

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À MONTRÉAL

ALLOCATION DE RESSOURCES ÉQUITABLE, RÉSILIENTE ET EFFICACE DANS LES
RÉSEAUX INTÉGRÉS ESPACE-AIR-SOL ASSISTÉS PAR LES SURFACES
INTELLIGENTES RECONFIGURABLES

MÉMOIRE
PRÉSENTÉ
COMME EXIGENCE PARTIELLE
DE LA MAÎTRISE EN INFORMATIQUE

PAR
NDEYE FATOU DIOP

AVRIL 2026

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À MONTRÉAL
Service des bibliothèques

Avertissement

La diffusion de ce mémoire se fait dans le respect des droits de son auteur, qui a signé le formulaire *Autorisation de reproduire et de diffuser un travail de recherche de cycles supérieurs* (SDU-522 – Rév.12-2023). Cette autorisation stipule que «conformément à l'article 11 du Règlement no 8 des études de cycles supérieurs, [l'auteur] concède à l'Université du Québec à Montréal une licence non exclusive d'utilisation et de publication de la totalité ou d'une partie importante de [son] travail de recherche pour des fins pédagogiques et non commerciales. Plus précisément, [l'auteur] autorise l'Université du Québec à Montréal à reproduire, diffuser, prêter, distribuer ou vendre des copies de [son] travail de recherche à des fins non commerciales sur quelque support que ce soit, y compris l'Internet. Cette licence et cette autorisation n'entraînent pas une renonciation de [la] part [de l'auteur] à [ses] droits moraux ni à [ses] droits de propriété intellectuelle. Sauf entente contraire, [l'auteur] conserve la liberté de diffuser et de commercialiser ou non ce travail dont [il] possède un exemplaire.»

REMERCIEMENTS

Je tiens tout d'abord à exprimer ma profonde gratitude à mon directeur de recherche, Monsieur Wessam Ajib, et à Madame Cirine Chaieb pour leur excellent encadrement, leur patience, leurs conseils avisés, leur disponibilité ainsi que leur inestimable soutien tout au long de ce parcours. Leur confiance et leur accompagnement éclairé ont été une source constante de motivation et d'épanouissement intellectuel.

Mes remerciements les plus sincères vont également à mes parents et à ma famille pour leur présence indéfectible et leur soutien de près comme de loin. Une pensée particulière pour ma mère, Aida Fall, ma plus précieuse conseillère, sans qui rien de tout cela n'aurait été possible aujourd'hui. Maman, cette réussite est aussi la tienne. Je remercie également mes oncles et tantes pour leurs conseils avisés. À mon oncle El Hadj Malick Fall pour son accompagnement sage. À mon oncle Mansour Fall, son épouse Madame Ophélie Lebon et leurs fils, El Hadji Baila Fall et Cheikh Omar Gilles Fall, merci pour votre soutien indéfectible depuis mon arrivée au Canada. Une pensée chaleureuse également à mon frère Baye Zale Diop, pour sa présence fraternelle.

Un immense merci à mes chers amis (Alassane Diop, Khadim Diop, Ousseynou Dramé, Cheikh Ndao) et amies (Fatou, Garcia, Absa, Aminata Mah, Dickel, Marième Wane), ainsi qu'à mes cousines (Ngane, Rama, Yafatou, Ndeye Anta, Ndeye Awa, Bineta, Mamie), pour leurs encouragements constants, leur présence réconfortante et leur amour.

Enfin, je remercie chaleureusement mes collègues du laboratoire : Mouhamed Anas Bel Madani, Radia Kassouri, Rania Hidoussi, Najib Benserir, Gaël Mubibya, Ratna, Houssein et Loukman, pour nos échanges stimulants, leurs conseils précieux et ces moments de joie partagés qui ont embelli cette aventure.

Avec toute ma reconnaissance,

DÉDICACE

«À la mémoire de mon oncle *Ousmane FALL*, qui a cru en moi et a tout fait pour que je réalise mes rêves. Tu m'as appris la valeur du courage et de la persévérance. Même si tu n'es plus là pour partager cette réussite, ton souvenir reste éternel et ta présence vit à travers chacune de mes réalisations.»

TABLE DES MATIÈRES

LISTE DES FIGURES	viii
LISTE DES TABLEAUX	ix
LISTE DES ABRÉVIATIONS, SIGLES ET ACRONYMES	x
RÉSUMÉ	xii
CHAPITRE 1 INTRODUCTION	2
1.1 Mise en contexte.....	2
1.2 Problématique	5
1.3 Objectifs et Méthodologie	6
1.4 Contributions scientifiques.....	8
1.5 Conclusion	9
CHAPITRE 2 ÉTAT DE L'ART	11
2.1 Architecture générale des SAGIN	11
2.1.1 Segment spatial.....	11
2.1.2 Segment aérien	12
2.1.3 Segment terrestre.....	13
2.2 Applications des SAGIN	13
2.2.1 Défis dans les SAGIN	15
2.3 L'utilisation des RIS dans les SAGIN.....	20
2.4 L'allocation des ressources dans les SAGIN assistés par des RIS	20
2.5 Problématique de brouillage dans les SAGIN	24
2.6 Taxonomie des travaux existants.....	25
2.7 Conclusion	25
CHAPITRE 3 MODÈLE DU SYSTÈME ET PROBLÉMATIQUE	28

3.1	Introduction.....	28
3.2	Modèle du système	29
3.2.1	Modèle des canaux de communication.....	30
3.2.2	Modèle de transmission	34
3.3	Formulation mathématique du problème d’optimisation	37
3.4	Analyse de la complexité du problème d’optimisation.....	38
3.5	Conclusion	41
CHAPITRE 4 SOLUTION PROPOSÉE		43
4.1	Algorithme d’optimisation alternée (AO)	44
4.1.1	Optimisation du déphasage des RIS	44
4.1.2	Allocation des canaux.....	48
4.1.3	Allocation de la puissance de transmission	51
4.1.4	Optimisation du positionnement des UAV	53
4.2	Analyse de la complexité globale de l’algorithme AO	55
4.3	Conclusion	56
CHAPITRE 5 PERFORMANCES ET SIMULATIONS		58
5.1	Paramètres de simulation	58
5.2	Évaluation de performances de la solution proposée.....	60
5.2.1	Convergence de l’algorithme AO.....	60
5.3	Résultats de simulation et discussion	61
5.3.1	Résultats de simulation en scénario dense.....	62
5.3.2	Résultats de simulation en scénario éparpillé	68
5.4	Conclusion	73
CHAPITRE 6 CONCLUSIONS ET TRAVAUX FUTURS		75

6.1	Conclusions	75
6.2	Travaux futurs	77
	RÉFÉRENCES	80

LISTE DES FIGURES

Figure 2.1	Architecture des réseaux intégrés SAGIN	12
Figure 3.1	Modèle du système SAGIN illustrant les attaques de brouillage	30
Figure 5.1	La convergence de l'algorithme AO proposé.....	61
Figure 5.2	Performance de différents algorithmes dans un scénario dense et avec un nombre différent de canaux C (avec des intervalles de confiance à 95 %).	62
Figure 5.3	L'indice d'équité de Jain des algorithmes dans un scénario dense.	64
Figure 5.4	Impact de l'utilisation du RIS dans un scénario dense.	65
Figure 5.5	Impact de la puissance de brouillage avec un brouilleur dans le système.	66
Figure 5.6	L'indice d'équité de Jain pour multiple puissance de transmission du brouilleur... ..	67
Figure 5.7	Impact des UAV-RIS sur le SJNR minimum avec des CIs à 95 %.....	68
Figure 5.8	L'indice d'équité de Jain dans un scénario éparpillé.	70
Figure 5.9	Impact du nombre de brouilleurs dans un scénario éparpillé pour ($R = 3$).	71
Figure 5.10	L'indice d'équité de Jain dans un scénario éparpillé avec multiples brouilleurs et $R = 3$	72

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 2.1	Synthèse critique des travaux existants sur les SAGIN	26
Tableau 3.1	Liste des notations et leurs définitions	31
Tableau 5.1	Notations et valeurs de paramètres pour le scénario dense.....	59
Tableau 5.2	Notations et valeurs de paramètres pour le scénario éparpillé	59

LISTE DES ACRONYMES

3GPP *Third Generation Partnership Project*.

5G *Fifth Generation* (Cinquième génération).

6G *Sixth Generation* (Sixième génération).

AO *Alternating Optimization* (Algorithme d'optimisation alternée).

AoA *Angle of Arrival* (Angle d'arrivée).

BS *Base Station* (Station de base).

BER *Bit Error Rate* (Taux d'erreur binaire).

CN *Core Network* (Coeur de réseau).

dB Décibel.

DL *Down Link*(Liaison descendante).

DoF *Degree of Freedom*.

DRL *Deep Reinforcement Learning* (Apprentissage par renforcement profond).

CI *Confidence Intervals* (Intervalles de confiances).

CSI *Channel State Information* (Information sur l'état du canal).

GSM *Global System for Mobile Communications*.

HAPs *High Altitude Platforms*.

IEEE *Institute of Electrical and Electronics Engineers*.

IoT *Internet of Things* (Internet des objets).

ISM *Industrial, Scientific, and Medical* (Industriel, scientifique et médical).

KKT *Karush-Kuhn-Tucker*.

LOS *Line of sight*(Visibilité directe).

LTE *Long Term Evolution* (Évolution à long terme).

MANET *Mobile Ad-Hoc Network* (Réseaux mobile Ad-Hoc).

MKP *Multiple knapsack problem*.

MINPL *Mixed Integer Nonlinear Programming* (Programmation mixte entière non linéaire).

NFV *Network Functions Virtualization* (Virtualisation des fonctions réseau).

NLOS *Non-line of sight*(Non visibilité directe).

NTN *Non-Terrestrial Network* (Réseaux non terrestres).

OFDMA *Orthogonal Frequency Division Multiple Access* (Accès multiple par répartition orthogonale de fréquence).

RAN *Radio Access Network*, (Réseau d'accès radio).

RIS *Reconfigurable Intelligent Surfaces* (Surfaces intelligentes reconfigurables).

SAGIN *Space-air-ground integrated networks* (Réseaux intégrés espace air sol).

SDN *Software Defined Networking* (Réseau défini par logiciel).

SNR *Signal-to-Noise-Ratio* (Rapport signal sur interférence).

SJNR *Signal-to-Jamming plus Noise Ratio* (Rapport signal sur interférence brouillage plus bruit).

TLE *Two-Line Element* (Élément en deux ligne).

QoS *Quality of Services* (Qualité de service).

QC *Quadratic Program* (Programme quadratique).

QCQP *Quadratically Constrained Quadratic Program* (Programme quadratique avec contraintes quadratiques).

UAV *Unmanned Aerial Vehicule*(Véhicule aérien sans pilote).

WLAN *Wireless Local Area Network* (Réseau local sans fil).

