du réseau. Cette évaluation doit être conduite avec rigueur, en intégrant les modèles de propagation des ondes radio et les particularités du milieu (topographie, bâtiments, etc.).

Un tel problème est particulièrement complexe, car il appartient à la classe des problèmes NP-complets [127]. Cela implique qu'il est impossible de déterminer une solution optimale exacte dans un temps raisonnable en raison de l'explosion combinatoire du nombre de configurations possibles lorsque le nombre de points candidats augmente.

Pour relever ce défi, nous avons adapté l'approche hybride MétaOpt-SIG&EM présentée au chapitre 3. Pour la partie IA, nous avons opté pour un AG spécifiquement adapté à ce problème. Ce choix est motivé par plusieurs facteurs : (i) les améliorations significatives observées lors de l'optimisation des azimuts dans le premier cas d'étude présenté au chapitre 4, et (ii) les enseignements issus de la littérature qui soulignent l'efficacité des AG dans le domaine de l'optimisation des déploiements radio [?, 37, 71, 136, 137].

Une solution est modélisée sous la forme d'un chromosome (Figure 5.3), constitué d'un ensemble de gènes. Chaque gène représente un point candidat et est défini par quatre paramètres clés :

- **Latitude (N)** : La position GPS nord du point, exprimée en degrés, minutes et secondes.

- **Longitude (O)** : La position GPS ouest du point, également exprimée en degrés, minutes et secondes.
- **Valeur (V)** : Un indicateur binaire déterminant si le point est sélectionné pour le déploiement :
 - 1 : Le point est sélectionné pour le déploiement.
 - 0 : Le point n'est pas sélectionné.
- **Poids (W)** : Un coefficient associé à chaque point candidat, compris entre 0 et 3, représentant une mesure de l'importance ou de l'adaptabilité du point pour la couverture réseau.

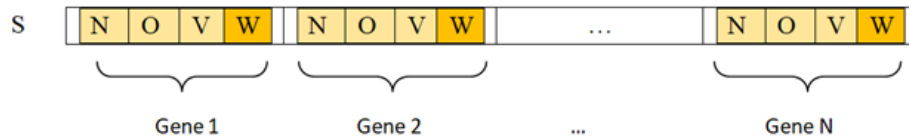


FIG. 5.3 : Représentation d'une solution par un chromosome

Ainsi, pour un point candidat i , ses propriétés sont définies comme suit :

- $S[i].N$: Latitude du point candidat.
- $S[i].O$: Longitude du point candidat.
- $S[i].V$: Valeur binaire indiquant si le point est sélectionné (1) ou non (0).
- $S[i].W$: Valeur numérique comprise entre 0 et 3.

L'AG utilisé (Algorithme 1) pour la sélection des BS 5G est basé sur l'optimisation de la couverture réseau en identifiant les points candidats les plus pertinents pour le déploiement. Chaque chromosome de cet algorithme correspond à une solution potentielle S , permettant ainsi d'explorer différentes configurations et de maximiser l'efficacité du réseau.

La fonction objectif, définie par l'équation (5.1), vise à maximiser la couverture tout en respectant la contrainte (5.2) sur le nombre maximal de sites déployables.

Si $P = \{P_1, P_2, \dots, P_m\}$ est l'ensemble des points candidats et $W = \{w_1, w_2, \dots, w_M\}$ sont les poids associés à chaque point, l'objectif est de sélectionner N points P' parmi P afin de maximiser la couverture du réseau tout en maximisant la somme des poids des points sélectionnés.

La fonction objectif peut être formulée comme suit :

$$\max_{P'_i \in P} \left(C(P'_i) \cdot \sum_{i \in P'} w_i \right) \quad (5.1)$$

Où :

- P'_i est l'ensemble des N points candidats sélectionnés formant la solution i .
- $P = \{P'_1, P'_2, \dots, P'_m\}$ est l'espace de recherche contenant toutes les solutions candidates explorées par l'AG.
- $C(P')$ est la couverture réseau assurée par les N sites sélectionnés formant l'ensemble P' .
- w_i est le poids du point P_i .
- $\sum_{i \in P'} w_i$ est la somme des poids des points sélectionnés dans P' .

Sous la contrainte :

$$\sum_{i \in P'} S[i].V \leq P_{site} \quad (5.2)$$

Cette formulation garantit que l'algorithme génétique privilégie non seulement la couverture réseau maximale, mais optimise également les points sélectionnés en fonction de leur pertinence, définie par leur poids. La contrainte (5.2) assure que la solution respecte la limite sur le nombre de sites déployables (P_{site}), évitant ainsi un sur-déploiement inutile et coûteux.

Un critère d'arrêt bien défini est essentiel pour assurer l'efficacité d'un AG. Un nombre trop faible d'itérations produit des solutions sous-optimales, tandis qu'un nombre trop élevé entraîne un gaspillage de ressources de calcul [138]. Pour éviter ces écueils, un critère d'arrêt hybride a été adopté, combinant un nombre fixe d'itérations avec un critère de stagnation, où l'algorithme s'arrête si les résultats ne progressent plus au-delà d'un certain nombre K de générations consécutives. Cette combinaison optimise l'efficacité des algorithmes génétiques en réduisant les calculs inutiles et en évitant l'exploration excessive de zones déjà couvertes.

Algorithm 7 Interaction entre l’algorithme génétique (AG) et le module EM&SIG

Entrées : Liste de tous les points candidats P , Nombre maximal de sites déployables P_{site} , Base de données SIG (modèle de terrain, bâtiments), Base de données radio (emplacement des sites LTE, paramètres d’antenne LTE), Paramètres de l’algorithme génétique (taille de la population, probabilité de croisement p_c , probabilité de mutation p_m , nombre maximal de générations, critère d’arrêt basé sur la stagnation).

Sortie : Meilleure solution optimale P'_i

- 1: **AG :** Générer aléatoirement une population initiale de chromosomes (chaque chromosome représente une solution) et enregistrer ces solutions dans le fichier de sortie.
 - 2: **EM&SIG :** Lire le fichier de sortie et évaluer la valeur de *fitness* de chaque chromosome (solution) à l’aide des modèles EM&SIG (calcul de la couverture réseau) et enregistrer les valeurs de *fitness* dans le fichier d’entrée.
 - 3: **AG :** Lire le fichier d’entrée et attribuer la *fitness* correspondante à chaque chromosome.
 - 4: **repeat**
 - 5: **AG :** Sélectionner les chromosomes parents par la méthode de la roulette (solutions offrant la meilleure couverture).
 - 6: **AG :** Appliquer le croisement à deux points avec une probabilité p_c pour produire de nouveaux enfants.
 - 7: **AG :** Appliquer la mutation binaire (inversion aléatoire de certains gènes) avec une probabilité p_m , en veillant à conserver la contrainte sur le nombre total de sites déployés.
 - 8: **AG :** Former la nouvelle population (enfants + élites conservées) et enregistrer cette population dans le fichier de sortie.
 - 9: **EM&SIG :** Lire le fichier de sortie et réévaluer la *fitness* des nouvelles solutions, puis enregistrer ces valeurs dans le fichier d’entrée.
 - 10: **AG :** Lire le fichier d’entrée et mettre à jour la population avec les nouvelles valeurs de *fitness*.
 - 11: **until** Critère d’arrêt atteint (nombre fixe de générations ou stagnation des performances pendant k générations consécutives)
 - 12: **return** Meilleure solution obtenue P'_i
-

Cette approche permet de concilier l’exploration de nouvelles zones de recherche grâce à la mutation et l’exploitation des solutions prometteuses par le mécanisme de clonage et de sélection. Le recours aux ais permet donc d’obtenir des solutions optimisées et robustes, adaptées à la complexité du déploiement 5G.

5.3.5 Étape 5 : Sélection et Présentation des Emplacements Optimaux des Sites 5G

À l’issue du processus d’optimisation, l’AG fournit un sous-ensemble optimal de points candidats représentant les emplacements des sites radio 5G à déployer. Ces sites sont choisis de manière à maximiser la couverture de la zone d’étude tout en respectant les contraintes opérationnelles, telles que le nombre maximal de BS autorisées, la topographie du terrain et

l'interférence potentielle avec les sites existants.

Une fois la meilleure solution identifiée, les emplacements sélectionnés sont intégrés et affichés sur la carte SIG utilisée tout au long de l'étude. Cette visualisation joue un rôle essentiel : elle permet non seulement de valider la cohérence spatiale des positions retenues (par exemple leur proximité avec les zones à forte demande ou la conformité aux règles de planification), mais aussi d'évaluer visuellement l'impact du déploiement sur la couverture réseau.

La carte finale met en évidence :

- Les points sélectionnés pour l'implantation des sites 5G, représentés par des symboles distinctifs (par exemple des marqueurs colorés ou des icônes spécifiques) ;
- Les zones couvertes atteignant le seuil de qualité défini (un RSRP supérieur à -85 dBm), illustrées à l'aide de dégradés de couleurs ;
- La superposition des infrastructures existantes (réseau LTE, bâtiments, routes, topographie), offrant un contexte géospatial complet pour l'analyse ;

Cette étape assure ainsi la traduction concrète des résultats numériques de l'algorithme en informations géospatiales exploitables par les planificateurs et les décideurs. Elle facilite également la comparaison entre différentes solutions de déploiement en permettant d'évaluer visuellement, sur la même carte, les configurations obtenues par des approches distinctes (l'AG par rapport à la méthode de référence ou à la configuration initiale de l'opérateur).

Cette phase finale fait le lien entre le calcul algorithmique et le décisionnel terrain, en fournissant une représentation claire et exploitable des emplacements optimaux et de leur impact sur l'amélioration de la couverture réseau 5G dans la zone étudiée.

5.4 Résultats et discussion

Pour valider et tester la méthodologie proposée, une étude de cas a été réalisée sur le déploiement d'un nouveau réseau 5G dans la ville d'Oran, située dans l'ouest de l'Algérie. La zone d'étude, couvrant une superficie de $13,7$ km², inclut le centre-ville d'Oran, qui se trouve au nord-ouest du pays, à 432 km d'Alger. Oran a été choisie pour cette étude en raison de son importance économique et stratégique. Classée comme la deuxième plus grande ville d'Algérie après la capitale, elle compte un nombre important d'abonnés dans les réseaux cellulaires 4G, ce qui en fait un site particulièrement pertinent pour l'expansion du réseau 5G.

L'objectif principal est de déployer un nouveau réseau 5G, qui n'existe pas encore, en s'appuyant sur l'infrastructure LTE-A existante de l'opérateur MOBILIS. En effet, le déploiement de la 5G repose généralement sur l'infrastructure LTE-A, ce qui représente le scénario le plus courant [139]. Déployer un réseau 5G sans s'appuyer sur l'infrastructure actuelle serait un processus long et complexe. Pour couvrir une zone déjà desservie par les réseaux cellulaires traditionnels (GSM, CDMA et LTE), le nombre de BS 5G pourrait tripler [15]. Ainsi, atteindre une couverture complète en 5G dans un avenir proche est irréaliste en raison du volume important d'équipements requis [17]. La transition vers cette nouvelle génération de communication ne peut pas se faire instantanément et nécessite une planification rigoureuse. Il est donc essentiel de prioriser le déploiement dans des zones stratégiques à forte densité d'utilisateurs actifs, tout en tenant compte des contraintes liées au nombre total de BS pouvant être déployées [18]. L'optimisation de la couverture du réseau reposera sur l'ajustement stratégique de l'emplacement des sites radio afin d'assurer une transition fluide et une couverture optimale.

Pour garantir une approche réaliste et pertinente, une base de données détaillée a été fournie par un opérateur télécom. Elle inclut des informations sur l'infrastructure existante, telles que les emplacements précis des sites radio LTE-A, ainsi que plusieurs paramètres radio physiques comme la hauteur des antennes sectorielles, l'orientation des azimuts et l'inclinaison des antennes. Ces données ont été collectées lors des audits réalisés par les équipes radio de l'opérateur afin d'assurer leur précision.

La zone d'étude, d'une longueur de 4,17 km et d'une largeur de 3,28 km, a été subdivisée en une grille de points espacés régulièrement de 40 mètres. Le nombre total de points candidats, soit 7 710 pour la région (ensemble P), résulte du maillage de l'ensemble de la zone d'étude.

Pour évaluer la couverture réseau, chaque point est analysé en fonction des obstacles potentiels et des critères de performance du réseau. L'objectif est de sélectionner un sous-ensemble optimal $P' \subset P$, représentant les points les plus stratégiques pour maximiser la couverture tout en minimisant le nombre de sites déployés.

Pour résoudre ce problème d'optimisation, nous avons proposé un algorithme génétique (AG), détaillé dans la Section 5.3.3. Dans ce contexte, chaque solution candidate est modélisée sous la forme d'un vecteur S de longueur 7 710, correspondant au nombre total de points candidats issus de la transformation de la zone d'étude en une grille régulière de points GPS.