RÉSUMÉ

L'émergence des réseaux intégrés satellites-aériens-terrestres (en anglais *space-air-ground integrated networks*, SAGIN) constitue une avancée technologique majeure vers la concrétisation d'une connectivité mondiale, ubiquitaire et résiliente. Ces réseaux, en tirant parti de la complémentarité entre les satellites en orbite, les plateformes aériennes sans pilote (en anglais *unmanned aerial vehicles*, UAV) et les infrastructures terrestres, visent à offrir une couverture continue, y compris dans des environnements où les réseaux conventionnels sont limités ou inexistantes, comme les zones rurales, maritimes ou sinistrées. Grâce à cette architecture hétérogène et hiérarchisée, les SAGIN promettent de répondre aux exigences croissantes en termes de latence, de capacité et de fiabilité pour les futures générations de communications sans fil, notamment dans le contexte de la 6G.

Cependant, cette intégration multi-niveau accroît considérablement la complexité du réseau et, par conséquent, élargit la surface d'attaque potentielle. En particulier, la nature ouverte et distribuée des canaux de communication sans fil rend le système vulnérable aux menaces de sécurité physique, telles que les attaques par brouillage intentionnel. Dans un tel scénario, un adversaire déploie un ou plusieurs émetteurs de brouillage capables de générer des interférences électromagnétiques ciblées, perturbant la qualité des signaux reçus et compromettant la disponibilité du service. Ces attaques, en plus de dégrader les performances du réseau, peuvent compromettre la fiabilité globale du système, ce qui rend la détection et la mitigation du brouillage des enjeux essentiels dans la conception des SAGIN robustes.

Face à ces défis, la technologie des surfaces intelligentes reconfigurables (en anglais *Reconfigurable Intelligent Surfaces*, RIS) émergent comme une solution novatrice et efficace. Une RIS est constituée d'un ensemble d'éléments passifs capables de contrôler de manière dynamique la phase, l'amplitude et la direction de réflexion des ondes électromagnétiques incidentes. En reconfigurant l'environnement de propagation, les RIS permettent d'améliorer la qualité du lien, de concentrer l'énergie utile vers les utilisateurs légitimes et d'atténuer les signaux indésirables, tels que ceux émis par un brouilleur. L'intégration des RIS dans les SAGIN offre ainsi une nouvelle dimension de contrôle, permettant d'accroître la robustesse du réseau face aux interférences tout en réduisant la consommation énergétique, en comparaison avec les approches actives traditionnelles.

Dans ce mémoire, nous proposons une méthodologie complète pour l'optimisation conjointe des ressources et de la configuration des RIS dans un réseau SAGIN soumis à des attaques de brouillage. Plus précisément, nous formulons un problème d'optimisation visant à maximiser le rapport signal sur brouillage et bruit (en anglais *signal-to-jamming plus noise ratio*, SJNR) minimal pour l'ensemble des utilisateurs en liaison descendante. Ce problème est formulé à l'aide d'un ensemble de contraintes réalistes, incluant les contraintes de positionnement et de mobilité des UAV, les associations utilisateurs-UAV, l'allocation de canaux de communication, la distribution de la puissance d'émission et le réglage des déphasages des éléments des RIS.

La formulation mathématique obtenue conduit à un programme non linéaire en nombres entiers mixtes, appartenant à la classe des problèmes NP-difficiles, ce qui rend sa résolution directe impraticable pour des systèmes de grande dimension. Pour surmonter cette complexité, nous proposons un algorithme itératif hiérarchique fondé sur une décomposition en sous-problèmes partiellement couplés.

Les résultats de simulation démontrent l'efficacité et la stabilité de l'algorithme proposé. Le système optimisé présente une résilience significativement améliorée face aux attaques de brouillage, maintenant un niveau de SJNR élevé même dans des environnements hostiles. Par ailleurs, l'introduction des RIS se traduit par un gain notable en efficacité énergétique et en qualité de service par rapport aux configurations SAGIN classiques dépourvues de surfaces intelligentes. Ces résultats confirment le potentiel des RIS comme composant clé pour la conception de réseaux intégrés de nouvelle génération, capables d'assurer des communications fiables, adaptatives et sécurisées.

Mots clés : Plateformes aériennes sans pilote, allocation de ressources, réseaux intégrés satellites-aériens-terrestres, rapport signal sur brouillage et bruit , surfaces intelligentes reconfigurables, NP-difficile, résilience au brouillage.

CHAPITRE 1

INTRODUCTION

Ce chapitre introductif présente le cadre général dans lequel s’inscrit ce mémoire et expose les motivations qui ont guidé cette recherche. Il vise à situer les enjeux technologiques et scientifiques liés aux réseaux de communication de nouvelle génération, à formuler clairement la problématique étudiée et à préciser les objectifs poursuivis. Les sections suivantes offrent ainsi une vue d’ensemble du contexte, des défis identifiés et des contributions apportées dans ce travail.

1.1 Mise en contexte

Au cours des dernières décennies, les progrès rapides des technologies de communication ont entraîné une demande croissante en connectivité pour les systèmes modernes. Avec le déploiement des réseaux 5G et la préparation de la 6G, les applications à faible latence, haut débit et grande échelle se multiplient (Öhlén *et al.*, 2016). Cependant, les infrastructures terrestres traditionnelles montrent leurs limites pour garantir une connectivité continue et une qualité de service (en anglais *quality of service*, QoS) élevée (Chen *et al.*, 2023).

Pour pallier ces insuffisances, l’intégration de satellites et de véhicules aériens sans pilote (en anglais *unmanned aerial vehicles*, UAV) a été proposée comme solution complémentaire aux réseaux terrestres, afin d’assurer une connectivité étendue, notamment dans les zones rurales, sinistrées ou difficilement accessibles. C’est dans ce contexte qu’ont émergé les réseaux intégrés satellite–aérien–terrestres (en anglais *satellite air ground integrated networks*, SAGIN), suscitant un intérêt croissant dans la recherche académique et industrielle (Liu *et al.*, 2018).

Cette architecture hétérogène permet d’étendre la couverture, d’augmenter la capacité du réseau, d’améliorer la résilience et de réduire la latence (Chandrasekharan *et al.*, 2016). En intégrant harmonieusement les trois segments, les SAGIN constituent une étape clé vers des réseaux véritablement omniprésents.

Cependant, cette intégration introduit de nouveaux défis : la gestion optimale des ressources radio, la planification dynamique, la mobilité des UAV, ainsi que la vulnérabilité accrue aux interférences

et aux attaques malveillantes (Zou *et al.*, 2021). Parmi celles-ci, les attaques par brouillage intentionnel (en anglais *jamming*) représentent une menace majeure pour la QoS, en particulier dans des scénarios critiques tels que les opérations de secours ou les communications militaires.

La technologie des surfaces intelligentes reconfigurables (en anglais *reconfigurable intelligent surfaces*, RIS) apparaît comme une approche prometteuse pour renforcer la robustesse des communications (Li *et al.*, 2024). En reconfigurant dynamiquement l’environnement de propagation, les RIS permettent de réduire l’impact du brouillage tout en optimisant l’efficacité énergétique du système (Cao et Cheng, 2022).

La suite contient la définition de quelques concepts importants, utilisés dans cette étude.

- Algorithme d’optimisation alternée (AO) : c’est une méthode itérative qui décompose un problème complexe en sous-problèmes indépendants, résolus successivement jusqu’à convergence. Cette approche est adaptée aux systèmes multi-variables tels que les SAGIN-RIS.
- SJNR (*signal-to-jamming-plus-noise ratio*) : c’est une métrique fondamentale qui mesure la qualité du signal utile par rapport aux interférences malveillantes (brouillage) et au bruit thermique. Contrairement au SNR (*signal-plus-noise-ratio*) traditionnel, le SJNR tient compte explicitement de l’impact des attaques par brouillage, ce qui est crucial pour évaluer la robustesse des communications dans des environnements hostiles.
- NP-difficile : c’est une classe de problèmes pour lesquels toute instance d’un problème de la classe NP peut être réduite en temps polynomial à une instance de ce problème. Autrement dit, un problème NP-difficile est au moins aussi difficile que les problèmes les plus difficiles de NP. Sauf si l’hypothèse $P = NP$ se révélait vraie, aucun algorithme en temps polynomial ne peut résoudre un problème NP-difficile de manière exacte. Les problèmes d’optimisation dans les réseaux complexes, tels que l’allocation conjointe de ressources dans les SAGIN, relèvent souvent de cette catégorie, ce qui justifie le recours à des méthodes heuristiques, d’apprentissage, ou d’approximation.

La révolution numérique a transformé les communications en un pilier essentiel des sociétés modernes, rendant l’accès à internet indispensable pour le télétravail, l’éducation, les soins de santé et la cohésion sociale. Pourtant, cette dépendance croissante a mis en lumière une fracture numérique persistante : si les zones urbaines bénéficient de réseaux terrestres performants, les régions rurales, isolées ou sinistrées restent largement sous-desservies. Cette inégalité d’accès contrevient

au principe d'équité numérique et limite le développement socio-économique de vastes territoires.

Les projections actuelles indiquent une explosion du trafic de données mobiles, multiplié par cinq d'ici 2030 (Ericsson, 2025). Cette croissance s'accompagne de l'émergence d'applications gourmandes en bande passante comme la réalité virtuelle, les véhicules autonomes, la télémédecine avancée et l'internet des objets (en anglais *internet of things*, IoT) à grande échelle. Dans ce contexte, les infrastructures terrestres traditionnelles atteignent leurs limites techniques et économiques, particulièrement pour assurer une couverture universelle.

Ces infrastructures, bien que performantes dans les zones densément peuplées, présentent plusieurs limitations fondamentales : une couverture géographique incomplète, une vulnérabilité aux catastrophes naturelles telle que les séismes, les inondations, les ouragans, pouvant endommager gravement les infrastructures terrestres, privant les populations de communications précisément lorsqu'elles en ont le plus besoin pour les secours et la coordination des efforts humanitaires, une capacité limitée face à l'explosion du nombre d'appareils connectés, et une latence élevée pour les applications critiques nécessitant une faible latence comme pour la chirurgie à distance et les véhicules autonomes.

Face à ces limitations, les réseaux intégrés SAGIN représentent une solution holistique permettant l'intégration harmonieuse des trois segments pour créer un réseau résilient, évolutif et omniprésent capable de s'adapter aux variations de trafic et de résister aux pannes localisées (Kato *et al.*, 2019). Malgré leurs avantages, les SAGIN présentent des vulnérabilités spécifiques qui motivent nos recherches, telles que l'exposition aux interférences malveillantes, la complexité de la gestion des ressources ainsi qu'un problème d'équité de service entre les utilisateurs finaux.

Pour faire face à ces vulnérabilités, notre recherche s'appuie sur une technologie émergente et disruptive : les surfaces intelligentes reconfigurables (RIS) (Basar *et al.*, 2019; Di Renzo *et al.*, 2020). En reconfigurant de manière programmable l'environnement de propagation des ondes électromagnétiques, les RIS permettent de renforcer la robustesse des liaisons contre le brouillage, d'améliorer l'efficacité énergétique et d'optimiser dynamiquement la couverture sans nécessiter une consommation d'énergie supplémentaire importante (Liu *et al.*, 2021; Bariah *et al.*, 2023). Leur intégration dans les SAGIN ouvre la voie à des réseaux non seulement omniprésents, mais aussi intelligents,

sécurisés et résilients.