La grande taille du chromosome, représentant un espace de recherche vaste, nécessite un

nombre suffisant d'itérations pour explorer efficacement les solutions possibles et converger vers un optimum satisfaisant. [137] a montré qu'un nombre insuffisant d'itérations dans la résolution d'un problème de planification similaire empêche d'atteindre une solution optimale. Par conséquent, ils recommandent d'augmenter le nombre d'itérations. En outre, une condition d'arrêt secondaire est introduite : si aucune amélioration significative n'est observée après 100 générations consécutives, l'algorithme s'interrompt. Cette condition de stagnation évite des itérations inutiles lorsque l'algorithme atteint un plateau dans l'espace de recherche. Les valeurs de 1 000 générations et de 100 générations stagnantes ont été déterminées après de nombreuses simulations. Elles permettent de trouver un compromis entre la qualité des solutions et la gestion des ressources de calcul. Ainsi, la double condition d'arrêt s'adapte à la complexité du problème tout en maintenant une efficacité computationnelle.

Notre étude de cas est structurée en trois parties pour analyser différentes stratégies de déploiement 5G et optimiser sa mise en œuvre.

Dans un premier temps, nous avons appliqué notre méthode d'optimisation à un scénario de déploiement 5G autonome, sans tenir compte de l'infrastructure LTE-A existante. Cette approche fournit un premier modèle théorique d'un réseau 5G optimal basé sur les besoins de couverture, tout en identifiant les zones nécessitant une densification particulière des BS.

Dans un second temps, afin de réduire le nombre de sites 5G requis tout en maintenant des performances réseau satisfaisantes, nous avons intégré l'infrastructure LTE-A existante dans notre analyse. Cette phase consiste à tirer parti des sites LTE-A existants pour y déployer des équipements 5G, ce qui permet d'évaluer les avantages d'un déploiement progressif et hybride, optimisant à la fois le coût et le temps de mise en œuvre.

Dans la troisième partie, nous avons affiné notre approche en introduisant un système de pondération basé sur l'importance stratégique de chaque région dans la zone d'étude. Cette pondération repose sur l'analyse des indicateurs clés de performance (KPI) du réseau LTE-A actuel, tels que le taux de couverture par région, le nombre d'utilisateurs connectés, les zones à forte demande en capacité et les zones prioritaires définies par l'opérateur télécom. En intégrant ces données dans notre modèle, nous avons ajusté la priorisation du déploiement 5G en fonction des besoins réels des utilisateurs et des contraintes du réseau existant, assurant ainsi une planification plus efficace et mieux adaptée au terrain.

5.4.1 Partie 1 : Déploiement du réseau 5G sans approche transitoire (LTE-A vers 5G) sous l'architecture SA

Dans ce cas, le déploiement du réseau 5G est considéré comme une infrastructure totalement indépendante, sans s'appuyer sur les équipements du réseau LTE-A existant. Cette stratégie permet d'étudier un scénario dans lequel la 5G est mise en œuvre de manière autonome, en optimisant le positionnement des BS uniquement sur la base des besoins de couverture. Tous les points candidats sont affectés de la même priorité, avec un facteur de pondération identique $w = 1$. La fonction objectif (5.1), définie dans la Section 5.3.4, est mise à jour pour cette partie comme suit :

$$\max_{P'_i \in P} C(P'_i) \quad (5.3)$$

sous la contrainte définie par l'équation (5.2).

Le choix des probabilités de croisement et de mutation est un facteur crucial pour assurer l'efficacité de l'AG dans l'optimisation de placement des BS. Les études de [71, 136, 140] montrent qu'un taux de croisement modéré, compris entre 0,6 et 0,8, et un faible taux de mutation, fixé à 0,01, permettent une exploration efficace de l'espace des solutions sans compromettre la qualité des configurations optimales.

Dans notre approche, un croisement à deux points avec une probabilité de 0,7 a été choisi, favorisant une exploration adéquate sans perturber les solutions optimales déjà obtenues. La probabilité de mutation est fixée à 0,01, impliquant l'inversion aléatoire de certains points du chromosome. Cela permet de maintenir une diversité génétique suffisante tout en évitant des modifications excessives des solutions existantes. De plus, toute nouvelle solution qui ne respecte pas la contrainte sur le nombre total de sites déployés est automatiquement rejetée, garantissant ainsi la validité des solutions générées. Cette approche empêche les altérations indésirables de la configuration du réseau.

La population initiale est composée de 50 individus, générés aléatoirement tout en intégrant une heuristique pour assurer une répartition homogène des sites dans la zone d'étude. Cette heuristique impose un espacement horizontal et vertical minimal d'au moins 80 mètres entre un site et ses voisins. Cette valeur a été déterminée à partir de simulations préliminaires, optimisant ainsi le placement initial des sites. Une distribution bien équilibrée des BS dans la zone d'étude favorise une meilleure exploration de l'espace des solutions et accélère la convergence de l'algorithme génétique.

L'évaluation de chaque individu, représentant une solution, est réalisée à l'aide d'un SIG combiné à une simulation d'ondes électromagnétiques, tenant compte de la dégradation et des distorsions du signal causées par les caractéristiques du terrain et la présence de bâtiments. Cette simulation renvoie le taux de couverture obtenu pour chaque solution générée.

L'algorithme est testé pour des cas où le nombre de sites radio 5G P_{site} varie de 200, avec un incrément de 25 jusqu'à 700 sites, puis de 10 jusqu'à atteindre environ 90% de couverture radio (RSRP) inférieure ou égale à -85 dBm. Figure 5.4 illustre les résultats obtenus pour chaque valeur de P_{site} .

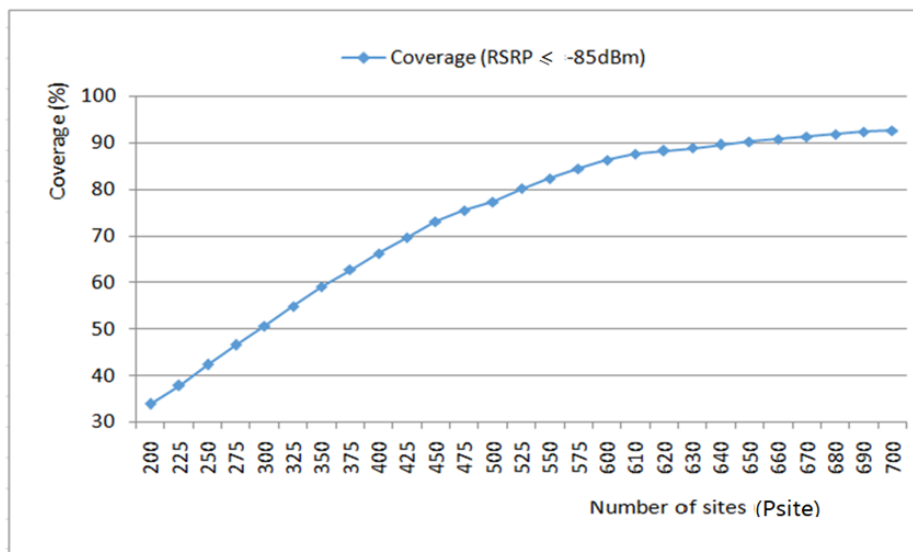


FIG. 5.4 : Courbe du pourcentage de RSRP en fonction du nombre de sites P_{site}

Les résultats de l'algorithme révèlent une tendance intéressante concernant l'impact de l'ajout de nouveaux sites sur la couverture réseau (voir Figure 5.5). Entre 600 et 700 sites, l'ajout de 100 sites n'a entraîné qu'une amélioration modeste de 6,27% de la couverture. Ce résultat suggère que le réseau approche un point de saturation, où chaque site supplémentaire contribue seulement de manière marginale à l'amélioration globale de la couverture. Ce comportement contraste fortement avec la phase initiale de déploiement, lorsque le réseau n'était pas encore saturé. Par exemple, entre 300 et 400 sites, une augmentation équivalente de 100 sites a conduit à une amélioration beaucoup plus significative de 15,6% de la couverture.

Ce phénomène peut s'expliquer par l'évolution progressive de la couverture du réseau. Dans les premières phases de déploiement, chaque nouveau site apporte une contribution significative en étendant la couverture vers des zones auparavant peu ou pas desservies. À mesure que de nouveaux sites sont installés, la couverture se rapproche progressivement de son maximum. Cependant, lorsque le réseau devient plus dense et atteint un niveau de couver-

ture optimal (environ 90% dans ce cas), les gains apportés par les nouveaux sites deviennent marginaux. Ces sites supplémentaires servent principalement à combler de petits manques ou à améliorer légèrement la qualité du signal dans des zones déjà partiellement couvertes.

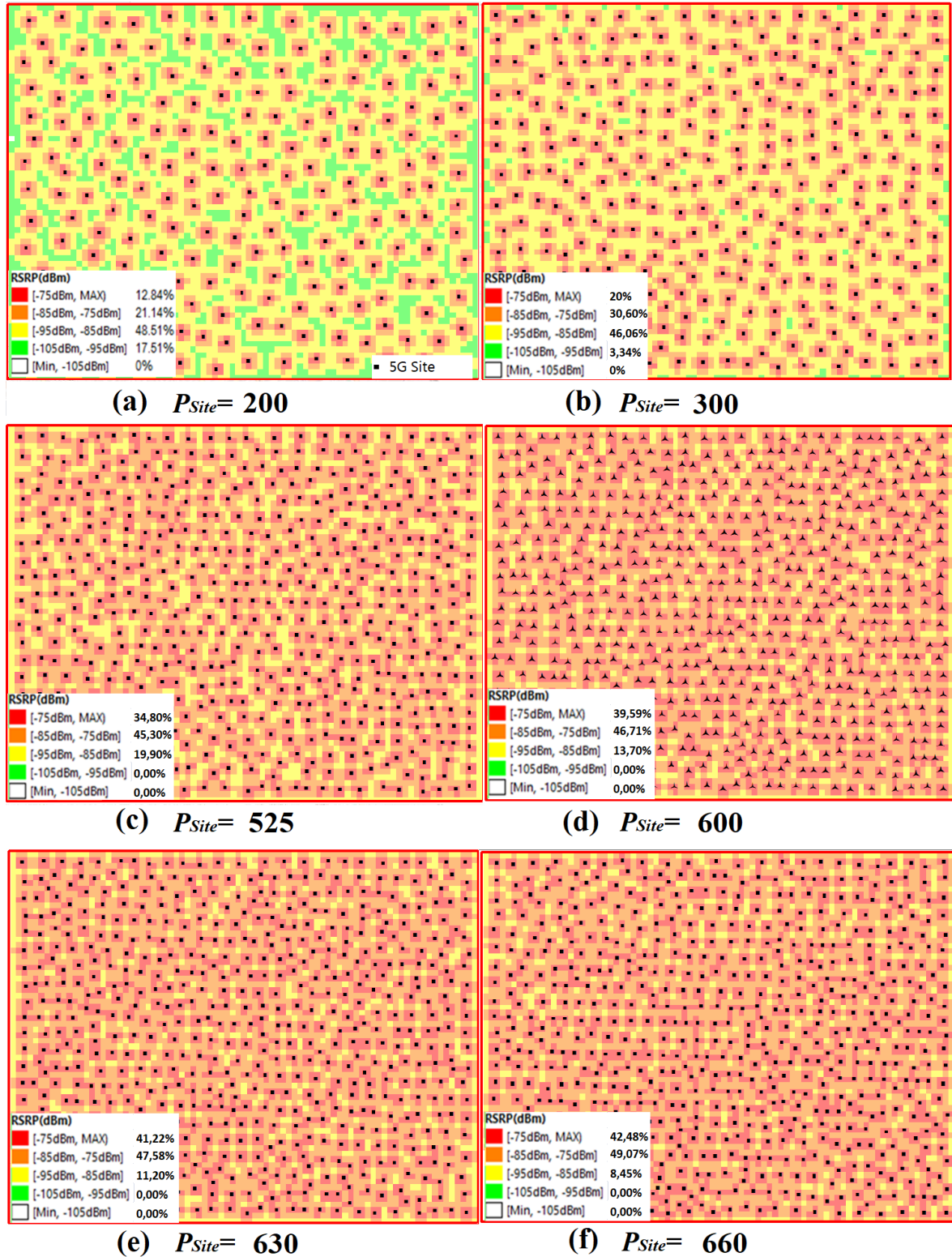


FIG. 5.5 : Résultats de l'optimisation du placement des sites 5G en fonction du nombre de sites (P_{site})

Figure 5.5 (a) à (f) présentent un échantillon des résultats obtenus pour différentes valeurs de P_{site} , fixées respectivement à 200, 300, 525, 600, 630 et 660. Ces résultats sont divisés en cinq catégories de RSRP, définies selon les niveaux de puissance du signal. Un niveau excellent correspond aux valeurs comprises entre -75 dBm et le maximum, tandis qu'un bon niveau est associé à l'intervalle $[-85$ dBm, -75 dBm]. Un niveau moyen est compris entre -95 dBm et -85 dBm, alors qu'un signal faible est caractérisé par des valeurs comprises entre -105 dBm et -95 dBm. Enfin, toute valeur inférieure à -105 dBm est considérée comme très faible ou nulle. Pour assurer la couverture complète d'une zone de $13,7$ km², notre analyse a montré qu'il serait nécessaire de déployer 660 sites 5G afin d'atteindre un taux de couverture de 90 % pour un RSRP ≥ -85 dBm. Cependant, une telle configuration représente un investissement extrêmement élevé pour l'opérateur mobile, notamment en raison des coûts liés à l'installation, à l'infrastructure et à la maintenance.