Ainsi, la motivation fondamentale de ce travail est de concevoir des SAGIN robustes et équitables, capables de garantir un service de qualité à tous les utilisateurs, même dans les conditions les plus défavorables. En combinant le potentiel de transformation des SAGIN avec le contrôle sans précédent offert par les RIS, cette recherche vise à contribuer à l'édification d'un écosystème numérique véritablement inclusif, fiable et garantissant une équité entre les utilisateurs finaux.

1.2 Problématique

Le défi fondamental abordé dans ce mémoire est la conception d'un algorithme d'optimisation conjoint pour les réseaux SAGIN assistés par RIS, capable de fonctionner de manière résiliente et équitable en présence d'un brouilleur malveillant. La complexité de ce problème réside dans l'interdépendance de quatre ressources clé qu'il faut orchestrer simultanément.

1. **Déphasages des RIS.** Ce déphasage contrôlable sert à reconfigurer intelligemment l'environnement radio et ajoute un déphasage aux signaux de manière constructive vers les utilisateurs légitimes, tout en atténuant l'impact du brouillage.
2. **Allocation de puissance.** La puissance d'émission du satellite doit être répartie de manière à maximiser les performances du système tout en contrant localement l'atténuation causée par le brouilleur.
3. **Allocation des canaux OFDMA.** Les ressources fréquentielles orthogonales doivent être assignés de manière optimale et dans un spectre potentiellement dégradé par le brouillage.
4. **Positionnement des UAV.** Pour optimiser la position tridimensionnelle des relais aériens, qui influence directement la qualité de tous les liens de communication et donc l'efficacité des trois autres ressources.

L'optimisation conjointe de ces ressources est difficile car elles sont fortement couplées : un changement dans le positionnement d'un UAV modifie la géométrie des canaux de propagation, ce qui nécessite une réadaptation immédiate des déphasages du RIS, de l'allocation de puissance et des assignations de canaux. Ce problème d'optimisation multi-variable et non convexe est montré **NP-difficile** dans le chapitre 4.

La présence d'un brouilleur malveillant augmente cette complexité en créant une grande inéquité

entre les utilisateurs, où certains voient leur communication totalement interrompue tandis que d'autres sont moins affectés. Les approches classiques, qui visent souvent à maximiser le débit total du réseau, sont alors inadéquates car elles peuvent sacrifier les utilisateurs les plus défavorisés. Face à ce constat, la problématique centrale de ce mémoire peut être formulée ainsi : **"Comment optimiser conjointement les ressources d'un réseau SAGIN assisté par RIS afin de maximiser le SJNR minimal des utilisateurs (garantie d'équité) en présence d'attaques de brouillage ?"**

Cette formulation adopte un critère d'équité (max-min), distinguant fondamentalement notre approche des travaux existants et visant à protéger les communications les plus critiques, même dans les pires conditions.

1.3 Objectifs et Méthodologie

L'objectif principal de ce mémoire est de présenter une solution algorithmique qui garantit une bonne qualité de service et une équité entre les utilisateurs dans un réseau intégré SAGIN en présence de brouilleur. Plus spécifiquement, les objectifs opérationnels incluent :

- Établir le problème d'optimisation max-min SJNR sous contraintes physiques (phases unitaires, puissance limitée, mobilité UAV, allocation exclusive de canaux).
- Démontrer la NP-difficulté du problème par réduction polynomiale.
- Proposer une méthode d'optimisation alternée décomposant le problème en sous-problèmes tractables, avec garanties de convergence.
- Analyser la robustesse de la solution face aux variations des conditions opérationnelles par des simulations.

Cette recherche vise ainsi à contribuer à l'avancement des connaissances dans le domaine des communications robustes et équitables pour les réseaux de prochaine génération.

Pour atteindre les objectifs énoncés précédemment, nous adoptons une démarche méthodologique rigoureuse et structurée en plusieurs phases complémentaires.

Nous débutons par une revue approfondie de la littérature scientifique afin d'établir une compréhension complète des réseaux SAGIN. Cette analyse de l'état de l'art nous permet d'identifier

précisément les problématiques non résolues et les limitations des approches existantes, justifiant ainsi la pertinence et l'originalité de notre recherche. Nous développons un modèle mathématique complet qui capture toutes les composantes du réseau ainsi que les interactions dans l'environnement opérationnel. Ce modèle inclut la géométrie des liens de communication (satellite-UAV-utilisateur), les caractéristiques des canaux de propagation avec leurs particularités, le comportement des RIS et leurs contraintes physiques ainsi que la dynamique des interférences malveillantes. La formulation mathématique du problème d'optimisation a pour objectif principal de maximiser le SJNR minimal parmi tous les utilisateurs, garantissant ainsi une équité de service optimale. Ce problème est soumis aux contraintes suivantes :

- Contrainte d'association UAV-utilisateur : Chaque utilisateur doit être associé à un UAV spécifique, avec possibilité d'associations multiples sous contraintes de capacité.
- Contrainte de puissance de transmission : La puissance totale émise par le satellite ne doit pas dépasser une limite maximale prédéfinie, tout en maintenant une puissance minimale par utilisateur pour assurer la connectivité.
- Contrainte d'allocation de canaux : Chaque canal est attribué de manière exclusive à un utilisateur par UAV, utilisant la technique OFDMA pour minimiser les interférences inter-canaux.
- Contrainte modulaire des décalages de phase : Les déphasages des éléments RIS doivent respecter les contraintes de modulus unitaire, reflétant la nature passive de ces composants.
- Contrainte de positionnement des UAV : Les drones doivent maintenir des positions qui maximisent la couverture tout en respectant les contraintes de sécurité, de mobilité et d'espacement minimal.

Notre modèle intègre explicitement les interférences malveillantes générées par le brouilleur, qui dégradent significativement le SJNR des utilisateurs les plus vulnérables.

Nous menons une analyse théorique rigoureuse de la complexité computationnelle de notre problème. Nous démontrons que notre problème d'optimisation conjointe appartient à la classe NP-difficile, justifiant ainsi le recours à des méthodes approximatives. Enfin, nous proposons des approches qui permettent de résoudre notre problématique. Nous développons un algorithme itératif qui décompose le problème complexe en sous-problèmes tractables résolus séquentiellement sous les différentes contraintes.

1.4 Contributions scientifiques

Les contributions principales sont :

1. Nous développons une formulation unifiée qui intègre simultanément l'optimisation des phases RIS, l'allocation de puissance, l'affectation des canaux et le positionnement des UAV dans un environnement SAGIN contraint par la présence d'un brouilleur malveillant.
2. Nous prouvons la complexité de notre problème d'optimisation en la réduisant avec un problème qui est connu comme étant NP-difficile.
3. Nous faisons usage des modèles de canal réalistes pour les liens assistés par RIS dans les trois segments spatiaux, aériens et terrestres, capturant les particularités de chaque environnement de propagation.
4. Nous fournissons des algorithmes avec des complexités computationnelles adaptées aux contraintes temps-réel, facilitant leur déploiement dans des systèmes opérationnels.
5. Nous évaluons les performances de l'algorithme proposé avec des simulations en explorant i) la convergence des algorithmes (analyse de la stabilité et de la vitesse de convergence des méthodes proposées), ii) l'impact du nombre d'UAV sur le système, iii) l'impact du rapport de la puissance du satellite sur la puissance du brouilleur (analyse de la résilience face à différentes puissances de brouillage), iv) l'impact du nombre de canaux et du nombre d'utilisateurs sur le SJNR minimal et v) l'impact des éléments RIS sur l'ensemble de notre système. Les résultats des simulations montrent que notre solution est très résiliente face aux attaques malveillantes.
6. Nous développons des algorithmes de références simples pour fin de comparaison avec notre solution afin d'évaluer les performances de notre solution par des simulations.

Le mémoire est organisé comme suit. Dans le chapitre 2, nous passons en revue les différents travaux existants dans la littérature pertinente à notre problème en soulignant les limites et lacunes motivant notre choix de recherche. Le chapitre 3 aborde le modèle du système et la formulation mathématique du problème d'optimisation. La solution proposée pour résoudre la problématique étudiée est détaillée dans le chapitre 4. Ensuite, le chapitre 5 présente l'analyse de performances de notre solution via des simulations et enfin les conclusions sont explicitées dans le chapitre 6.

Les travaux de recherche liés à ces contributions font l'objet de publication dans un papier de conférence intitulé : "*A Fair, Jammer-Resilient and Efficient Resource Allocation Scheme in RIS-Assisted SAGIN*" dans les actes de conférences *12th IEEE International Conference on Network*

Softwarization (NetSoft 2026), 29 June – 03 July 2026 in Berlin, Germany.

1.5 Conclusion

Ce chapitre a introduit notre recherche en contextualisant l'émergence des réseaux SAGIN comme réponse aux limitations des infrastructures terrestres face à la croissance explosive du trafic mobile. Nous avons identifié la vulnérabilité aux attaques de brouillage comme défi majeur, et introduit les RIS comme technologie habilitante pour des communications résilientes. La problématique d'optimisation conjointe multi-variable a été formulée. Les objectifs scientifiques ont été précisés et la méthodologie a été structurée. Les chapitres suivants développent systématiquement ces éléments pour aboutir à une solution opérationnelle validée par simulations.

CHAPITRE 2

ÉTAT DE L'ART

Dans ce chapitre, nous présentons une revue de la littérature relative sur les SAGIN (*space-air-ground integrated network*) et sur notre problème. Nous décrivons d'abord l'architecture des SAGIN et leurs applications, avant d'exposer les principaux défis de conception et d'optimisation auxquels ces réseaux sont confrontés.

2.1 Architecture générale des SAGIN

Le système SAGIN comprend trois segments principaux interconnectés fonctionnant de manière interopératoire telle qu'illustrée à la figure 2.1. Cette architecture hétérogène permet de créer un écosystème de communication résilient et omniprésent, capable de s'adapter à divers scénarios d'utilisation.

2.1.1 Segment spatial

Ce segment est constitué de satellites ou de constellations de satellites situés sur différentes orbites, présentant des caractéristiques distinctes. Selon leur altitude, ils sont classés en trois catégories :

- **Satellites LEO** (*Low Earth Orbit*) : Évoluant en orbite basse (500 – 2000 km), ces satellites sont les plus proches de la Terre et offrent des latences réduites, mais nécessitent des constellations pour une couverture globale.
- **Satellites MEO** (*Medium Earth Orbit*) : Positionnés en orbite intermédiaire (2000 – 35 786 km), ils offrent un compromis entre couverture et latence, souvent utilisés pour les services de navigation.
- **Satellites GEO** (*Geostationary Earth Orbit*) : Situés à haute altitude ($\approx 35\,786$ km), ils fournissent une couverture étendue mais avec une latence élevée, traditionnellement utilisés pour les services de télévision et de communication fixes.

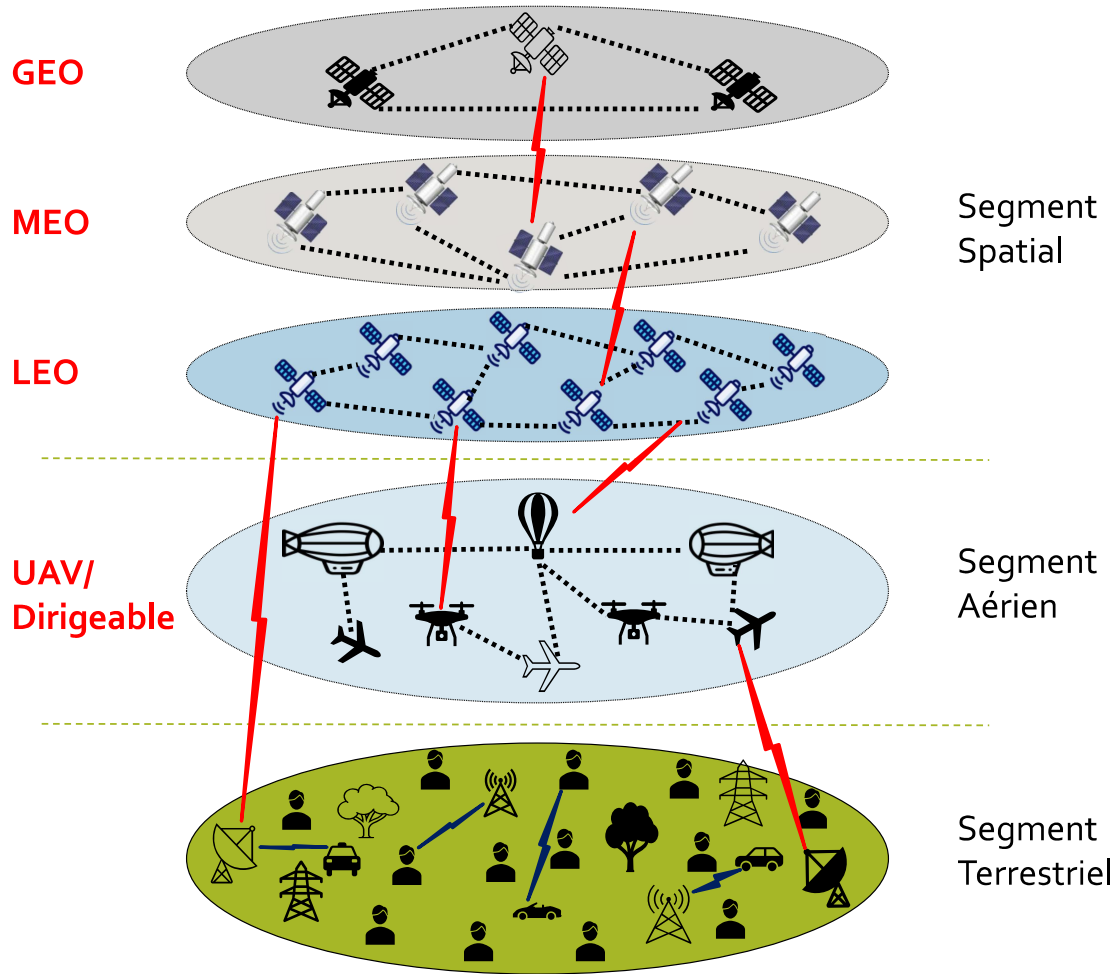


FIGURE 2.1 – Architecture des réseaux intégrés SAGIN

2.1.2 Segment aérien

Le segment aérien comprend des plateformes volantes telles que les drones UAV et les HAP (en anglais, *High Altitude Platforms*) constitués de ballons dirigeables. Ces éléments présentent plusieurs avantages tels que détaillés dans (Chandrasekharan *et al.*, 2016) :

- déploiement rapide en situation d’urgence ;
- flexibilité opérationnelle et adaptation dynamique de la couverture ;
- complémentarité avec les infrastructures terrestres existantes ;
- remplacement temporaire d’infrastructures défailantes.

2.1.3 Segment terrestre

Le segment terrestre regroupe les infrastructures de communication classiques : réseaux cellulaires (4G/5G et au-delà), réseaux mobiles ad hoc (en anglais *Mobile Ad-Hoc Network*, MANET), réseaux sans fil (en anglais *Wireless Local Area Network*, WLAN), stations de base (en anglais *Base Station*, BS) et points d'accès. Ce segment constitue la base de l'interconnexion avec les segments aérien et spatial.

2.2 Applications des SAGIN

Les SAGIN présentent de nombreux avantages et trouvent des applications dans divers domaines :

a) Communications d'urgence

Les SAGIN sont particulièrement adaptés aux situations où les réseaux terrestres sont endommagés. L'intégration de satellites et d'UAV permet de rétablir rapidement la connectivité pour les opérations de secours. Dans (Casoni *et al.*, 2015), une architecture combinant le réseau satellite et celui LTE est proposée pour assurer une connectivité robuste après sinistre, améliorant ainsi la couverture et la fiabilité des communications d'urgence. (Chen *et al.*, 2025) présente une revue complète du réseau intégré espace-air-sol comme solution pour les communications d'urgence en cas de catastrophe. En combinant les avantages des satellites pour la couverture étendue, des plateformes aériennes pour la flexibilité et des infrastructures terrestres pour une faible latence, leur modèle permet de soutenir efficacement les opérations de recherche et de sauvetage (en anglais *Search and Rescue*, SAR) dans les 72 premières heures critiques. L'étude identifie les défis majeurs tels que l'interopérabilité, sécurité, QoS, gestion des ressources et propose des technologies prometteuses comme l'intelligence artificielle, les satellites connectés directement aux appareils, et la distribution quantique de clés pour renforcer la résilience et l'efficacité du système.

b) Couverture des zones isolées

Dans les régions dépourvues d'infrastructures, les SAGIN constituent une alternative efficace pour fournir des services de connexion à haut débit. Les satellites LEO et les plateformes HAPs peuvent offrir des débits comparables aux réseaux 5G. Dans (Mahboob et Liu, 2024), les auteurs étudient l'apport de l'intelligence artificielle pour optimiser les réseaux non terrestres (en anglais *Non-Terrestrial Networks*, NTN) dans le contexte 6G, en traitant les

défis de propagation et d'allocation des ressources. De même, (Nway Ei *et al.*, 2024) propose une optimisation conjointe de l'association utilisateurs-UAV, des trajectoires et de l'allocation de puissance via apprentissage par renforcement (en anglais *Reinforcement learning*, RL). Ainsi que dans (Lyu *et al.*, 2021) les auteurs traitent de l'architecture SAGIN pour l'IoT, en soulignant comment les satellites et UAV peuvent étendre la portée des réseaux terrestres pour assurer une couverture dans des environnements dynamiques et éloignés. (Kharchenko *et al.*, 2025) étudie les performances de transmission de données dans les réseaux intégrés SAGIN en lien avec les systèmes aériens télépilotés (en anglais *Remotely Piloted Air System*, RPAS). À travers des simulations de trois architectures de communication (terrestre, satellite, hybride), les auteurs analysent l'impact de paramètres comme la taille des transactions, la bande passante, le taux d'erreur binaire (en anglais *Bit Error Rate*, BER) et les distributions statistiques sur l'utilisation des canaux et les pertes de paquets. Les résultats montrent que les réseaux terrestres présentent les pertes les plus élevées, tandis que les architectures hybrides offrent une meilleure couverture mais restent sensibles aux erreurs. L'étude propose des méthodes de modélisation pour prédire le comportement du SAGIN et optimiser la QoS dans des environnements critiques ou isolés.

L'article (Kharchenko *et al.*, 2023) étudie les pertes de paquets dans les SAGIN incluant des systèmes d'intelligence artificielle embarqués sur des drones RPAS. À l'aide de simulations, les auteurs analysent l'impact de plusieurs paramètres (taille des transactions, débit, taux d'erreur binaire, probabilité de perte dans le système IA) sur la performance du réseau. Les résultats montrent que l'augmentation de la taille des messages ou la réduction du débit entraîne une hausse significative des pertes de paquets et de la charge réseau. L'étude propose des modèles et des équations pour prédire le comportement du réseau SAGIN avec IA, offrant ainsi des recommandations pratiques pour optimiser la QoS dans des environnements critiques.

c) Applications IoT et industrielles

Les SAGIN soutiennent des applications IoT massives telles que l'agriculture de précision, la logistique ou la surveillance environnementale. Leur vaste couverture et leur faible consommation énergétique en font un pilier de l'industrie 4.0. Par exemple, (Bakambekova *et al.*, 2024) présente un schéma de gestion des interférences assisté par RIS monté sur UAV. Dans (Mu *et al.*, 2025), les auteurs étudient les communications furtives dans les SAGIN, en exploitant des brouilleurs amicaux pour améliorer la confidentialité. (Yao *et al.*, 2024) présente le système SAG-GIoT, une solution IoT intégrée espace-air-sol conçue pour améliorer la gestion

du pâturage des yaks sur le plateau Qinghai-Tibet. Face aux défis liés à la géographie, au manque d'infrastructure et aux pertes de bétail, le système combine des colliers GPS, des stations de base terrestres, des satellites Beidou et des drones pour assurer la surveillance, le guidage et la localisation des animaux. Grâce à une architecture en trois couches capteurs, transmission, application, SAG-GIoT permet une supervision efficace, une recherche rapide des yaks perdus et une gestion intelligente à faible coût, avec un fort potentiel d'adoption dans les zones rurales et pastorales.

d) Applications militaires et la sécurité dans les SAGIN

Les SAGIN sont également utilisés dans des contextes militaires pour la surveillance, la reconnaissance et les communications sécurisées. (Han *et al.*, 2025) propose un cadre endogène de lutte anti-brouillage, misant sur la redondance et la coordination des ressources. Dans (Cao et Cheng, 2022), plusieurs RIS sont exploitées pour renforcer les communications air-sol face au brouillage, par une optimisation conjointe des faisceaux de réflexion et d'émission. L'article (Yang *et al.*, 2024) propose un schéma d'authentification multifactorielle en deux phases (en anglais *AI-oriented two-phase multifactor authentication scheme*, ATMAS) pour les réseaux intégrés espace-air-sol, combinant une authentification cryptographique initiale en phase I et une authentification continue basée sur l'intelligence artificielle en phase II. Ce système utilise des facteurs spatio-temporels comme la position géographique et le volume de trafic pour renforcer la sécurité tout au long de la session. L'analyse montre que l'ATMAS offre une protection robuste contre les attaques (rejeu, homme du milieu, etc.) tout en maintenant une haute précision d'authentification (>92%). L'article souligne aussi les défis liés à la latence, à l'hétérogénéité des dispositifs et à la nécessité de mécanismes légers, tout en suggérant des pistes futures comme l'intégration des chaînes de bloc (en anglais *Blockchain*) et le déploiement d'authentification sur satellites.