Afin de réduire cet investissement initial tout en garantissant un retour sur investissement progressif, nous proposons d'adopter une stratégie de déploiement par phases. Cette approche consiste à prioriser le déploiement dans des zones stratégiques, permettant ainsi de concentrer les ressources là où elles génèrent la plus grande valeur ajoutée à court terme.

Dans cette optique, l'opérateur a choisi de commencer le déploiement de la 5G dans une zone prioritaire de 4 km² en raison de son importance stratégique. Cette décision repose sur plusieurs critères, notamment une forte densité de population et d'activités économiques, garantissant une demande élevée en connectivité, des besoins industriels et logistiques nécessitant un réseau performant, ainsi qu'une visibilité commerciale qui renforce la valeur de la technologie et accroît l'attractivité du service auprès des abonnés.

Cette approche permet à l'opérateur mobile de maîtriser les coûts tout en assurant une couverture ciblée et efficace. Une fois cette première phase de déploiement réalisée et ses résultats évalués, l'extension à l'ensemble de la zone de $13,7$ km² sera envisagée en fonction des besoins et des revenus générés.

5.4.2 Partie 2 : Optimisation du Déploiement Progressif du Réseau 5G par l'Approche Hybride MétaOpt-EM&SIG

Dans cette seconde partie, nous nous concentrons sur la réduction des coûts de déploiement grâce à une approche progressive et à l'intégration stratégique du réseau LTE-A existant. Dans la première partie de cette étude, nous avons démontré que la portée limitée des

sites 5G nécessite un grand nombre de BS pour couvrir des régions étendues. La couverture d'une zone de 13,7 km² exigeait 660 sites 5G pour atteindre un taux de couverture de 90 %. Cependant, un tel déploiement à grande échelle représente un investissement financier considérable. Pour réduire ces coûts, nous avons adopté une stratégie de déploiement progressif, qui consiste à concentrer les efforts sur des zones prioritaires dans un premier temps. Une zone de 4 km² a été identifiée pour un déploiement pilote (voir Figure 5.6).

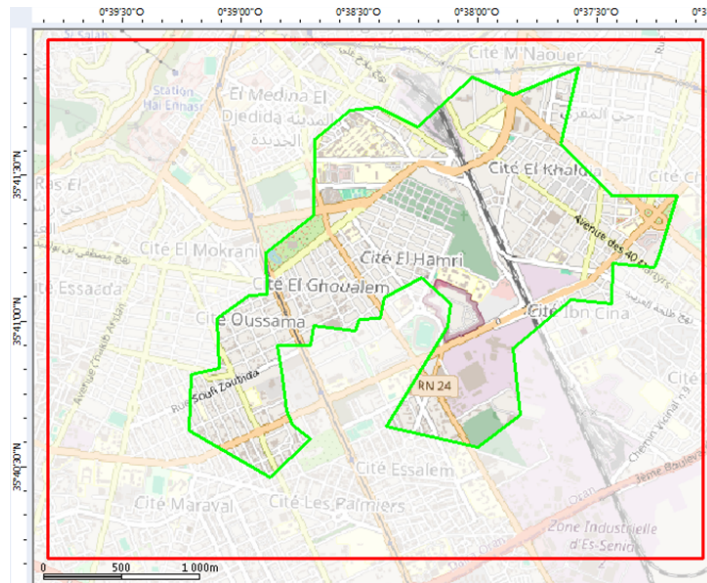


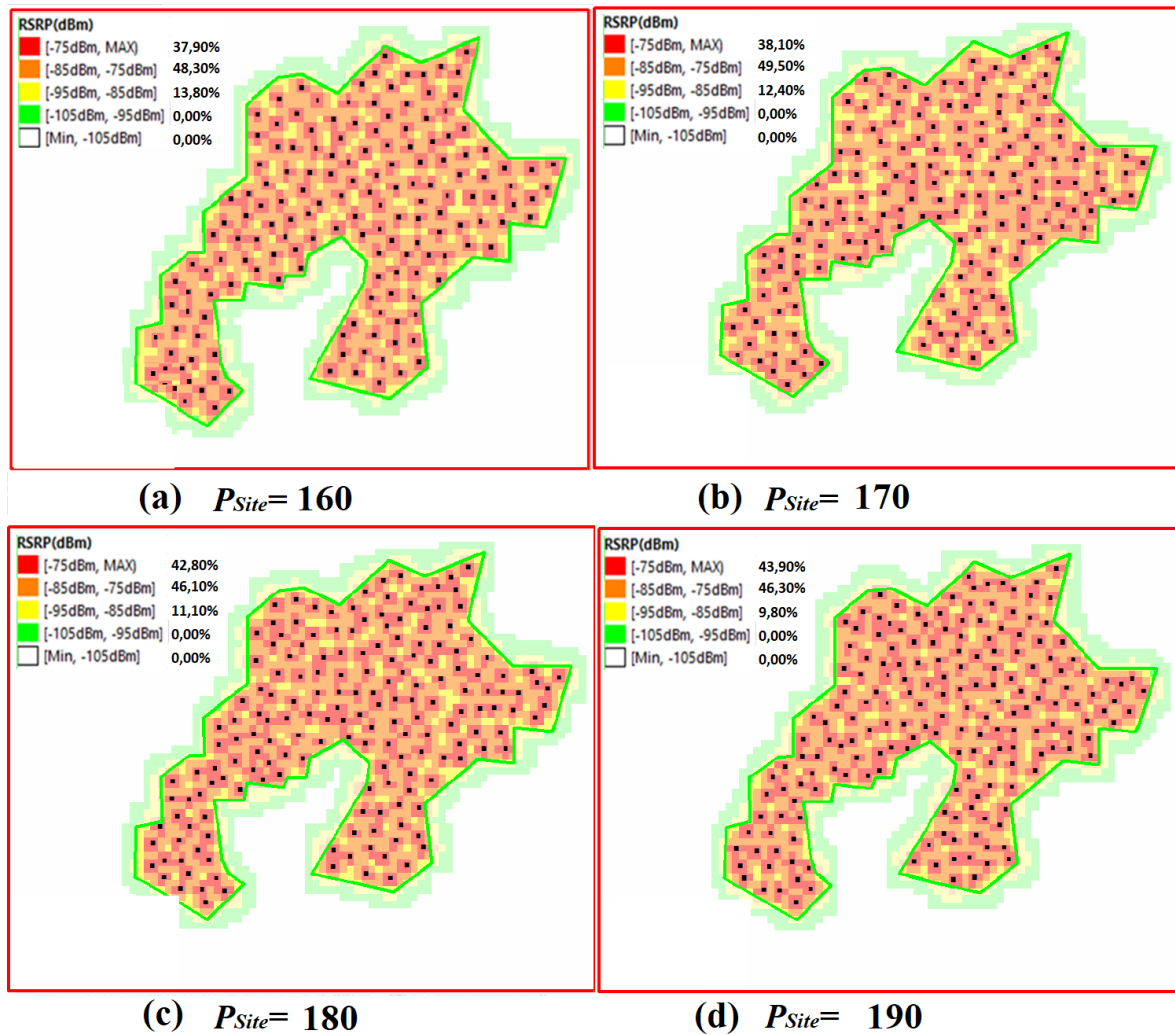
FIG. 5.6 : Zone stratégique pour le déploiement du nouveau réseau 5G

En appliquant notre méthode à la zone sélectionnée, nous avons estimé le nombre de sites 5G nécessaires pour obtenir une couverture optimale. Afin d'obtenir des résultats précis, nous avons réalisé des tests en considérant plusieurs valeurs du paramètre P_{site} , correspondant au nombre de sites à déployer. Ces valeurs ont été explorées dans une plage allant de 160 à 190, avec un incrément de 10. Pour chaque valeur de P_{site} , nous avons simulé la couverture du réseau (voir Figures 5.7 a, b, c et d. La fonction objectif reste identique à celle définie par l'équation (5.3).

Les résultats ont montré que le déploiement de 190 sites 5G est nécessaire pour atteindre un taux de couverture de 90 % avec un $RSRP \geq -85$ dBm dans la zone étudiée (voir Table 5.1).

TAB. 5.1 : Couverture de la zone stratégique en fonction de P_{site}

P_{site}	160	170	180	190
Couverture	86.2%	87.6%	88.9%	90.2%


 FIG. 5.7 : Couverture de la zone stratégique en fonction de P_{site}

5.4.3 Partie 3 : Intégration du réseau LTE-A dans le déploiement de la 5G sous l'architecture NSA

Afin de réduire davantage le nombre de sites 5G nécessaires, une approche hybride a été proposée, combinant le réseau LTE-A existant de l'opérateur avec le nouveau réseau 5G. Actuellement, la zone d'étude est couverte par 14 cellules LTE-A (voir Figure 5.8), offrant une couverture de 77% avec un RSRP ≥ -85 dBm (voir Figure 5.9 (a)).

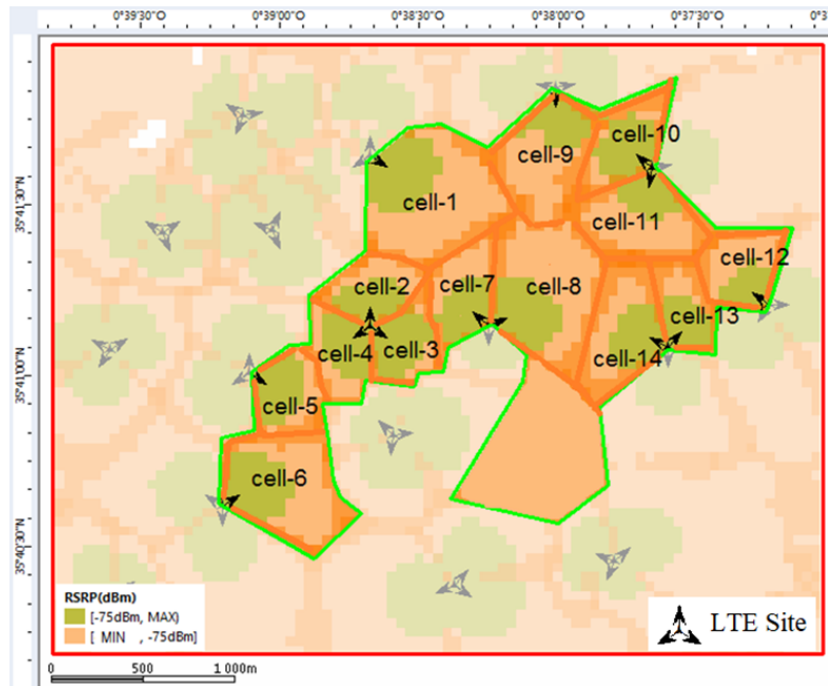
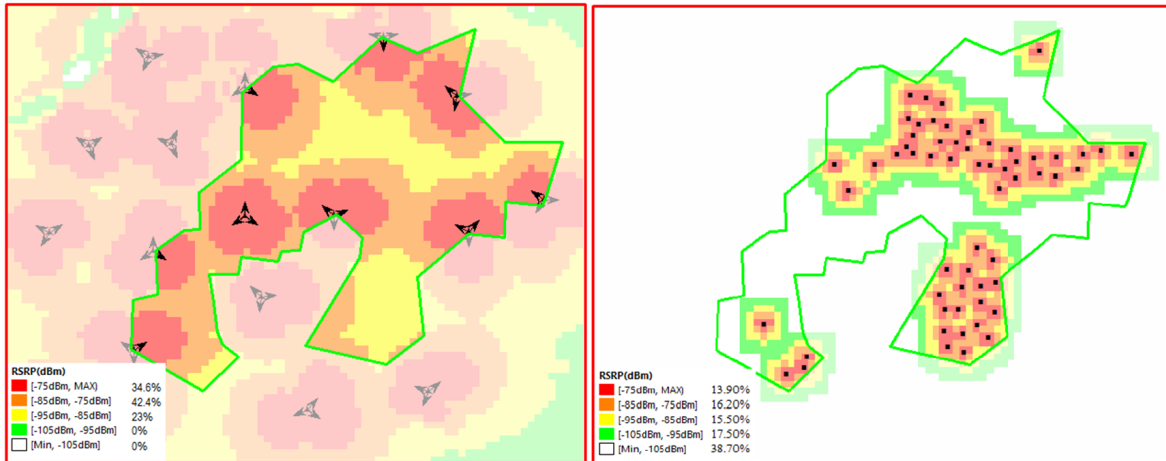


FIG. 5.8 : Les cellules LTE appartenant à la zone stratégique

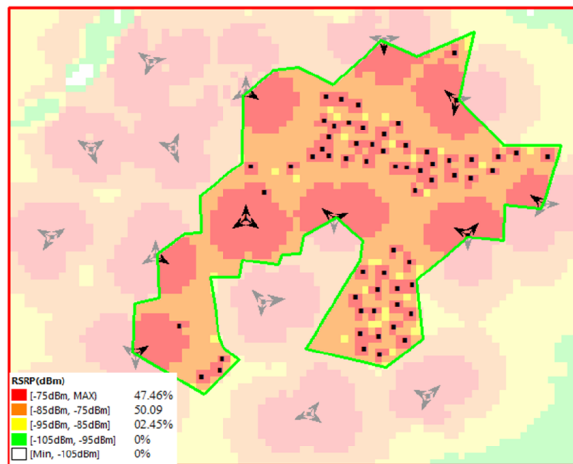
Le réseau LTE-A offre des performances nettement supérieures à celles du LTE traditionnel. Grâce à l'agrégation de porteuses et à l'utilisation de technologies avancées telles que le MIMO (Multiple Input Multiple Output), il peut atteindre des débits allant jusqu'à 300 Mbps en pratique, voire plus dans des conditions optimales [141]. Ces performances rapprochent le LTE-A des capacités initiales de la 5G, notamment en termes de débits élevés et de latence réduite. Cependant, la 5G se distingue par une latence encore plus faible, une meilleure densité de connexions simultanées et des débits pouvant largement dépasser 1 Gbps, répondant ainsi aux exigences de cas d'usage plus avancés.