2.2.1 Défis dans les SAGIN

Les systèmes de communication SAGIN présentent plusieurs défis techniques et scientifiques qu'il est essentiel de surmonter pour garantir une QoS satisfaisante à l'ensemble des utilisateurs.

1. Gestion des ressources

La dynamique des canaux et l'hétérogénéité des segments rendent complexe l'allocation conjointe

des ressources (bande passante, puissance, temps). Des approches d’optimisation avancées, notamment basées sur l’intelligence artificielle et l’apprentissage par renforcement, sont requises pour garantir une QoS élevée. Dans (Kato *et al.*, 2019), les auteurs proposent l’utilisation de l’IA pour optimiser les SAGIN, en prenant l’exemple de l’équilibrage du trafic satellitaire via l’apprentissage profond. Les résultats montrent que l’IA améliore significativement les performances des réseaux. Dans (Nguyen *et al.*, 2024), une optimisation conjointe du délestage de calcul, de la trajectoire des UAV et de l’allocation des ressources est proposée pour lutter contre le brouillage, permettant d’améliorer la résilience et de réduire le temps de traitement. Les auteurs de (Zhou *et al.*, 2021) proposent une méthode de planification des tâches informatiques dans les SAGIN pour les services IoT sensibles au délai. Un UAV collecte les tâches des dispositifs IoT et décide en temps réel de les traiter localement ou de les décharger vers une station terrestre ou un satellite. L’objectif est de minimiser les délais de traitement tout en respectant la contrainte d’énergie du drone. Pour cela, les auteurs modélisent le problème comme un processus de décision de markov contraint (en anglais *Constrained Markov Decision Process*, CMDP) et développent un algorithme d’apprentissage par renforcement profond sensible au risque. Les simulations montrent que cette approche réduit les délais jusqu’à 30 % par rapport aux méthodes probabilistes, tout en respectant les limites énergétiques du drone.

2. Latence et délai de propagation

Les liens satellitaires introduisent des délais de propagation importants, susceptibles d’affecter les applications critiques par exemple, la téléchirurgie, les véhicules autonomes et la réalité étendue. La coordination entre les segments terrestre et spatial est donc essentielle pour minimiser ces latences (Öhlén *et al.*, 2016). Les auteurs de ce dernier explorent les architectures de plan de données et de contrôle dans les réseaux 5G, soulignant les compromis entre capacité, latence et flexibilité. De même, (Demestichas *et al.*, 2013) identifie les défis liés à l’hétérogénéité et à l’efficacité énergétique des réseaux d’accès radio, et propose des solutions fondées sur la virtualisation des fonctions réseau (en anglais *Network Function Virtualization*, NFV) et les réseaux définis par logiciel (en anglais *Software Define Network*, SDN).

L’étude (Cui *et al.*, 2022) explore l’architecture SAGIN comme solution pour répondre aux exigences de la 6G, telles que la couverture ubiquitaire, l’Internet industriel des objets (IIoT), l’intelligence artificielle omniprésente et les jumeaux numériques. Après avoir analysé les limites des architectures actuelles (5G NTN), notamment la latence élevée et le manque de flexibilité, les auteurs proposent une nouvelle architecture SAGIN intégrée et orientée ser-

vices. Cette architecture fusionne le cœur de réseau (en anglais *Core Network*, CN) et le réseau d'accès radio (en anglais *Radio Access Network*, RAN) en un système plat et virtualisé, permettant le déploiement distribué et personnalisable des fonctions réseau sur des plateformes satellitaires et aériennes. Les avantages incluent une réduction significative de la latence et une meilleure adaptabilité pour des scénarios tels que la communication mobile à large bande et l'IoT à grande échelle. Enfin, l'article identifie des défis futurs, notamment la gestion intelligente de la mobilité, la conception d'interfaces unifiées et la sécurité native.

3. Sécurité et robustesse

Les SAGIN sont exposés à diverses menaces telles que le brouillage (*jamming*), les interceptions et les intrusions malveillantes. Pour contrer ces attaques, plusieurs travaux intègrent des mécanismes de sécurité physique (en anglais *Physical Layer Security*, PLS), des RIS pour brouiller les écoutes et des protocoles de chiffrement avancés. L'étude (Khoshafa *et al.*, 2025) explore l'utilisation des RIS pour renforcer la sécurité des communications dans les SAGIN, notamment au niveau de la couche physique, en présentant un cadre analytique et une étude de cas détaillée. L'article (Marandi *et al.*, 2025) traite de la résilience des réseaux intégrés espace-air-sol face aux attaques de brouillage en utilisant des RIS montées sur des drones (UAV). Le scénario étudié implique un satellite LEO comme émetteur, un satellite GEO comme brouilleur et un RIS déployé sur UAV pour optimiser la communication. Les auteurs formulent un problème d'optimisation visant à maximiser le SJNR en ajustant la puissance d'émission du LEO et le faisceau passif du RIS. Pour résoudre ce problème non convexe, des techniques d'optimisation alternée (AO) et de relaxation semi-définie (SDR) sont utilisées. Les résultats montrent que l'optimisation du RIS améliore significativement la performance, surtout lorsque le RIS est proche de l'utilisateur, réduisant ainsi les pertes de trajet et atténuant efficacement le brouillage. Dans (Sun *et al.*, 2022), les auteurs proposent une approche robuste pour améliorer la résistance aux brouillages dans les communications sans fil en utilisant des surfaces intelligentes reconfigurables (RIS). Les auteurs modélisent l'interaction entre la station de base (en anglais *Base Station*, BS) et un brouilleur intelligent via un jeu de Stackelberg bayésien, où la BS est le leader et le brouilleur le suiveur. Contrairement aux approches classiques, le modèle considère une information angulaire imparfaite (en anglais *Angle of Arrival*, AoA) et l'absence de connaissance mutuelle des stratégies des deux parties. Pour résoudre ces incertitudes, des méthodes de discrétisation et l'inégalité de Cauchy-Schwarz sont utilisées, permettant d'obtenir des solutions fermées pour les deux ac-

teurs et un équilibre de Stackelberg unique. Les résultats montrent que la conception robuste proposée réduit la consommation de puissance et la probabilité de panne par rapport aux schémas non robustes, même en présence d’incertitudes importantes, tout en exploitant les gains quadratiques offerts par les RIS. Les auteurs de (Tedeschi *et al.*, 2022) présentent une analyse complète des menaces et solutions de sécurité pour les systèmes de communication par satellite (en anglais *Satellite-based Communications*, SATCOM), essentiels pour la connectivité mondiale et les réseaux 6G. Il identifie deux grands axes : la sécurité physique (confidentialité par des approches information-théoriques, anti-brouillage, anti-usurpation) et les techniques cryptographiques (authentification, gestion des clés, distribution quantique). Les auteurs soulignent que les systèmes actuels sont vulnérables en raison de l’absence ou de l’obsolescence des mécanismes de sécurité, exposant les communications à des attaques comme l’interception, le brouillage et le spoofing GNSS (en anglais *Global Navigation Satellite System*). Le papier compare les solutions existantes, leurs avantages et limites, et propose des pistes de recherche, notamment l’intégration des surfaces intelligentes reconfigurables (IRS), l’utilisation de l’IA pour la détection des attaques, la distribution quantique des clés, et la sécurisation des liens inter-satellites. Il conclut que la collaboration entre industrie et recherche est cruciale pour garantir la sécurité des SATCOM dans les futurs réseaux intégrés espace-air-sol.

4. Gestion des interférences et du spectre

L’hétérogénéité des segments rend la gestion du spectre particulièrement critique. Le partage de fréquences entre satellites, UAV et stations terrestres peut générer des interférences co-canal. Une modélisation précise du canal et des techniques d’alignement d’interférences sont nécessaires pour atténuer ce phénomène (Xia *et al.*, 2024). Les auteurs y évaluent la probabilité d’interruption et le taux d’erreur binaire (en anglais *Bit Error Rate*, BER) dans une configuration satellite–terrestre sous interférences UAV. Par ailleurs, (Li *et al.*, 2024) propose une gestion des interférences assistée par un RIS monté sur un UAV (UAV–RIS), démontrant une amélioration notable de la capacité système et des degrés de liberté (en anglais *Degree of Freedom*, DoF). De même, (Yun *et al.*, 2023) traite de la gestion dynamique des interférences dans les réseaux de satellites en orbite basse (LEO) qui partagent la même bande de fréquences sans communication directe entre constellations. Les auteurs proposent des méthodes d’allocation de ressources basées sur l’apprentissage statistique (algorithmes UCB et ses variantes) et l’apprentissage par renforcement profond (en anglais *Deep Q-Network*, DQN) pour maximiser le débit tout en limitant les collisions dues aux interférences variables

causées par le mouvement des satellites. Les simulations montrent que, bien que nécessitant un temps d'apprentissage plus long, la méthode DQN atteint des performances proches de l'optimal, surpassant les approches UCB (en anglais *Upper Confidence Bound*), surtout lorsqu'elle combine des récompenses adaptées et des contraintes directes sur le taux de collision. Par conséquent, les auteurs (Zhu *et al.*, 2025) présentent un cadre pour les réseaux intégrés satellite-terrestre visant à offrir une connectivité ubiquitaire via des satellites LEO avec technologie « direct-to-handset ». Face à la rareté du spectre, il propose des stratégies de partage et de gestion des interférences, notamment la conception adaptative des faisceaux, l'isolation spatiale, et des mécanismes dynamiques de partage pour les faisceaux larges et ponctuels. Les auteurs analysent les caractéristiques des liens, les scénarios d'interférence et les défis liés au décalage doppler, aux délais de propagation et à la déformation des faisceaux. Les simulations montrent que la solution proposée réduit l'impact sur les réseaux terrestres (moins de 5 % de perte de débit), assure une couverture continue et surpasse les approches antérieures.

5. Interopérabilité et standardisation

L'intégration de technologies hétérogènes requiert une standardisation internationale afin d'assurer une interopérabilité complète entre les différentes couches du réseau. Dans cette optique, *le 3rd Generation Partnership Project (3GPP)* a introduit, depuis la Release 17, les premiers standards pour les réseaux non terrestres (NTN), intégrant les communications par satellite et aériennes au sein de l'écosystème 5G. Les spécifications techniques 3GPP TS 38.811 (3GPP, 2020) et 3GPP TR 38.821 (3GPP, 2021) définissent respectivement les modèles de canaux radio pour les liaisons satellitaires et les scénarios d'architecture des réseaux NTN. Ces travaux constituent la première base de normalisation pour les réseaux intégrés espace-air-sol (SAGIN) et visent à unifier les couches physique, liaison et contrôle afin de garantir une compatibilité ascendante vers la 6G, où les SAGIN joueront un rôle déterminant dans la connectivité ubiquitaire et la résilience des communications à l'échelle planétaire. Des efforts supplémentaires de standardisation sont actuellement poursuivis dans la Release 18 du 3GPP, qui étend les capacités NTN vers les services IoT massifs et les communications à faible latence (3GPP, 2021).