L'objectif est de déployer des sites 5G dans les régions où le RSRP est inférieur à -75 dBm (voir Figure 5.8), car ces zones sont soit insuffisamment couvertes, soit ne bénéficient pas d'une qualité de service optimale. Les résultats obtenus montrent qu'une couverture optimale peut être assurée avec seulement 60 sites 5G supplémentaires. Ces sites sont spécifiquement déployés dans les zones où la couverture LTE-A est insuffisante, complétant et renforçant ainsi le réseau existant. Cette méthode hybride maximise l'efficacité de l'infrastructure LTE-A tout en tirant parti des avantages stratégiques de la 5G, offrant ainsi une solution économiquement avantageuse et techniquement efficace pour répondre aux besoins croissants en connectivité. La Figure 5.9 (a) représente la couverture de la zone étudiée, assurée par 14 cellules LTE-A, atteignant 77 % de couverture pour un $\text{RSRP} \geq -85 \text{ dBm}$. La Figure 5.9 (c) illustre le résultat obtenu après application de notre méthode, intégrant les sites LTE-A exist-



(a): Seuls les sites LTE-A sont activés, Couverture = 77%

(b): Seuls les sites 5G sont activés, Couverture = 30.1%



(c): Couverture du réseau hétérogène NSA (LTE-A + 5G), Couverture = 97,55%

FIG. 5.9 : Les différents scénarios de déploiement du réseau 5G dans la zone stratégique $P_{site} = 60$

tants. En effet, la couverture est passée de 77 % (lorsque seuls les sites LTE-A étaient utilisés) à 97,55 % grâce à l'ajout de 60 nouveaux sites 5G. Il est à noter qu'une forte concentration de sites 5G se trouve principalement dans les zones où la couverture LTE-A était initialement insuffisante. Ce phénomène s'explique par la fonction objectif de notre méthode, qui vise à maximiser la couverture totale de la zone étudiée.

Pour mesurer spécifiquement la couverture 5G sur l'ensemble de la zone, nous avons simulé la solution obtenue en désactivant les sites LTE-A. Dans ce cas, l'ajout de 60 sites 5G a permis d'atteindre une couverture totale de 30,1 % pour la zone étudiée, comme illustré dans la Figure 5.9 (b).

Afin d'optimiser le déploiement des sites 5G, un système de pondération des zones à couvrir a été mis en œuvre. Cette approche consiste à attribuer un poids spécifique à chaque zone en fonction du niveau de couverture actuel du réseau LTE-A, de la densité d'abonnés de l'opérateur (dérivée des KPI) et du niveau de priorité stratégique de la zone.

Dans cette étude de cas, nous avons considéré trois niveaux de pondération, les catégories 3 et 4 de la section 5.3.3 étant regroupées dans la même zone géographique. Cependant, la méthode proposée permet de prendre en compte jusqu'à quatre niveaux de pondération. Les pondérations adoptées sont définies comme suit :

- **Poids 0** : Zones avec un niveau de signal LTE-A ≥ -75 dBm (bonne couverture).
- **Poids 1** : Zones où le niveau de signal LTE-A est < -75 dBm (couverture insuffisante).
- **Poids 2** : Zones stratégiques avec une densité très élevée d'abonnés et priorisées par l'opérateur en raison de contraintes réglementaires ou d'enjeux commerciaux. Celles-ci correspondent aux catégories 3 et 4 ("*Haute priorité pour la planification des sites 5G*" et "*Priorité maximale pour la planification des sites 5G*") telles que définies dans la section 5.3.3.

Chaque site candidat s'est vu attribuer un poids correspondant à l'importance de la zone à laquelle il appartient. Cette pondération reflète la priorité ou la valeur stratégique de chaque zone dans notre cadre d'optimisation. La figure illustre la répartition des poids sur l'ensemble des cellules, permettant de visualiser l'importance relative des différentes zones couvertes (voir Figure 5.10).

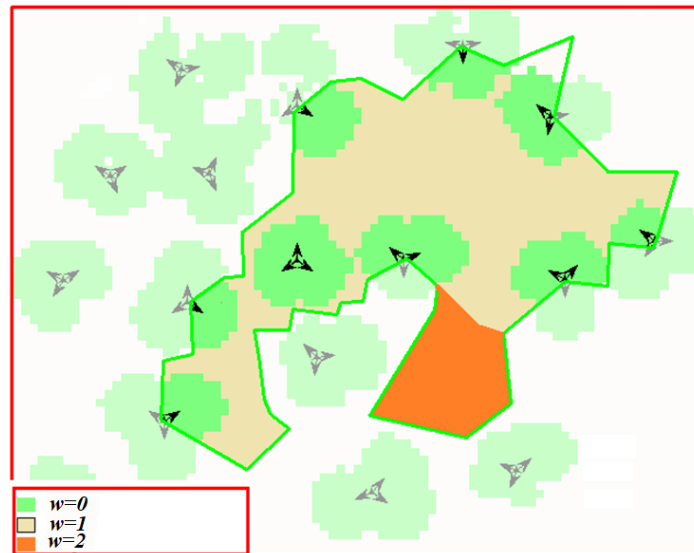


FIG. 5.10 : Pondération des différentes zones au sein de la région stratégique

L'optimisation repose sur la fonction objectif définie par l'Équation (1). Dans ce cadre, chaque gène du chromosome représentant une solution utilise le champ w pour stocker le poids associé à chaque point candidat.

Le Tableau 2 illustre les résultats obtenus en comparant deux variantes de la fonction objectif :

1. **Sans pondération** : Application de la fonction définie par l'Équation (3), sans prendre en compte la pondération des zones.
2. **Avec pondération** : Utilisation de la fonction définie par l'Équation (1), intégrant la pondération pour prioriser les régions à faible couverture.

Pour chaque scénario, deux simulations ont été réalisées :

- **Avec LTE-A** : Le déploiement de la 5G s'appuie sur l'infrastructure LTE-A existante.
- **Sans LTE-A** : La 5G est déployée indépendamment, sans tenir compte du réseau LTE-A.

Ces analyses évaluent l'impact de la pondération des zones et de la prise en compte du réseau LTE-A sur la distribution des sites et sur la qualité du service 5G.

Table 5.2 présente également le nombre de points candidats sélectionnés pour le déploiement des sites 5G, en fonction de la pondération des zones. Les zones sont classées en trois niveaux de priorité, caractérisés par des poids de 0, 1 et 2.

Pondération	Réseaux	Zone poids 0		Zone poids 1		Zone poids 2	
		Couverture	Nb sites	Couverture	Nb sites	Couverture	Nb sites
Sans pondération	5G & LTE-A	100%	2	95.1%	42	93.5%	16
	5G seule	0.5%		30.1%		66.5%	
Avec pondération	5G & LTE-A	100%	0	95%	40	99.5%	20
	5G seule	0%		30.3%		76.4%	

TAB. 5.2 : Tableau comparatif de la couverture et du nombre de sites en fonction de la pondération

L'analyse des résultats met en évidence l'impact de la pondération sur la distribution des sites 5G, notamment dans les zones prioritaires.

Dans la zone à forte densité d'abonnés, priorisée par l'opérateur pour des raisons réglementaires (*poids* = 2), le nombre de sites déployés a considérablement augmenté avec l'application de la pondération. Sans pondération, cette zone comptait 16 sites 5G, assurant une couverture mixte (en présence du réseau LTE-A) de 93.5% et une couverture 5G autonome (sans LTE-A) de 66.5%. En intégrant la pondération, le nombre de sites est passé à 20, permettant d'atteindre une couverture mixte de 99.5% et une couverture 5G autonome de 76.4%.

À l'inverse, dans la zone à faible priorité (*poids* = 0), la pondération a conduit à une réduction du nombre de sites déployés. Cette zone bénéficie déjà d'une bonne couverture LTE-A ($RSRP > -75$ dBm), rendant inutile l'ajout de nouveaux sites 5G. Sans pondération, 2 sites 5G avaient été déployés, tandis qu'avec pondération, aucun site n'a été sélectionné. Ce résultat confirme l'efficacité de notre approche, qui optimise l'allocation des ressources en fonction des besoins réels de couverture.

Enfin, dans la zone à priorité intermédiaire (*poids* = 1), le nombre de sites a légèrement diminué, passant de 42 (sans pondération) à 40 (avec pondération). Cette réduction s'explique par la nécessité de renforcer la couverture dans la zone *poids* = 2, où la demande est plus importante.

La prise en compte de la pondération a également permis d'améliorer la couverture globale du réseau. Sans pondération, la couverture totale atteignait 97.55%, tandis qu'avec pondération, elle a augmenté à 98.29%. Bien que cette amélioration soit modérée, elle montre que l'optimisation du placement des sites en fonction des priorités améliore non seulement

la couverture dans les zones stratégiques, mais maximise également l'efficacité globale du réseau.

Ces résultats confirment que l'intégration de la pondération dans la planification du réseau permet une allocation plus efficace des ressources, en renforçant la couverture là où cela est nécessaire tout en évitant le déploiement inutile de sites 5G dans des zones déjà bien desservies.

Les Figures 5.11 a et b illustrent les simulations de propagation EM pour la solution optimisée, en tenant compte de la pondération des points candidats :

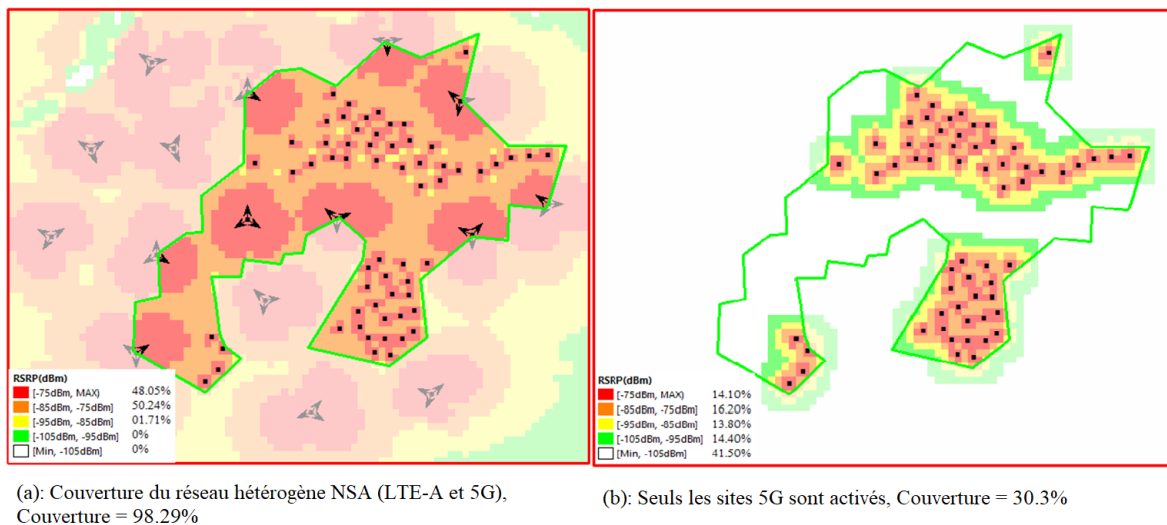


FIG. 5.11 : Intégration de la pondération dans les scénarios de déploiement

Pour mettre en œuvre la méthode adoptée par l'opérateur télécom, le processus d'utilisation de la méthode hybride est réalisé comme illustré dans la Figure 5.12. Il commence par un audit approfondi des sites radio LTE afin de collecter les données essentielles sur l'infrastructure existante, telles que les azimuts, les inclinaisons des antennes et les coordonnées GPS des BS.

Ces données sont ensuite exploitées par la méthode hybride, qui intègre les modèles numériques de terrain et les caractéristiques géographiques pour analyser les performances du réseau, identifier les zones mal couvertes et simuler des solutions d'optimisation. Cette approche permet d'anticiper les besoins en couverture et d'optimiser l'implantation des nouveaux sites 5G.

L'opérateur télécom passe ensuite à la phase de planification stratégique, en hiérarchisant les zones de couverture selon plusieurs critères : les indicateurs de performance LTE, la couverture radio existante, les contraintes géographiques et les aspects économiques. Une fois cette analyse terminée, le module de la méthode hybride propose des emplacements optimaux

pour les nouveaux sites, garantissant une couverture efficace avec un minimum d'infrastructures.

Enfin, le déploiement de l'infrastructure 5G est réalisé de manière progressive, en tenant compte des priorités techniques. Une opération de **drive test** est ensuite effectuée afin de valider les performances du réseau, mesurer les indicateurs clés tels que le **RSRP**, le **SINR** et le **débit**, et garantir la conformité aux exigences de qualité.

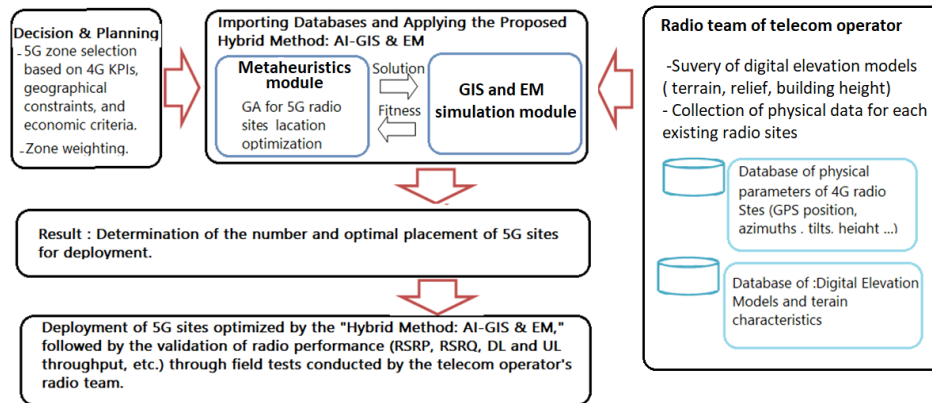


FIG. 5.12 : Mise en œuvre de la méthode proposée

5.5 Conclusion

Ce chapitre a constitué un nouveau cas d'étude visant à évaluer l'efficacité de la méthode MetaOpt-EM&SIG pour l'optimisation de la planification des BS 5G, un enjeu crucial pour garantir une couverture radio optimale tout en maîtrisant les coûts liés à l'infrastructure.

Plusieurs scénarios ont été élaborés afin d'examiner différentes configurations de déploiement. Le premier scénario concerne le déploiement des sites 5G suivant une architecture autonome SA, permettant d'exploiter pleinement les capacités de la 5G. Le second scénario explore un déploiement hétérogène combinant des sites LTE-A et 5G sous l'architecture non autonome (NSA), afin de tirer parti de l'infrastructure existante.

Pour ce dernier, deux sous-cas ont été considérés : le déploiement sans priorité de zone, où l'ensemble du territoire est traité de manière uniforme, et le déploiement avec priorité de zone, où l'optimisation est concentrée sur une zone stratégique identifiée comme prioritaire.

Ces scénarios permettent de comparer l'impact des différentes stratégies de déploiement sur la couverture et sur le rapport coût-efficacité, mettant en lumière les avantages de l'approche proposée pour répondre aux besoins spécifiques des réseaux 5G.

Les résultats obtenus dans le cadre de l'étude de cas menée sur la ville d'Oran montrent

qu'un déploiement massif et non optimisé de la 5G pourrait nécessiter jusqu'à 660 sites pour couvrir 13,7 km², entraînant des coûts considérables. En revanche, l'application de notre approche hybride, en ciblant une zone stratégique de 4 km² et en intégrant l'infrastructure LTE-A existante, permet d'atteindre une couverture de 97,55 % avec seulement 60 sites 5G. L'introduction d'un système de pondération basé sur les KPI et la densité d'abonnés améliore encore la couverture dans les zones prioritaires tout en évitant des déploiements inutiles.

Ainsi, cette méthodologie constitue une solution robuste, évolutive et économiquement viable pour accompagner la transition vers la 5G. Elle permet une planification progressive, fondée sur les données, et capable de s'adapter aux contraintes du terrain et aux priorités stratégiques. À l'avenir, cette approche pourrait être enrichie par l'intégration de techniques d'apprentissage automatique (*machine learning*) afin d'accroître son intelligence décisionnelle et d'en faire un outil encore plus performant pour la planification des réseaux mobiles de nouvelle génération.

Conclusion générale

Les travaux présentés dans cette thèse s'inscrivent dans le contexte de l'optimisation des réseaux mobiles de nouvelle génération, et plus particulièrement des problématiques liées à l'ajustement des paramètres radio et au déploiement des stations de base 5G. Face à la complexité croissante des environnements urbains denses et à l'hétérogénéité des besoins en connectivité, l'objectif principal de ce travail était de proposer et d'évaluer des approches d'optimisation innovantes, combinant des algorithmes méta-heuristiques, des outils de simulation électromagnétique haute fidélité et des SIG.

Deux axes majeurs ont structuré cette recherche :

1. **L'optimisation des paramètres radio (tilt et azimut)** : à travers le cadre MétaOpt-EM&SIG, nous avons montré que l'optimisation conjointe de l'inclinaison verticale et de l'orientation horizontale des antennes permet d'améliorer simultanément le RSRP et le SINR. En s'appuyant à la fois sur (i) des algorithmes largement employés dans le domaine de l'optimisation radio (PSO, DE et AIS), dont les performances sont étayées par l'étude bibliographique menée dans cette thèse, et sur (ii) l'intégration de mesures réelles au sein d'un environnement EM&SIG, la méthodologie a permis d'obtenir des gains significatifs sur un réseau opérationnel de treize sites. Plus précisément, la proportion de la zone bénéficiant d'un SINR supérieur à 10 dB a progressé de +66,5 % et le RSRP moyen de +7,3 % par rapport à la configuration opérateur, tout en réduisant sensiblement les zones de forte interférence. Outre ces résultats quantitatifs, l'approche présente un intérêt opérationnel en réduisant la dépendance aux *drive-tests* et en accélérant les cycles d'optimisation, tout en étant compatible avec les mécanismes SON/C-SON.
2. **L'optimisation du déploiement de sites 5G** : le cadre MétaOpt-EM&SIG a permis d'analyser plusieurs scénarios de planification, allant d'un déploiement direct de 5G à des approches intégrant la dual connectivity LTE-A/5G et une pondération multicritère

des zones. Les résultats ont mis en évidence l'intérêt d'une continuité inter technologique dont le recours à l'infrastructure LTE-A existante a réduit de près de moitié le nombre de sites nécessaires (de 200 à 100), tout en augmentant la couverture de 92,6 % à 97,3 %. L'étude a également montré une dynamique de saturation des gains au-delà de 200 sites, plaidant pour une stratégie de dimensionnement parcimonieuse. Enfin, l'introduction de pondérations tenant compte du RSRP, de la densité d'utilisateurs et des priorités géographiques a renforcé la pertinence des emplacements retenus, avec une couverture de 98,6 % à -85 dBm pour 200 sites intégrés.

Dans leur ensemble, ces contributions établissent un nouveau référentiel méthodologique pour l'optimisation radio et la planification des réseaux 5G. En combinant méta-heuristiques avancées, modélisation électromagnétique de haute précision et intégration SIG, ce travail démontre la faisabilité et l'efficacité d'approches data-driven adaptées aux environnements urbains complexes.

Au regard de ces résultats, cette thèse apporte des réponses concrètes aux enjeux actuels de l'optimisation et du déploiement des réseaux mobiles de nouvelle génération. Toutefois, comme tout travail scientifique, ces contributions ne sauraient être considérées comme exhaustives. Elles suscitent de nouvelles interrogations et ouvrent la voie à plusieurs prolongements, tant sur le plan méthodologique que sur celui des cas d'application. Dans cette perspective, plusieurs directions de recherche méritent d'être explorées :

1. **Extension à d'autres paramètres radio** : inclure des variables supplémentaires telles que la puissance d'émission, Les paramètres liés au handover (hystérésis, temporisation), afin d'approfondir l'optimisation des performances globales du réseau.
2. **Intégration de l'IA avancée** : combiner les méta-heuristiques avec des techniques d'apprentissage profond ou d'apprentissage par renforcement, afin de développer des mécanismes prédictifs et adaptatifs capables de réagir en temps réel aux variations de trafic et aux changements environnementaux.
3. **Optimisation multi-objectifs** : prendre en compte, en plus de RSRP et de SINR, des critères tels que la consommation énergétique, la résilience du réseau ou encore les coûts opérationnels, dans une approche d'optimisation équilibrée.
4. **Évaluation sur des scénarios plus larges et hétérogènes** : étendre la méthodologie à des environnements métropolitains complexes ou à des zones rurales étendues, en

intégrant la variabilité temporelle du trafic et la mobilité des utilisateurs.

5. **Application aux réseaux au-delà de la 5G** : adapter le cadre proposé aux futures générations (6G), qui introduiront de nouvelles bandes de fréquences, des architectures distribuées et des services critiques nécessitant une optimisation encore plus fine et temps réel.

Publications issues de cette thèse

Les travaux présentés dans cette thèse ont donné lieu aux publications scientifiques suivantes :

1. Z. Karaouzene, H. Megnafi, and S. M. Meriah, “Improving Cellular Network Coverage Through Optimization of Sector Antenna Azimuths : A Hybrid Approach Combining AI and GIS,” *Journal of Network and Systems Management*, vol. 33, no. 3, p. 60, 2025, doi : 10.1007/s10922-025-09951-y.
2. H. Megnafi, Z. Karaouzene, and S. M. Meriah, “Adaptive Antenna Tilt Optimization in Cellular Networks Using a Hybrid AI–EM Propagation and GIS Framework for RSRP and SINR Enhancement,” *Wireless Personal Communications*, vol. 146, pp. 345–372, 2026, doi : 10.1007/s11277-025-11893-2.
3. Z. Karaouzene, H. Megnafi, S. M. Meriah, and M. O. Benosman, “Optimization of Transmitter Azimuths in a 4th Generation Telecommunications Network : Application of Genetic Algorithm and Atoll Simulation,” in *Proceedings of the 2024 IEEE International Multi-Conference on Smart Systems and Green Process (IMC-SSGP)*, 2024, pp. 1–6, doi : 10.1109/IMC-SSGP63352.2024.10919517.
4. H. Megnafi, Z. Karaouzene, and M. O. Benosman, “Radio Network Optimization for Cellular Networks : Enhancing DT Post-Processing Efficiency Through a GIS Application,” in *2024 International Conference of the African Federation of Operational Research Societies (AFROS)*, Tlemcen, Algeria, 2024, pp. 1–5, doi : 10.1109/AFROS62115.2024.11036999.
5. Z. Karaouzene, H. Megnafi, L. Merad, and S. M. Meriah, “Artificial Intelligence in 5G Planning : Optimization of EnodeB Planning Based on 4G KPIs,” in *2023 IEEE*

International Workshop on Mechatronic Systems Supervision (IW_MSS), Hammamet, Tunisia, 2023, pp. 1–5, doi : 10.1109/IW_MSS59200.2023.10368904.

6. Z. Karaouzene, H. Megnafi, and S. M. Meriah, “A Modified Greedy Algorithm for Solving the Planification of eNodB Position in 5G Network,” in *46th Istanbul International Conference on Advances in Science and Technology (IICAST-22)*, Istanbul, Turkey, 2022, pp. 35–41, doi : 10.17758/DIRPUB13.DIR1222167.

Bibliographie

- [1] A. Papidas and G. Polyzos. Self-organizing networks for 5g and beyond : A view from the top. *Future Internet*, 14(3) :95, 2022. <https://doi.org/10.3390/fi14030095>.
- [2] L. Bonati, M. Polese, S. D'Oro, S. Basagni, and T. Melodia. Open, programmable, and virtualized 5g networks : State-of-the-art and the road ahead. *Computer Networks*, 182 :107516, 2020. <https://doi.org/10.1016/j.comnet.2020.107516>.
- [3] B. Sapkota, R. Ghimire, P. Pujara, S. Ghimire, U. Shrestha, R. Ghimire, B. Dawadi, and S. Joshi. 5g network deployment planning using metaheuristic approaches. *Telecom*, 5(3) :588–608, 2024. <https://doi.org/10.3390/telecom5030030>.
- [4] Jyoti, A. Noliya, and D. Kumar. Meta-heuristic optimization algorithms for resource allocation in 5g new radio networks. *Procedia Computer Science*, 258 :408–419, 2025. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2025.04.277>.
- [5] A. Chaoub, A. Ksentini, M. Bagaa, A. Abouaissa, and M. B. Yagoubi. Hybrid self-organizing networks : Evolution, standardization trends, and a 6g architecture vision. *IEEE Communications Standards Magazine*, 7(1) :14–22, 2023. <https://doi.org/10.1109/MCOMSTD.0002.2200049>.
- [6] S. Sankarananth, M. Karthiga, E. Suganya, S. Sountharajan, and D. Bavirisetti. Ai-enabled metaheuristic optimization for predictive management of renewable energy production in smart grids. *Energy Reports*, 10 :1299–1312, 2023. <https://doi.org/10.1016/j.egyrs.2023.08.005>.
- [7] T. Dokeroglu, D. Canturk, and T. Kucukyilmaz. A survey on pioneering metaheuristic algorithms between 2019 and 2024, 2024. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2501.14769>.