Parallèlement, les architectures logicielles basées sur les paradigmes SDN/NFV et les contrôleurs intelligents RIC (en anglais *Radio access network Intelligent Controller*) sont explorées pour renforcer cette interopérabilité fonctionnelle et simplifier l'orchestration multi-segment (Mahboob et Liu, 2024; He *et al.*, 2024). De même, (Di Renzo *et al.*, 2020) présente un cadre

unifiant communication et électromagnétisme, montrant comment les RIS peuvent contribuer à la création d’environnements radio intelligents et adaptatifs. Enfin, (Wu *et al.*, 2025) met en évidence l’interaction entre IA, SDN et NFV dans les SAGIN pour une orchestration flexible et cognitive des ressources, en cohérence avec les orientations de la 3GPP pour les futurs réseaux NTN intégrés dans la 6G.

En somme, les SAGIN représentent une infrastructure clé pour la 6G et au-delà, mais leur déploiement exige des solutions robustes d’optimisation, de coordination inter-segments et de sécurité physique et logique.

2.3 L’utilisation des RIS dans les SAGIN

L’article (Gupta *et al.*, 2016) présente une vue d’ensemble sur les réseaux de communication par UAV et de leurs enjeux. Il introduit les UAV, leurs domaines d’applications et leurs spécifications matérielles. Cet article identifie quatre défis majeurs pour les réseaux de communication par UAV. Premièrement, quelques aspects de la conception architecturale de ces réseaux peuvent être non intuitifs à cause de la topologie dynamique et non fixe, des nœuds de la topologie peuvent disparaître comme un UAV peut ne plus être en fonction dans le réseau. Les RIS améliorent la couverture, la sécurité et l’efficacité énergétique en reconfigurant l’environnement de propagation. Elles sont particulièrement utiles dans les zones urbaines denses ou les environnements complexes (Bariah *et al.*, 2023). Cet article explore l’intégration des surfaces intelligentes reconfigurables (RIS) dans les SAGIN pour améliorer la qualité des communications et ouvrir de nouvelles applications. Les auteurs soulignent les opportunités et les défis de cette intégration, en mettant l’accent sur l’amélioration de l’efficacité spectrale et de la sécurité. De même que (Liu *et al.*, 2021), les auteurs discutent de l’intégration de la technologie intelligente des RIS dans les communications sans fil. Cette étude passe en revue les principes, les opportunités et les défis des RIS, en mettant l’accent sur leur conception, leur optimisation et leur intégration avec d’autres technologies émergentes. Le domaine étudié est celui des RIS et des communications 6G.

2.4 L’allocation des ressources dans les SAGIN assistés par des RIS

Les algorithmes d’apprentissage par renforcement profond (DRL) sont utilisés pour optimiser les trajectoires de drones et l’allocation des ressources (Bakambekova *et al.*, 2024). En raison de la

mobilité des nœuds et des changements d’environnement de communication, les ressources des réseaux hétérogènes sont allouées de manière dynamique afin de fournir des services à la demande pour les tâches générées en temps réel. Dans ce contexte, une planification incorrecte des tâches peut non seulement entraîner un gaspillage de ressources, mais également provoquer un taux d’abandon élevé et un coût système important. Il est donc urgent de développer des approches de planification efficaces pour répondre aux diverses demandes de tâches, réduire le coût système et améliorer l’utilisation des ressources dans SAGIN (Fan *et al.*, 2024b). Cette étude porte sur la planification des tâches et l’allocation de ressources adaptées à divers scénarios dans SAGIN. Le travail s’articule en trois parties : premièrement, les auteurs construisent un cadre générique de planification des tâches prenant en compte divers types de tâches et de demandes, où les tâches sont déchargées et traitées par ordre de priorité en fonction de leurs demandes, des décisions de planification et des ressources allouées. Ensuite, ils formulent un problème d’optimisation conjoint visant à minimiser le coût total du système, composé du retard et de la consommation d’énergie, et proposent un nouvel algorithme basé sur le DRL pour obtenir la solution optimale de planification des tâches et d’allocation des ressources. Le modèle de système proposé s’inscrit dans la continuité de l’article précédent, dont il constitue une extension. Les tâches nécessitent une bande passante pour envoyer des données (transmissions) ainsi que des cycles CPU (en anglais *Central Processing Unit*) pour effectuer des calculs (tâches computationnelles). Pour l’algorithme, l’agent utilise des réseaux de neurones pour prédire les actions optimales à chaque étape. Le DRL proposé, couplé à l’algorithme PPO (en anglais *Proximal Policy Optimization*), permet de maximiser les récompenses cumulées (c’est-à-dire de minimiser le coût total), de garantir une exploration suffisante et d’assurer une convergence stable grâce à une mise à jour progressive de la politique.

Les auteurs de (Huang *et al.*, 2024), proposent une optimisation conjointe du déchargement et de l’allocation des ressources dans un scénario hybride combinant cloud et MEC dans SAGIN. Le système considéré intègre plusieurs satellites en constellation, des serveurs cloud et des UAV, avec pour objectif de réduire la consommation d’énergie et la latence dans les nœuds MEC. Dans cette optique, un nouvel algorithme basé sur le DRL est proposé afin d’optimiser simultanément la stratégie de déchargement et l’allocation des ressources dans les infrastructures MEC. La principale contribution de ce travail réside dans l’intégration des décisions de déchargement partiel et du choix des serveurs cloud, avec une réduction conjointe de l’énergie consommée et de la latence. Dans le système, chaque satellite et chaque UAV est supposé équipé d’un serveur disponible pour

fournir des services MEC aux utilisateurs au sol. De plus, un seul UAV peut accéder à un satellite par créneau temporel (*time slot*). En raison des délais de communication propres aux satellites, les informations sur l'état du canal (en anglais *Channel State Information*, CSI) sont considérées comme obsolètes. Chaque satellite peut partager les informations relatives à un utilisateur au sol avec les autres satellites via les liaisons inter-satellites (en anglais *Inter-Satellite Link*, ISL). Le modèle de calcul retenu repose sur un graphe acyclique orienté (en anglais *Directed Acyclic Graph*, DAG) pour représenter les dépendances et les relations entre les tâches générées par plusieurs utilisateurs au sol, permettant ainsi une optimisation de leur exécution et une allocation efficace des ressources. Chaque UAV peut servir plusieurs utilisateurs simultanément, mais chaque utilisateur ne peut se connecter qu'à un seul UAV. De même, chaque satellite peut desservir plusieurs UAV, mais ne peut se connecter qu'à un seul serveur cloud. Un déchargement partiel est considéré dans l'étude, où chaque tâche est indépendante au niveau du bit et peut être arbitrairement répartie entre plusieurs unités MEC. L'objectif est décliné en deux cas : d'une part, minimiser la consommation totale d'énergie dans SAGIN tout en satisfaisant les contraintes de latence ; d'autre part, minimiser la latence moyenne pour les nœuds MEC dans SAGIN tout en respectant les contraintes de consommation d'énergie. Le problème est d'abord formulé sous forme markovienne, mais les décisions sont de nature hybride, à la fois discrètes et continues. Pour relever ce défi, l'algorithme SAC (en anglais *Soft Actor-Critic*) est introduit afin de ramener le problème à une décision continue, puis résolu par DRL. L'algorithme proposé démontre de meilleures performances par rapport aux schémas existants et converge beaucoup plus rapidement en termes de latence et de consommation d'énergie.

Des approches d'optimisation conjointe, combinant formation de faisceaux, allocation de puissance et contrôle de trajectoire dans le but d'améliorer les performances globales des SAGIN, ont été discutées dans (Gao *et al.*, 2023). Les auteurs optimisent conjointement la formation de faisceaux et l'allocation de puissance pour un système *full-duplex* sans cellules et NOMA dans les réseaux intégrés espace-sol. Leur approche améliore l'efficacité spectrale et les performances globales du réseau.

L'article (Fan *et al.*, 2024a) étudie quant à lui le problème d'ordonnancement des tâches dans un scénario multiple au sein des réseaux intégrés SAGIN. Les auteurs construisent d'abord un cadre de planification des tâches permettant de répondre simultanément aux demandes de divers scénarios,

et proposent une matrice de pertinence des tâches prenant en compte les relations entre plusieurs tâches. Durant la planification, les ressources de communication et de calcul sont allouées afin de planifier en parallèle différentes tâches non divisibles à la demande. En raison de la complexité et de la haute dimensionnalité du système, le problème est reformulé sous forme de jeu de markov, et les auteurs proposent un nouvel algorithme multi-scénarios pour la planification des tâches. Le modèle de système considéré est un réseau SAGIN supportant simultanément divers scénarios de tâches. Dans ce schéma, les satellites LEO fournissent des services de relais et de calcul, tandis que les stations de base assurent la connexion avec les centres de données et de contrôle. Le modèle de système se décompose en trois sous-modèles : un modèle de communication déterminé par créneau temporel, avec un taux de transmission calculé selon la formule de Shannon ; un modèle d'ordonnancement propre à chaque scénario, où chaque tâche est caractérisée par quatre paramètres la taille des données, le nombre de cycles CPU requis, le coefficient de calcul proportionnel et le nœud source et chaque demande est définie par le nœud destinataire et le délai maximal tolérable ; enfin, un modèle d'ordonnancement où, à chaque créneau temporel, le nœud source génère aléatoirement des tâches aux caractéristiques et demandes variées. Les tâches générées sont planifiées en parallèle en fonction de leurs exigences et des ressources de communication et de calcul qui leur sont allouées. Toute tâche dépassant le délai maximal tolérable est abandonnée. La matrice de pertinence des tâches est utilisée pour décrire les relations existant entre les tâches passées pour chaque scénario : une valeur de 1 indique une forte pertinence, signifiant que l'achèvement de la tâche actuelle requiert des données ou un résultat de calcul issu de la tâche précédente, tandis qu'une valeur de 0 indique une faible pertinence, où les informations de la tâche précédente ne sont pas nécessaires mais peuvent contribuer au traitement de la tâche actuelle. Les nœuds de destination des tâches précédentes correspondent aux nœuds de traitement de leurs successeurs. L'objectif de cette étude est d'améliorer l'utilisation des ressources réseau et le taux de satisfaction des tâches. Le jeu de markov est utilisé pour résoudre ce problème complexe. Les auteurs supposent l'existence d'un agent par scénario, ces agents hétérogènes étant amenés à coopérer pour atteindre l'objectif commun. L'algorithme proposé est le HAPPO (en anglais *Heterogeneous-Agent Proximal Policy Optimization*) : chaque agent prend d'abord une décision indépendante en fonction de ses observations de l'environnement, puis applique une action ; à l'étape suivante, chaque agent reçoit une récompense en fonction de l'action choisie, et la prochaine décision est prise en tenant compte des récompenses de l'ensemble des agents afin d'atteindre l'objectif global. Les résultats de simulation démontrent que l'algorithme proposé offre des performances significativement supérieures en matière d'utilisation des ressources

réseau et de satisfaction des tâches dans différents scénarios.

2.5 Problématique de brouillage dans les SAGIN

Comme tout réseau de communication, les SAGIN sont très sensibles aux attaques de brouillage, ce qui constitue un défi majeur dans ces types de réseaux hétérogènes. Récemment, plusieurs auteurs se sont intéressés à cette problématique. Les auteurs de (Wang *et al.*, 2024) proposent une méthode innovante pour améliorer la communication dans les réseaux intégrés espace-air-sol soumis à des brouillages intelligents. Face aux limites des techniques d'accès aléatoire classiques, ils développent un schéma basé sur le DRL, utilisant un algorithme hiérarchique acteur-critique (en anglais *Hierarchical Actor-Critic*, hrAC). Ce modèle apprend dynamiquement à s'adapter aux interférences changeantes, y compris celles de brouilleurs intelligents capables d'apprendre eux-mêmes. Grâce à une fonction de récompense hiérarchique, le système optimise l'accès des utilisateurs tout en réduisant la congestion et en améliorant la résistance au brouillage. Les simulations montrent que cette approche réduit les collisions de 47% et améliore l'efficacité d'accès d'un facteur 3,2 par rapport à l'accès aléatoire classique, démontrant ainsi des performances supérieures aux méthodes AC et DQN dans des environnements dynamiques et hostiles. De même, (Mu *et al.*, 2025) étudie la communication furtive dans un réseau SAGIN en tenant compte de la contrainte de longueur de bloc finie, propre aux transmissions à faible latence. Les auteurs proposent un modèle à deux sauts satellite vers relais aérien, puis relais vers récepteur terrestre assisté par un brouilleur « ami » qui émet du bruit artificiel (en anglais *Artificial Noise*, AN) afin de tromper un observateur, le « warden ». Deux stratégies de brouillage sont analysées : le brouillage non informé (en anglais *Uninformed Jamming*, UJ), qui émet du bruit en continu, et le brouillage cognitif (en anglais *Cognitive Jamming*, CJ), qui adapte son émission en fonction des détections réalisées. En dérivant des expressions analytiques fermées de la probabilité de panne furtive (en anglais *Covert Outage Probability*, COP), l'article démontre, via des simulations de monte carlo, que la stratégie CJ peut offrir une meilleure furtivité lorsque la puissance du brouilleur est optimisée. Les résultats illustrent l'influence des paramètres du système à savoir la puissance d'émission, la longueur de bloc, l'atténuation de canal et le type de brouillage sur la capacité à dissimuler la transmission, fournissant ainsi une base solide pour la conception de communications spatiales plus sûres et discrètes.

Une autre approche intelligente, visant à optimiser la consommation d'énergie et l'équité des com-

munications dans les réseaux intégrés espace-air-sol assistés par drones et soumis à des attaques de brouillage, a été proposée par les auteurs de (Chen *et al.*, 2024). Dans ce scénario, le drone collecte les données des utilisateurs au sol et les transmet à un satellite en orbite basse, tout en composant avec des contraintes énergétiques et des interférences malveillantes. Les auteurs formulent un problème d’optimisation conjointe de la trajectoire du drone et de l’allocation des ressources, puis appliquent un algorithme d’apprentissage par renforcement profond TD3 (en anglais *Twin Delayed Deep Deterministic Policy Gradient*) pour maximiser simultanément l’efficacité énergétique et l’équité entre utilisateurs. Les simulations montrent que cette méthode surpasse les approches aléatoires et DDPG (en anglais *Deep Deterministic Policy Gradient*) traditionnelles, offrant une meilleure robustesse face au brouillage, un équilibre plus juste des ressources et une durée de vie énergétique prolongée pour le drone.

2.6 Taxonomie des travaux existants

Le tableau 2.1 résume les principales approches identifiées dans la littérature, leurs apports et leurs limites. Il met en évidence les défis persistants, notamment en matière de résilience au brouillage et d’optimisation conjointe des ressources.

En résumé, les travaux existants démontrent l’intérêt croissant pour les SAGIN, mais des limites subsistent en matière de robustesse face au brouillage, de coordination inter-segment et d’optimisation conjointe. Ces constats motivent notre approche, présentée au chapitre suivant, qui vise à renforcer la fiabilité des communications à l’aide des RIS.

2.7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté l’état de l’art lié à notre sujet de recherche, les défis présents dans la littérature et les différentes applications proposées pour les différents défis dans les SAGIN assistés par des RIS. Dans le prochain chapitre, nous présentons notre approche pour la résolution de notre problématique.

TABLEAU 2.1 – Synthèse critique des travaux existants sur les SAGIN

Thématique	Approches Principales	Apports	Limitations
Communications d'urgence	Intégration satellite-LTE (Casoni <i>et al.</i> , 2015)	Reprise rapide après sinistre, couverture étendue	Pas de mécanisme anti-brouillage explicite
	Déploiement rapide UAV/HAP (Chen <i>et al.</i> , 2024)	Flexibilité opérationnelle	Gestion énergétique non optimisée
Applications industrielles, IoT	SAGIN pour agriculture/logistique (Bakambekova <i>et al.</i> , 2024)	Connectivité en large zone, faible énergie	Scalabilité limitée (>1000 devices)
	RIS-UAV pour gestion interférences (Li <i>et al.</i> , 2024)	Amélioration du DoF	Pas d'équité inter-utilisateurs
Sécurité, Applications militaires	Redondance + PLS (Han <i>et al.</i> , 2025)	Résilience accrue	Dépendance forte au CSI parfait
	RIS pour anti-écoute (Cao et Cheng, 2022; Khoshafa <i>et al.</i> , 2025)	Sécurité couche physique	Scénario monobrouilleur uniquement
Gestion des ressources	DRL pour trajectoires UAV (Nguyen <i>et al.</i> , 2024)	Adaptation dynamique	Convergence non garantie
	SAC pour MEC hybride (Huang <i>et al.</i> , 2024)	Latence réduite	Pas de critère d'équité (max-min)
Latence & Délai	SDN/NFV (Öhlén <i>et al.</i> , 2016)	Flexibilité du réseau	Overhead de signalisation élevé
Gestion du spectre	RIS-UAV pour alignement interférences (Li <i>et al.</i> , 2024)	Amélioration du DoF	Modèle canal simplifié (Rayleigh pur)
	Évaluation BER sat-terrestre (Xia <i>et al.</i> , 2024)	Analyse probabiliste	Interférences inter-UAV non contrôlées
	DQN pour LEO (Yuan <i>et al.</i> , 2023)	Réduction de collisions	Pas de segment aérien
Inter-opérabilité	Architecture SDN/NFV/RIC (Mahboob et Liu, 2024)	Orchestration flexible	Pas de validation expérimentale
Anti-brouillage	DRL hiérarchique (hrAC) (Wang <i>et al.</i> , 2024)	47% de réduction de collisions	Pas d'optimisation RIS
	TD3 pour efficacité énergétique (Chen <i>et al.</i> , 2024)	Équité améliorée	Pas d'optimisation conjointe des phases RIS

CHAPITRE 3

MODÈLE DU SYSTÈME ET PROBLÉMATIQUE

Afin d'analyser rigoureusement les performances du réseau SAGIN assisté par RIS en présence d'un brouilleur malveillant, il est indispensable de définir précisément le modèle de système sur lequel repose notre étude. Ce chapitre présente ainsi la structure générale du réseau, les caractéristiques des différents liens de communication et les contraintes physiques qui encadrent le fonctionnement des satellites, des UAV, des utilisateurs et des surfaces intelligentes reconfigurables. Sur cette base, nous formulons ensuite la problématique d'optimisation conjointe étudiée dans ce mémoire, en mettant en évidence les interdépendances entre les ressources du système. Cette étape est nécessaire à la compréhension des méthodes d'optimisation développées dans les chapitres suivants

3.1 Introduction

Ce chapitre présente le modèle du système étudié ainsi que la formulation mathématique du problème d'optimisation associé. L'objectif principal de ce chapitre est de modéliser un réseau intégré SAGIN assisté par des surfaces intelligentes reconfigurables (RIS) pour ensuite proposer une solution algorithmique d'allocation des ressources afin d'améliorer la robustesse du système face à des attaques de brouillage. Nous considérons un scénario dans lequel un satellite LEO communique avec plusieurs utilisateurs au sol sur un lien de communication direct et un lien passant par un véhicule aérien sans pilote (UAV) agissant comme relais entre l'utilisateur et le satellite LEO, tandis qu'un brouilleur malveillant tente de perturber la transmission.

Le rôle du RIS est d'adapter dynamiquement la propagation du signal afin de contrer les interférences et d'optimiser les performances globales du réseau, notamment le SJNR. Après la description du modèle du système et des canaux de communication, nous établissons les expressions analytiques des signaux reçus, les contraintes du système et du problème d'optimisation visant à maximiser l'équité et la qualité de service des communications.

3.2 Modèle du système

Nous considérons un système de communication SAGIN assisté par RIS composé d'un satellite LEO, d'un ensemble d'UAV équipés de RIS, et de plusieurs utilisateurs situés au sol. Les UAV servent de relais pour réfléchir les signaux entre le satellite et les utilisateurs, tandis qu'un brouilleur externe tente d'interférer avec les liaisons descendantes. Chaque RIS, monté sur un UAV, agit comme une surface passive capable de reconfigurer la direction et la phase des signaux réfléchis afin d'améliorer la qualité de transmission dans la zone de couverture.

Nous considérons un réseau intégré sans fil en liaison descendante, dans lequel plusieurs infrastructures coopèrent pour garantir une qualité de service satisfaisante pour tous les utilisateurs.

Un satellite LEO, noté s , est un satellite en orbite basse dont la position tridimensionnelle est extraite des éléments orbitaux TLE (en anglais *Two-Line Element*) fournis par la base de données de Starlink (Kelso, 2025). Soient $\mathcal{U} = \{1, \dots, U\}$ l'ensemble des utilisateurs au sol; $\mathcal{R} = \{1, \dots, R\}$ l'ensemble des UAV équipés de RIS; $\mathcal{C} = \{1, \dots, C\}$ l'ensemble des canaux de transmission disponibles dans le système; $\mathcal{T} = \{1, \dots, T\}$ un ensemble d'intervalles de temps discrets (en anglais *time slot*) considérés sur la période de vol. Nous considérons une transmission en liaison descendante (en anglais *downlink*, DL) depuis le satellite s vers les utilisateurs \mathcal{U} au sol. Chaque utilisateur reçoit deux signaux dont un **signal direct** provenant du satellite LEO s , et un **signal réfléchi** via un UAV-RIS r . Un brouilleur malveillant appelé *jammer*, noté j , émet un signal d'interférence avec une puissance P_j afin de dégrader la qualité des liaisons UAV–utilisateur et satellite–utilisateur. Les UAV sont contraints de voler pendant toute la durée de la mission, divisée en T intervalles de temps discrets. Nous supposons que l'altitude des UAV pendant le vol, H , est fixe. Le système est représenté dans un plan cartésien tridimensionnel (3D), où les positions au temps t sont données par $q_u(t) = [x_u(t), y_u(t), 0]$, $q_r(t) = [x_r(t), y_r(t), H]$, $q_s(t) = [x_s(t), y_s(t), H_s(t)]$ et $q_j(t) = [x_j(t), y_j(t), 0]$, représentant respectivement les positions de l'utilisateur u au sol, de l'UAV-RIS r avec altitude fixe, du satellite LEO s et du brouilleur j au time slot t . Nous notons également $\mathbf{q}(t)$ le vecteur regroupant les positions de tous les UAV-RIS à l'instant t , où chaque élément est noté par $q_r(t) \in \mathbf{q}(t) = [q_1(t), q_2(t), \dots, q_r(t)]$. Le modèle de notre système, incluant les liens de communication satellite–UAV–utilisateur et la position du brouilleur, est illustrée à la figure 3.1.