-
- [8] N. Panuganti, P. Ranjan, and A. Shukla. Impact of metaheuristic optimization algorithms on wireless network coverage enhancement with reconfigurable intelligent surfaces. *International Journal of Communication Systems*, 38(5) :e70026, 2025. <https://doi.org/10.1002/dac.70026>.
- [9] F. Rinaldi, A. Raschellà, and S. Pizzi. 5g nr system design : a concise survey of key features and capabilities. *Wireless Networks*, 27(8) :5161–5171, 2021. <https://doi.org/10.1007/s11276-021-02811-y>.
- [10] J. G. Andrews, S. Buzzi, W. Choi, S. V. Hanly, A. Lozano, A. C. K. Soong, and J. Zhang. What will 5g be? *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 32(6) :1065–1082, 2020. <https://doi.org/10.1109/JSAC.2014.2328098>.
- [11] S. Sesia, I. Toufik, and M. Baker. *LTE – The UMTS Long Term Evolution : From Theory to Practice*. Wiley, 2011.
- [12] R. M. Dreifuerst and R. W. Heath Jr. Massive mimo in 5g : How beamforming, codebooks, and feedback enable larger arrays. *IEEE Communications Magazine*, 61(12) :18–23, 2023. <https://doi.org/10.1109/MCOM.001.2300064>.
- [13] N. Sharma and K. Kumar. Resource allocation trends for ultra dense networks in 5g and beyond networks : A classification and comprehensive survey. *Physical Communication*, 48 :101415, 2021. <https://doi.org/10.1016/j.phycom.2021.101415>.
- [14] H. Cho, S. Mukherjee, D. Kim, T. Noh, and J. Lee. Facing to wireless network densification in 6g : Challenges and opportunities. *Digital Communications and Networks*, 2023.
- [15] C. X. Wang, F. Haider, X. Gao, X. H. You, Y. Yang, and D. Yuan. Cellular architecture and key technologies for 5g wireless communication networks. *IEEE Communications Magazine*, 52(2) :122–130, 2022. <https://doi.org/10.1109/MCOM.2014.6736752>.
- [16] Q. Wang, X. Zhao, Z. Lv, X. Ma, R. Zhang, and Y. Lin. Optimizing the ultra-dense 5g base stations in urban outdoor areas : Coupling gis and heuristic optimization. *Sustainable Cities and Society*, 63 :102445, 2020. <https://doi.org/10.1016/j.scs.2020.102445>.

- [17] H. Ganame, Y. Liu, A. Hamrouni, H. Ghazzai, and H. Chen. Evolutionary algorithms for 5g multi-tier radio access network planning. *IEEE Access*, 9 :30386–30403, 2021. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3058619>.
- [18] Z. Karaouzene, H. Megnafi, L. Merad, and S. Meriah. Artificial intelligence in 5g planning : Optimization of enodeb planning based on 4g kpis. In *2023 IEEE International Workshop on Mechatronic Systems Supervision (IWMSS)*, pages 1–5, 2023. https://doi.org/10.1109/IW_MSS59200.2023.10368904.
- [19] O. Shin, S. Elayoubi, Y. Jeong, and Y. Shin. Advanced technologies for lte advanced. *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking*, 2013(1) :25, 2013. <https://doi.org/10.1186/1687-1499-2013-25>.
- [20] R. Daraghma and A. Shabaneh. Performance of LTE advanced for different releases. *Journal of Communications*, 18(9) :581–588, 2023. <https://doi.org/10.12720/jcm.18.9.581-588>.
- [21] M. Shuaib, M. Bilal, and A. Nazir. End-to-end performance evaluation of service aware LTE-A uplink scheduler. *International Journal of Computer Applications*, 180(36) :32–36, 2018. <https://doi.org/10.5120/ijca2018916906>.
- [22] P. Song, J. Lee, A. Abdelmoniem, and L. Mukhanov. Unlocking the power of 4g/5g mobile networks : An empirical dive into quality and energy efficiency in youtube edge services. *Computer Networks*, 267 :111344, 2025. <https://doi.org/10.1016/j.comnet.2025.111344>.
- [23] Y. Ullah, M. Roslee, S. Mitani, M. Sheraz, F. Ali, K. Aurangzeb, A. Osman, and F. Ali. A survey on AI-enabled mobility and handover management in future wireless networks : key technologies, use cases, and challenges. *Journal of King Saud University – Computer and Information Sciences*, 37 :47, 2025. <https://doi.org/10.1007/s44443-025-00048-9>.
- [24] T. S. Rappaport, Y. Xing, G. R. MacCartney, A. F. Molisch, E. Hossain, and S. Rangan. Wireless communications and applications above 100 ghz : Opportunities and challenges for 6g and beyond. *IEEE Access*, 7 :78729–78757, 2019. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2921522>.

- [25] L. Azpilicueta, P. Lopez-Iturri, J. Zuñiga-Mejia, M. Celaya-Echarri, F. A. Rodríguez-Corbo, C. Vargas-Rosales, E. Aguirre, D. G. Michelson, and F. Falcone. Fifth-generation (5g) mmwave spatial channel characterization for urban environments' system analysis. *Sensors*, 20(18) :5360, 2020. <https://doi.org/10.3390/s20185360>.
- [26] M. Hasan, S. Islam, T. Gadekallu, A. Ismail, S. Amanlou, and S. Abdullah. Evolutionary biogeography-based dynamic subcarrier allocation to mitigate cross-tier interference in dense 5g hetnets. *Computer Communications*, 211 :142–158, 2023. <https://doi.org/10.1016/j.comcom.2023.07.012>.
- [27] A. F. Molisch. *Wireless Communications :: From Fundamentals to Beyond 5G*. Wiley-IEEE Press, 3 edition, 2023.
- [28] E. Dahlman, S. Parkvall, and Johan Sköld. *5G NR : The Next Generation Wireless Access Technology*. Academic Press, 2 edition, 2020.
- [29] C. De Alwis, P. Porambage, K. Dev, T. Reddy Gadekallu, and M. Liyanage. A survey on network slicing security : Attacks, challenges, solutions and research directions. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2024. <https://doi.org/10.1109/COMST.2023.3312349>.
- [30] F. Vannella, A. Proutiere, Y. Jedra, and J. Jeong. Learning optimal antenna tilt control policies : A contextual linear bandits approach. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2024. <https://doi.org/10.1109/TMC.2024.3424192>.
- [31] Bahar Partov, Douglas J. Leith, and Rouzbeh Razavi. Utility fair optimization of antenna tilt angles in lte networks. *IEEE/ACM Transactions on Networking*, 23(1) :175–185, 2015. <https://doi.org/10.1109/TNET.2013.2294965>.
- [32] A. Awada, B. Wegmann, I. Viering, and A. Klein. Optimizing the radio network parameters of the long term evolution system using taguchi's method. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 60(8) :3825–3838, 2011. <https://doi.org/10.1109/TVT.2011.2163326>.
- [33] N. Dandanov, Al-, H. Shatri, Anja Klein, and Vladimir Poulkov. Dynamic self-optimization of the antenna tilt for best trade-off between coverage and capacity in

- mobile networks. *Wireless Personal Communications*, 2017. <https://doi.org/10.1007/s11277-016-3849-9>.
- [34] A. Hu. Antenna tilt adaptation for multi-cell massive mimo systems. *IEEE Communications Letters*, 21(11) :2436–2439, 2017. <https://doi.org/10.1109/LCOMM.2017.2741462>.
- [35] C. A. Balanis. *Antenna Theory : Analysis and Design*. Wiley, Hoboken, NJ, 4 edition, 2016.
- [36] J. Choi and H. Oh. Radio propagation model considering antenna beam tilt with application to small cells. *Wireless Personal Communications*, 95(4) :3813–3828, 2017. <https://doi.org/10.1007/s11277-017-4027-4>.
- [37] Z. Karaouzene, H. Megnafi, and S.M. Meriah. Improving cellular network coverage through optimization of sector antenna azimuths : A hybrid approach combining ai and gis. *Journal of Network and Systems Management*, 33(3) :1–21, 2025. <https://doi.org/10.1007/s10922-025-09951-y>.
- [38] E. Dahlman, S. Parkvall, and J. Skold. *5G NR : The Next Generation Wireless Access Technology*. Academic Press, London, 2 edition, 2020. Elsevier.
- [39] Hä, S.mäläinen, Henri Sanneck, and Christian Sartori. *LTE Self-Organising Networks (SON) : Network Management Automation for Operational Efficiency*. Wiley, Chichester, 2012.
- [40] J. Jimenez Capilla, S. Au, J. Brownjohn, et al. Ambient vibration testing and operational modal analysis of monopole telecoms structures. *Journal of Civil Structural Health Monitoring*, 11(5) :1077–1091, 2021. <https://doi.org/10.1007/s13349-021-00499-4>.
- [41] F. E. Shaibu, E. N. Onwuka, N. Salawu, S. S. Oyewobi, K. Djouani, and A. M. Abu-Mahfouz. Performance of path loss models over mid-band and high-band channels for 5g communication networks : A review. *Future Internet*, 15(11) :362, 2023. <https://doi.org/10.3390/fi15110362>.
- [42] J. Wang et al. The current progress and future prospects of path loss modeling : A review. *Electronics*, 12(24) :4959, 2023. <https://doi.org/10.3390/electronics12244959>.

- [43] J. D. Castellanos, G. Gonzalez, W. Joseph, L. Martens, E. Tanghe, and D. Plets. Evaluating 60 ghz fwa deployments for urban and rural environments in belgium. *Sensors*, 23(3) :1056, 2023. <https://doi.org/10.3390/s23031056>.
- [44] A. Yáñez-Casas, José M. Riera, et al. Scattering and attenuation in 5g electromagnetic environments : An fdtd-based perspective. *Mathematics*, 11(19) :4074, 2023. <https://doi.org/10.3390/math11194074>.
- [45] M. Al-Nasrawi, S. Vahab Al-Din Makki, and A. Al-Sabbagh. Kpi analysis of 4g/5g networks. *Przełąd Elektrotechniczny*, 100(7) :67–71, 2024. <https://doi.org/10.15199/48.2024.07.15>.
- [46] Z. Shakir, A. Mjhoor, A. Al-Thaedan, A. Al-Sabbagh, and R. Alsabah. Key performance indicators analysis for 4g-lte cellular networks based on real measurements. *International Journal of Information Technology*, 15(4) :1347–1355, 2023. <https://doi.org/10.1007/s41870-023-01210-0>.
- [47] Y. Qiu and A. Bose. Machine learning for modeling wireless radio metrics with crowd-sourced data and local environment features, 2025. <https://arxiv.org/abs/2501.01344>.
- [48] R. Gupta, D. Singh, and A. Kumar. Handover failure analysis and solutions in 5g networks. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 21(8) :7050–7063, 2022. <https://doi.org/10.1109/TWC.2022.3158456>.
- [49] M. Sauter. *From GSM to LTE-Advanced Pro and 5G : An Introduction to Mobile Networks and Mobile Broadband*. John Wiley & Sons, Chichester, UK, 3rd edition, 2017.
- [50] A. Nazari, M. Fallah, M. Taheri, and A. Diyanat. Drive test route optimization in mobile networks. *Research Square Preprint*, Aug 2024. Preprint; not peer-reviewed; <https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-4965934/v1>.
- [51] A. Herrera-García, S. Fortes, E. Baena, J. Mendoza, C. Baena, and R. Barco. Modeling of key quality indicators for end-to-end network management : Preparing for 5g. *IEEE Vehicular Technology Magazine*, 14(4) :76–84, 2019. <https://doi.org/10.1109/MVT.2019.2938448>.

- [52] H. Megnafi, K. Haddouche, and Z. Karaouzene. Creation of an application under map-basic for the drive test reports automation in cellular networks. In *2022 7th International Conference on Image and Signal Processing and their Applications (ISPA)*, pages 1–6, Mostaganem, Algeria, 2022. IEEE. <https://doi.org/10.1109/ISPA54004.2022.9786283>.
- [53] H. Megnafi, Z. Karaouzene, and M. O. Benosman. Radio network optimization for cellular networks : Enhancing dt post-processing efficiency through a gis application. In *2024 International Conference of the African Federation of Operational Research Societies (AFROS)*, pages 1–5, 2024. <https://doi.org/10.1109/AFROS62115.2024.11036999>.
- [54] P. Valente Klaine. *Self-organization for 5G and Beyond Mobile Networks Using Reinforcement Learning*. Phd thesis, University of Glasgow, Glasgow, UK, 2019.
- [55] O. Alqahtani. Ai-powered network optimization for next-generation wireless connectivity : exploring 5g/6g networks. *Telecommunication Systems*, 88(3) :84, 2025. <https://doi.org/10.1007/s11235-025-01303-0>.
- [56] A. Ashour and M. Fouda. Ai-based approaches for handover optimization in 5g new radio and 6g wireless networks. In *2023 International Conference on Computer Science, Information Technology and Engineering (ICCoSITE)*, pages 336–341, 2023. <https://doi.org/10.1109/ICCoSITE57641.2023.10127687>.
- [57] V. Rekkas, S. Sotiroudis, P. Sarigiannidis, S. Wan, G. Karagiannidis, and S. Goudos. Machine learning in beyond 5g/6g networks—state-of-the-art and future trends. *Electronics*, 10(22) :2786, 2021. <https://doi.org/10.3390/electronics10222786>.
- [58] L. Amour and A. Dandoush. Crowdsourcing based performance analysis of mobile user heterogeneous services. *ResearchGate Preprint*, 2021. <https://doi.org/10.3390/electronics11071011>.
- [59] M. Benzaghta, G. Geraci, D. López-Pérez, and A. Valcarce. Cellular network design for uav corridors via data-driven high-dimensional bayesian optimization. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, pages 1–1, 2025. <https://doi.org/10.1109/TWC.2025.3561066>.

- [60] B. Sliwa, H. Schippers, and C. Wietfeld. Machine learning-enabled data rate prediction for 5g NSA vehicle-to-cloud communications. In *2021 IEEE 4th 5G World Forum (5GWF)*, pages 299–304, Montreal, QC, Canada, 2021. IEEE. <https://doi.org/10.1109/5GWF52925.2021.00060>.
- [61] N. Faruk, Q. Ramon Adebawale, Imam-Fulani Yusuf Olayinka, Kayode S. Adewole, Abubakar Abdulkarim, Abdulkarim A. Oloyede, Haruna Chiroma, Olugbenga A. Sowande, Lukman A. Olawoyin, Salisu Garba, Aliyu D. Usman, Yinusa A. Adediran, and Lawan S. Taura. Ann-based model for multiband path loss prediction in built-up environments. *Scientific African*, 17 :e01350, 2022. <https://doi.org/10.1016/j.sciaf.2022.e01350>.
- [62] J. O. Afape et al. Improving millimetre-wave path loss estimation using automated hyperparameter-tuned stacking ensemble regression machine learning. *Results in Engineering*, 22 :102289, 2024. <https://doi.org/10.1016/j.rineng.2024.102289>.
- [63] P. Li, X. Wang, R. J. Piechocki, S. Kapoor, A. Doufexi, and A. Parekh. Variational autoencoder assisted neural network likelihood rsrp prediction model. arXiv preprint arXiv :2207.00166, 2022. <https://arxiv.org/abs/2207.00166>.
- [64] S. Zeng, X. Zhang, X. Ji, Z. Yin, G. Li, and Z. Sun. Mobile network coverage prediction using multi-modal data and a dnn-ss model. *Sensors*, 24(9) :2926, 2024. <https://doi.org/10.3390/s24092926>.
- [65] J. Juang, Y. Chen, C. Lin, et al. Explainable deep-learning-based path loss prediction from path profiles in urban environments. *Applied Sciences*, 11(15) :6690, 2021. <https://doi.org/10.3390/app11156690>.
- [66] S. Naveen and M. Kounte. Optimized convolutional neural network at the iot edge for image detection using pruning and quantization. *Multimedia Tools and Applications*, 84(9) :5435–5455, 2025. <https://doi.org/10.1007/s11042-024-20523-1>.
- [67] D. Nkashama, J. Masakuna, A. Soltani, J. Verdier, M. Frappier, P. Tardif, and F. Kabanza. Deep learning for network anomaly detection under data contamination : Evaluating robustness and mitigating performance degradation. In Joaquin Garcia-Alfaro, editor, *Computer Security. ESORICS 2024 International Workshops. ESORICS 2024*,

- volume 15264 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 77–94. Springer, Cham, 2025. https://doi.org/10.1007/978-3-031-82362-6_5.
- [68] H. Megnafi. Frequency plan optimization based on genetic algorithms for cellular networks. *Journal of Communications Software and Systems*, 16(3) :217–223, 2020. <https://doi.org/10.24138/jcomss.v16i3.1012>.
- [69] Hicham Megnafi, Zoheir Karaouzene, and Sidi Mohammed Meriah. Adaptive antenna tilt optimization in cellular networks using a hybrid ai–em propagation and gis framework for rsrp and sinr enhancement. *Wireless Personal Communications*, 146 :345–372, 2026.
- [70] Z. Karaouzene, H. Megnafi, S. m. Meriah, and M. O. Benosman. Optimization of transmitter azimuths in a 4th generation telecommunications network : Application of genetic algorithm and atoll simulation. In *2024 IEEE International Multi-Conference on Smart Systems and Green Process (IMC-SSGP)*, pages 1–5, Djerba, Tunisia, 2024. IEEE. <https://doi.org/10.1109/IMC-SSGP63352.2024.10919517>.
- [71] G. Chen, X. Wang, Z. Zhou, and D. Wang. *Genetic Algorithm and Its Application*. People’s Posts and Telecommunications Press, China, 1996.
- [72] C. Madapatha, B. Makki, A. Muhammad, E. Dahlman, M. S. Alouini, and T. Svensson. On topology optimization and routing in integrated access and backhaul networks : A genetic algorithm-based approach. *IEEE Open Journal of the Communications Society*, 2 :2273–2291, 2021. <https://doi.org/10.1109/OJCOMS.2021.3114669>.
- [73] P. Almasan, J. Suárez-Varela, A. Lutu, A. Cabellos-Aparicio, and P. Barlet-Ros. Enhancing 5g radio planning with graph representations and deep learning. In *Proceedings of the 3rd ACM Workshop on 5G and Beyond Network Measurements, Modeling, and Use Cases (5G-MeMU 2023)*, pages 14–20. Association for Computing Machinery (ACM), 2023. <https://doi.org/10.1145/3609382.3610509>.
- [74] J. Kennedy and R. Eberhart. Particle swarm optimization. In *Proceedings of the ICNN’95 - International Conference on Neural Networks*, pages 1942–1948, Perth, WA, Australia, 1995. IEEE.

- [75] G. Papazoglou and P. Biskas. Review and comparison of genetic algorithm and particle swarm optimization in the optimal power flow problem. *Energies*, 16(3) :1152, 2023. <https://doi.org/10.3390/en16031152>.
- [76] J. Kennedy and R. Eberhart. A discrete binary version of the particle swarm algorithm. In *Proceedings of the 1997 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics. Computational Cybernetics and Simulation*, volume 5, pages 4104–4108, Orlando, FL, USA, 1997. IEEE.
- [77] L. Abualigah. Particle swarm optimization : Advances, applications, and experimental insights. *Computational Materials and Continua*, 82(2) :1539–1592, 2025.
- [78] M. Arasomwan and A. Adewumi. On the performance of linear decreasing inertia weight particle swarm optimization for global optimization. *The Scientific World Journal*, 2013 :1–12, 2013. <https://doi.org/10.1155/2013/860289>.
- [79] Wei Li, Yuhan Chen, Qiang Cai, Chen Wang, Yifan Huang, and Saeed Mahmoodi. Dual-stage hybrid learning particle swarm optimization algorithm for global optimization problems. *Complex System Modeling and Simulation*, 2(4) :288–306, December 2022. <https://doi.org/10.23919/CSMS.2022.0018>.
- [80] C. Yanyun, H. Alexis, X. Hui, and Y. Xingxiu. Coverage and capacity optimization for 4g lte networks using differential evolution. In *2018 5th IEEE International Conference on Cloud Computing and Intelligence Systems (CCIS)*, pages 640–645, Nanjing, China, 2018. IEEE. <https://doi.org/10.1109/CCIS.2018.8691195>.
- [81] T. Xiang and H. Wang. Research on distributed 5g signal coverage detection algorithm based on pso–bp–kriging. *Sensors*, 18(12) :4390, 2018. <https://doi.org/10.3390/s18124390>.
- [82] W. Deng, S. Shang, X. Cai, H. Zhao, Y. Song, and J. Xu. An improved differential evolution algorithm and its application in optimization problem. *Soft Computing*, 25 :5277–5298, 2021. <https://doi.org/10.1007/s00500-020-05527-x>.
- [83] S. Das and P. Suganthan. Differential evolution : A survey of the state-of-the-art. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 20(1) :4–31, 2016. <https://doi.org/10.1109/TEVC.2015.2504420>.

- [84] R. Al-Dabbagh and A. Jabur. Constrained differential evolution for cost and energy efficiency optimization in 5g wireless networks. In Y. et al. Shi, editor, *Simulated Evolution and Learning (SEAL 2017)*, volume 10593 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 739–750. Springer, Cham, 2017. https://doi.org/10.1007/978-3-319-68759-9_60.
- [85] I. Hadi Abdulameer and Dawoud Al-R. Dabbagh. Self-adaptive differential evolution based optimized mimo beamforming 5g networks. *Iraqi Journal of Science*, 63(8) :3628–3639, 2022. <https://doi.org/10.24996/ijis.2022.63.8.23>.
- [86] T. Chien, C. Le, H. Binh, H. Ngo, and S. Chatzinotas. Phase shift design for ris-aided cell-free massive mimo with improved differential evolution. *arXiv preprint*, 2023. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2308.06539>.
- [87] I. Kanbaz, O. Yurduseven, and M. Matthaiou. Optimization of super-directive linear arrays with differential evolution for high realized gain. *arXiv preprint*, 2024. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2402.07055>.
- [88] S. Tao, R. Zhao, K. Wang, and S. Gao. An efficient reconstructed differential evolution variant for single-objective bound constrained problems. *arXiv preprint*, 2024. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2404.16280>.
- [89] Dong Wang, Yuzhong Liang, Hao Dong, et al. Innate immune memory and its application to artificial immune systems. *The Journal of Supercomputing*, 78 :11680–11701, 2022. <https://doi.org/10.1007/s11227-021-04295-1>.
- [90] D. Corus, P. Oliveto, and D. Yazdani. Fast immune system inspired hypermutation operators for combinatorial optimisation. *arXiv preprint arXiv :2009.00990*, 2020. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2009.00990>.
- [91] M. Pantourakis, S. Tsafarakis, K. Zervoudakis, E. Altsitsiadis, A. Andronikidis, and V. Ntamadaki. Clonal selection algorithms for optimal product line design : A comparative study. *European Journal of Operational Research*, 298(2) :585–595, 2022. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2021.07.006>.
- [92] C. Yang, Z. Huang, B. Jiang, et al. Improved clonal selection algorithm based on the directional update strategy. *Journal of Supercomputing*, 79 :19312–19331, 2023. <https://doi.org/10.1007/s11227-023-05405-x>.

- [93] M. Alkahtani et al. Artificial immune systems (ga-ais) enabled power loss mitigation in distributed generation : X3pais optimization approaches. *Heliyon*, 10 :4021–4035, 2024. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e37332>.
- [94] Y. Zhang, H. Li, and X. Chen. Symbiotic artificial immune system : A novel bio-inspired paradigm for large-scale optimization. *arXiv preprint arXiv :2402.07244*, 2024. <https://arxiv.org/abs/2402.07244>.
- [95] D. Corus, P. Oliveto, and D. Yazdani. Fast artificial immune systems : Improving hypermutations with fixed budget and first constructive mutation. *Artificial Intelligence*, 287 :103354, 2020. <https://doi.org/10.1016/j.artint.2020.103354>.
- [96] N. Hasib, W. Rizvi, and V. Katiyar. Artificial immune system : A systematic literature review. *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, 101 :1469–1486, 01 2023.
- [97] S. Wang, J. Xu, and Y. Zeng. On the energy-efficiency trade-off between active and passive communications with ris-based symbiotic radio. *IEEE Transactions on Green Communications and Networking*, pages 1–1, 2024. <https://doi.org/10.1109/TGCN.2024.3454539>.
- [98] M. Alkahtani, Oday A. Ahmed, K.H. Chong, S.P. Koh, Chong Tak Yaw, and Jagadeesh Pasupuleti. Energy efficiency optimization in multi-bd symbiotic radio systems for 6g iot networks : A qos-constrained optimization approach. *Cognizance Journal of Multidisciplinary Studies*, 5(1) :567–590, 2025. <https://doi.org/10.47760/cognizance.2025.v05i01.044>.
- [99] L. Duan, Z. Wang, and F. Duan. Geometric distribution-based readers scheduling optimization algorithm using artificial immune system. *Sensors*, 16(11) :1924, 2016. <https://doi.org/10.3390/s16111924>.
- [100] O. Chahid, A. Benslimane, M. A. Guermouche, and F. Rabhi. A federated learning approach for lte coverage classification using rsrp classes. In *2024 International Conference on Advanced Computer and Communication Applications (ICACCA)*, pages 1–6. IEEE, 2024. <https://doi.org/10.1109/ICA-ACCA62622.2024.10766776>.
- [101] O. Arfaoui, S. Agoujil, and A. Kriouile. Automatic enodeb lte coverage planning using grey wolf optimizer algorithm. *International Journal of Electronics and Communica-*

- tion Engineering & Science*, 16(4) :295–301, 2025. <https://doi.org/10.32985/ijeces.2025.16.4.295>.
- [102] J. Shodamola, P. Charalampidis, and V. Friderikos. A machine learning based framework for kpi maximization in emerging networks using mobility parameters. In *2020 IEEE International Black Sea Conference on Communications and Networking (BlackSeaCom)*, pages 1–6, 2020. <https://doi.org/10.1109/BlackSeaCom48709.2020.9235020>.
- [103] Faris B. Mismar and Brian L. Evans. Deep reinforcement learning for 5g networks : Joint beamforming, power control, and interference coordination. *arXiv preprint*, 2019. <https://arxiv.org/abs/1907.00123>.
- [104] N. Javaid, A. Imran, Z. A. Khan, M. Y. Javed, and N. Alrajeh. An intelligent handover management scheme for ubiquitous connectivity in lte-a cellular networks. *International Journal of Wireless and Mobile Networks*, 3(2) :201–220, 2011. <https://doi.org/10.5121/ijwmn.2011.3201>.
- [105] R. Dreifuerst, S. Daulton, Y. Qian, P. Varkey, M. Balandat, S. Kasturia, A. Tomar, A. Yazdan, V. Ponnampalam, and R. Heath. Optimizing coverage and capacity in cellular networks using machine learning. In *2021 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, pages 8148–8152. IEEE, 2021. <https://doi.org/10.1109/ICASSP39728.2021.9414155>.
- [106] A. K. Gupta, J. G. Andrews, and R. W. Heath. On the feasibility of sharing spectrum licenses in mmwave cellular systems. *IEEE Transactions on Communications*, 64(9) :3981–3995, September 2016. <https://doi.org/10.1109/TCOMM.2016.2590467>.
- [107] R. Jurdi, A. K. Gupta, J. G. Andrews, and R. W. Heath. Modeling infrastructure sharing in mmwave networks with shared spectrum licenses. *IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking*, 4(2) :328–343, June 2018. <https://doi.org/10.1109/TCCN.2018.2815625>.
- [108] J. Kibiřda and L. A. DaSilva. Efficient coverage through inter-operator infrastructure sharing in mobile networks. In *2013 IFIP Wireless Days (WD)*, pages 1–6, Valencia, Spain, 2013. <https://doi.org/10.1109/WD.2013.6686480>.

- [109] J. Kibiłda, N. J. Kaminski, and L. A. DaSilva. Radio access network and spectrum sharing in mobile networks : A stochastic geometry perspective. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 16(4) :2562–2575, April 2017. <https://doi.org/10.1109/TWC.2017.2666140>.
- [110] T. Janssen, R. Litjens, and K. W. Sowerby. On the expiration date of spectrum sharing in mobile cellular networks. In *2014 12th International Symposium on Modeling and Optimization in Mobile, Ad Hoc, and Wireless Networks (WiOpt)*, pages 490–496, Hammamet, Tunisia, 2014. <https://doi.org/10.1109/WIOPT.2014.6850337>.
- [111] S. Wang, K. Samdanis, X. C. Perez, and M. Di Renzo. On spectrum and infrastructure sharing in multi-operator cellular networks. In *2016 23rd International Conference on Telecommunications (ICT)*, pages 1–4, Thessaloniki, Greece, 2016. <https://doi.org/10.1109/ICT.2016.7500354>.
- [112] B. Selic. The pragmatics of model-driven development. *IEEE Software*, 20(5) :19–25, 2003. <https://doi.org/10.1109/MS.2003.1231146>.
- [113] H. Störrle. How unified is the unified modeling language? an empirical analysis of the uml graphical notation. *Software and Systems Modeling*, 16(1) :277–309, 2017. <https://doi.org/10.1007/s10270-015-0494-2>.
- [114] G. Booch, J. Rumbaugh, and I. Jacobson. The unified modeling language user guide. In *Addison-Wesley Professional*, 2005.
- [115] R. Matulevičius. Improving quality of security requirement specifications with uml-sec. *International Journal of Information System Modeling and Design*, 2(4) :34–49, 2011.
- [116] M. Sarhani, S. Voß, and R. Jovanovic. Initialization of metaheuristics : Comprehensive review, critical analysis, and research directions. *International Transactions in Operational Research*, 2023. <https://doi.org/10.1111/itor.13237>.
- [117] Q. Li, Y. Bai, and W. Gao. Improved initialization method for metaheuristic algorithms : A novel search space view. *IEEE Access*, 9 :121366–121384, 2021. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3073480>.

-
- [118] A.E. Eiben and J.E. Smith. *Introduction to Evolutionary Computing*. Natural Computing Series. Springer, Berlin Heidelberg, 2015. <https://doi.org/10.1007/978-3-662-44874-8>.
- [119] E. Osaba, E. Villar-Rodriguez, J. Del Ser, Antonio J. Nebro, Daniel Molina, Antonio LaTorre, Ponnuthurai N. Suganthan, Carlos A. Coello Coello, and Francisco Herrera. A tutorial on the design, experimentation and application of metaheuristic algorithms to real-world optimization problems. *Swarm and Evolutionary Computation*, 64 :100888, jul 2021. <https://doi.org/10.1016/j.swevo.2021.100888>.
- [120] O. Hrstka and A. Kučerová. Improvements of real coded genetic algorithms based on differential operators preventing premature convergence. *Advances in Engineering Software*, 35(3) :237–246, 2004. [https://doi.org/10.1016/S0965-9978\(03\)00113-3](https://doi.org/10.1016/S0965-9978(03)00113-3).
- [121] O. Bondarenko, D. Ageyev, and O. Mohammed. Optimization model for 5g network planning. In *2019 IEEE 15th International Conference on the Experience of Designing and Application of CAD Systems (CADSM)*, pages 1–4, Polyana, Ukraine, 2019. IEEE. <https://doi.org/10.1109/CADSM.2019.8779298>.
- [122] R. Merz, D. Wenger, D. Scanferla, and S. Mauron. Performance of lte in a high-velocity environment : A measurement study. In *Proceedings of the 4th Workshop on All Things Cellular : Operations, Applications, & Challenges*, pages 47–52, New York, NY, USA, 2014. Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/2627585.2627589>.
- [123] A. Gómez-Andrades, R. Barco, and I. Serrano. A method of assessment of lte coverage holes. *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking*, (236), 2016. <https://doi.org/10.1186/s13638-016-0733-y>.
- [124] G. Aceto, D. Ciuonzo, A. Montieri, and A. Pescapè. Mimetic : Mobile encrypted traffic classification using multimodal deep learning. *Computer Networks*, 165 :106944, 2019. <https://doi.org/10.1016/j.comnet.2019.106944>.
- [125] E. Nwelih, J. Isabona, and A. L. Imoize. Optimization of base station placement in 4g lte broadband networks using adaptive variable length genetic algorithm. *SN Computer Science*, 4(2), 2022. <https://doi.org/10.1007/s42979-022-01533-y>.

-
- [126] O. M. Amine and A. Khireddine. Base station placement optimisation using genetic algorithms approach. *International Journal of Computer Aided Engineering and Technology*, 11(6) :635–652, 2019. <https://doi.org/10.1504/IJCAET.2019.102495>.
- [127] M. Raithatha, A. U. Chaudhry, R. H. Hafez, and J. W. Chinneck. A fast heuristic for gateway location in wireless backhaul of 5g ultra-dense networks. *IEEE Access*, 9 :43653–43674, 2021. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3062655>.
- [128] Jianpo Li, Jinjian Pang, and Xiaojuan Fan. Optimization of 5g base station coverage based on self-adaptive mutation genetic algorithm. *Computer Communications*, 225 :83–95, 2024. <https://doi.org/10.1016/j.comcom.2024.07.002>.
- [129] Z. Liu, H. Zhu, Y. Yuan, Y. Yang, and K. Y. Chan. Optimization of base station density and user transmission power in multi-tier heterogeneous cellular systems. *Computer Communications*, 161 :334–343, 2020. <https://doi.org/10.1016/j.comcom.2020.08.001>.
- [130] Ning Ai, Bin Wu, Boyu Li, and Zhipeng Zhao. 5g heterogeneous network selection and resource allocation optimization based on cuckoo search algorithm. *Computer Communications*, 168 :170–177, 2021. <https://doi.org/10.1016/j.comcom.2020.12.026>.
- [131] G. Gemmi, M. Segata, and L. Maccari. Estimating coverage and capacity of high frequency mobile networks in ultradense urban areas. *Computer Communications*, 223 :81–89, 2024. <https://doi.org/10.1016/j.comcom.2024.04.030>.
- [132] L. Chiaraviglio, C. Di Paolo, and N. Blefari-Melazzi. 5g network planning under service and emf constraints : Formulation and solutions. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 21(9) :3053–3070, 2021. <https://doi.org/10.1109/TMC.2021.3054482>.
- [133] H. Zhang, N. Liu, X. Chu, K. Long, A. H. Aghvami, and V. C. Leung. Network slicing based 5g and future mobile networks : Mobility, resource management, and challenges. *IEEE Communications Magazine*, 55(8) :138–145, 2017. <https://doi.org/10.1109/MCOM.2017.1600940>.
- [134] Y. Li and M. Chen. Software-defined network function virtualization : A survey. *IEEE Access*, 3 :2542–2553, 2015. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2015.2499271>.

- [135] X. Ge, H. Cheng, M. Guizani, and T. Han. 5g wireless backhaul networks : Challenges and research advances. *IEEE Network*, 28(6) :6–11, 2014. <https://doi.org/10.1109/MNET.2014.6963798>.
- [136] G. Chen, X. Wang, and G. Yang. Research and implementation of 5g base station location optimization problem based on genetic algorithm. In *IEEE International Conference on Advanced Infocomm Technology*, pages 367–378. Springer Nature Singapore, 2022. https://doi.org/10.1007/978-981-99-5203-8_33.
- [137] Y. Wang, L. Xiang, and X. Liu. Base station location optimization based on genetic algorithm in cad system. In Q. Zu and B. Hu, editors, *Human Centered Computing. HCC 2017*, Lecture Notes in Computer Science, 2018. https://doi.org/10.1007/978-3-319-74521-3_24.
- [138] D. K. Saxena, A. Sinha, J. A. Duro, and Q. Zhang. Entropy-based termination criterion for multiobjective evolutionary algorithms. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 20(4) :485–498, Aug. 2016. <https://doi.org/10.1109/TEVC.2015.2480780>.
- [139] Jyrki T. J. Penttinen. *5G Network Planning and Optimization*, pages 255–269. Wiley, 2019. <https://doi.org/10.1002/9781119275695.ch9>.
- [140] M. Ayaz, A. Hussain, T. Hussain, and I. Ali. Optimization of quality of service in 5g cellular network by focusing on interference management. *Wireless Personal Communications*, 135(4) :2229–2254, 2024. <https://doi.org/10.1007/s11277-024-11139-7>.
- [141] A. Ghosh, R. Ratasuk, B. Mondal, N. Mangalvedhe, and T. Thomas. Lte-advanced : Next-generation wireless broadband technology. *IEEE Wireless Communications*, 17(3) :10–22, June 2010. <https://doi.org/10.1109/MWC.2010.5490974>.

Résumé Cette thèse traite de l'optimisation de la planification des réseaux 4G et 5G dans un contexte de forte croissance du trafic mobile. Elle propose une approche hybride, MetaOpt-EM&SIG, combinant un algorithme métaheuristique, un simulateur électromagnétique et un Système d'Information Géographique (SIG), afin de modéliser de façon réaliste l'environnement radio et d'optimiser les paramètres de déploiement.

La première étude de cas concerne l'optimisation des azimuts des antennes LTE pour améliorer la couverture et réduire les ajustements manuels. La seconde porte sur la planification des stations de base 5G, en intégrant les données LTE-A et les indicateurs de performance pour orienter le placement des sites.

Les résultats montrent que l'approche proposée permet une planification radio plus efficace, précise et économique, démontrant la pertinence de l'intégration conjointe de l'intelligence artificielle, de la modélisation électromagnétique et de l'analyse géospatiale dans la conception des réseaux cellulaires de nouvelle génération.

Mots-clés : optimisation, réseaux 4G/5G, métaheuristique, algorithme génétique, simulateur électromagnétique, système d'information géographique, planification radio.

Abstract

This thesis addresses the optimization of 4G and 5G network planning in the context of growing mobile traffic. It introduces a hybrid approach, MetaOpt-EM&SIG, which combines a metaheuristic algorithm, an electromagnetic simulator, and a Geographic Information System (GIS) to realistically model the radio environment and optimize deployment parameters.

The first case study focuses on optimizing LTE antenna azimuths to enhance coverage and reduce manual adjustments. The second deals with 5G base-station planning, integrating LTE-A data and performance indicators to guide site placement.

The results demonstrate that the proposed approach enables more efficient, accurate, and cost-effective radio planning, confirming the relevance of combining artificial intelligence, electromagnetic modeling, and geospatial analysis for next-generation cellular network design.

Keywords : optimization, 4G/5G networks, metaheuristic, genetic algorithm, electromagnetic simulator, geographic information system, radio planning.

المخلص:

تتناول هذه الأطروحة موضوع تحسين تخطيط شبكات الجيلين الرابع والخامس في سياق النمو السريع لحركة البيانات في شبكات الهاتف المحمول. تقترح منهجية هجينة تُعرف باسم MetaOpt-EM&SIG، تجمع بين خوارزمية ميتاستكشافية، ومحاكي كهرومغناطيسي، ونظام معلومات جغرافي (GIS)، بهدف تمثيل البيئة الراديوية بشكل واقعي وتحسين معايير النشر والتخطيط.

تتمحور الدراسة الأولى حول تحسين زوايا توجيه هوائيات شبكات LTE بهدف تعزيز التغطية وتقليل الحاجة إلى التعديلات اليدوية المتكررة. أما الدراسة الثانية فتركز على تخطيط محطات الجيل الخامس، من خلال دمج بيانات شبكات LTE-A ومؤشرات الأداء الرئيسية لتوجيه اختيار المواقع الجديدة بطريقة أكثر دقة وفعالية. تُظهر النتائج أن المنهجية المقترحة توفر تخطيطاً راديويًا أكثر كفاءة ودقة واقتصادًا، مما يؤكد أهمية التكامل بين الذكاء الحسابي والمحاكاة الكهرومغناطيسية لتحقيق شبكات أكثر ذكاءً واستدامة.

الكلمات المفتاحية : تخطيط الشبكات، الجيل الرابع والخامس، التحسين الميتاستكشافي، المحاكاة الكهرومغناطيسية، نظم المعلومات الجغرافية، التخطيط الراديوي.