Afin de clarifier, toutes les notations utilisées sont résumées dans le tableau 3.1.

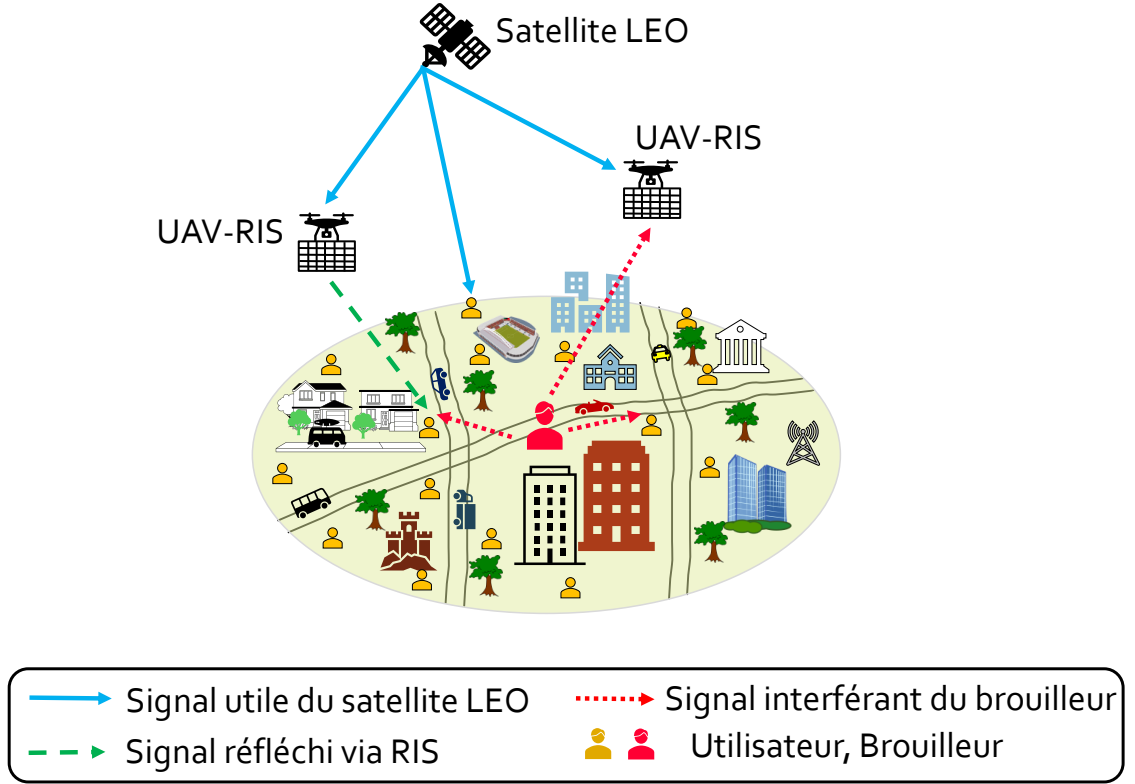


FIGURE 3.1 – Modèle du système SAGIN illustrant les attaques de brouillage

3.2.1 Modèle des canaux de communication

En raison des fluctuations du canal, nous considérons que l'information sur l'état du canal (en anglais *Channel State Information*, CSI) reste constante au sein d'un même intervalle de temps discret et varie indépendamment d'un intervalle à l'autre. Nous supposons une connaissance parfaite du CSI au côté du récepteur (l'impact des erreurs d'estimation sera analysé ultérieurement).

La matrice diagonale de coefficients de réflexion de chaque RIS embarquée sur l'UAV r est notée par Θ_r et est définie par :

$$\Theta_r = \text{diag}(e^{j\theta_{r,1}}, e^{j\theta_{r,2}}, \dots, e^{j\theta_{r,K}}) \in \mathbb{C}^{K \times K},$$

TABLEAU 3.1 – Liste des notations et leurs définitions

Notations	Définitions
\mathcal{U}, U	Ensemble d'utilisateurs, nombre d'utilisateurs
\mathcal{R}, R	Ensemble d'UAVs, nombre d'UAVs
\mathcal{C}, C	Ensemble de canaux, nombre de canaux
\mathcal{K}, K	Ensemble et nombre d'éléments réfléchissant RIS
\mathcal{T}, T	Ensemble et nombre d'intervalles de temps discrets
q_u	Position de l'utilisateur u
q_r	Position de l'UAV-RIS r
q_j	Position du brouilleur j
q_s	Position du satellite LEO s
H, H_s	Altitude des UAV-RIS et du satellite LEO s
Θ_r	Matrice de phases de l'UAV r
M	Facteur de Rice
$\phi_{s,r}, \varphi_{s,r}$	Angle d'arrivée dans la direction verticale, et horizontale
d_{min}	Distance de séparation minimale entre les UAV
d_{max}	Distance maximale entre la nouvelle position et la position précédente de l'UAV
λ	Longueur d'onde
N_0, n_c	Densité spectrale de bruit, bruit blanc additif gaussien de moyenne nulle
B	Bande passante
$\alpha_{sat}, \alpha_1, \alpha_2$	Exposant de perte du satellite, de l'UAV-RIS, et du brouilleur
Δ	Matrice d'association entre l'utilisateur et l'UAV
\mathbf{A}	Matrice d'assignation des canaux
\mathbf{P}_s	Matrice de puissance de transmission allouée à chaque utilisateur
P_{max}, P_j	Puissance maximale de transmission du satellite, puissance du brouilleur
x_u, s_j	Signal envoyé par le satellite, signal envoyé par le brouilleur
γ_u	SJNR de l'utilisateur u

où $\theta_{r,k}$ représente le décalage de phase du k -ième élément réfléchissant de l'UAV-RIS r , avec $k \in \mathcal{K} = \{1, \dots, K\}$ (Sun *et al.*, 2022). Conformément aux propriétés physiques des RIS passives, la contrainte de module unitaire s'écrit :

$$|\theta_{r,k}| = 1, \quad \forall r \in \mathcal{R}, k \in \mathcal{K}. \quad (3.1)$$

Le vecteur de coefficients de canal $\mathbf{h}_{s,r,c} \in \mathbb{C}^{K \times 1}$ entre le satellite LEO s et l'UAV-RIS r sur le canal c est dominé par une composante en visibilité directe (en anglais *Line of Sight*, LoS), et s'exprime comme :

$$\mathbf{h}_{s,r,c} = \sqrt{\rho \cdot d_{s,r}^{-\alpha_{sat}}} \cdot \mathbf{g}_{s,r}, \quad (3.2)$$

où ρ désigne la perte de trajet à une distance de référence d'un mètre, $d_{s,r}$ la distance entre le satellite s et l'UAV-RIS r , et $\mathbf{g}_{s,r} \in \mathbb{C}^{K \times 1}$ le vecteur de réponse d'antenne, donné par :

$$\mathbf{g}_{s,r} = [1, \dots, e^{-j\frac{2\pi}{\lambda}d(K_r-1)a_x}]^T \otimes [1, \dots, e^{-j\frac{2\pi}{\lambda}d(K_c-1)a_z}]^T, \quad (3.3)$$

où λ est la longueur d'onde, d la distance entre les éléments RIS, K_r, K_c le nombre d'éléments réfléchissants par ligne et colonne de chaque RIS, et :

$$\begin{aligned} a_x &= \sin \phi_{s,r} \cdot \cos \varphi_{s,r}, \\ a_z &= \sin \phi_{s,r} \cdot \sin \varphi_{s,r}. \end{aligned}$$

avec $\phi_{s,r}$ et $\varphi_{s,r}$ les angles d'arrivée (en anglais *Angles of Arrival*, AoA) verticaux et horizontaux respectivement, où :

$$\begin{aligned} \sin \phi_{s,r} &= \frac{H_s - H}{d_{s,r}}, \\ \sin \varphi_{s,r} &= \frac{x_r - x_s}{\sqrt{(x_r - x_s)^2 + (y_r - y_s)^2}}, \\ \cos \varphi_{s,r} &= \frac{y_r - y_s}{\sqrt{(x_r - x_s)^2 + (y_r - y_s)^2}}. \end{aligned}$$

Le vecteur de canal $\mathbf{h}_{r,u,c} \in \mathbb{C}^{K \times 1}$ reliant l'UAV-RIS r à l'utilisateur u sur le canal c suit un modèle d'évanouissement rician (Yuan *et al.*, 2023) :

$$\mathbf{h}_{r,u,c} = \sqrt{\rho \cdot d_{r,u}^{-\alpha_1}} \left(\sqrt{\frac{M}{M+1}} \cdot \mathbf{g}_{r,u} + \sqrt{\frac{1}{M+1}} \cdot \tilde{\mathbf{g}}_c \right), \quad (3.4)$$

où α_1 est l'exposant de perte de trajet, $d_{r,u}$ la distance entre l'UAV-RIS r et l'utilisateur u , M le facteur de Rice, $\tilde{\mathbf{g}}_c$ est un vecteur gaussien complexe circulairement symétrique d'espérance nulle et de covariance identité, modélisant la composante NLOS du facteur de Rice. $\mathbf{g}_{r,u}$ est le vecteur de composant LoS exprimé par :

$$\mathbf{g}_{r,u} = [1, \dots, e^{-j\frac{2\pi}{\lambda}d(K_r-1)a'_x}]^T \otimes [1, \dots, e^{-j\frac{2\pi}{\lambda}d(K_c-1)a'_z}]^T,$$

où $a'_x = \sin \phi_{r,u} \cdot \cos \varphi_{r,u}$ et $a'_z = \sin \phi_{r,u} \cdot \sin \varphi_{r,u}$ représentent les angles de départ (en anglais *Angle of Departure*, AoD) du signal depuis le k -ième élément réfléchissant du UAV-RIS r vers l'utilisateur u .

De manière similaire, le canal direct entre le satellite s et l'utilisateur u s'écrit :

$$h_{s,u,c} = \sqrt{\rho \cdot d_{s,u}^{-\alpha_{sat}}} \left(\sqrt{\frac{M}{M+1}} \cdot \bar{g}_{s,u} + \sqrt{\frac{1}{M+1}} \cdot \tilde{g} \right), \quad (3.5)$$

où α_{sat} est l'exposant de perte de trajet sur le lien satellite-utilisateur, $d_{s,u}$ la distance correspondante, \tilde{g} le composant NLOS, et $\bar{g}_{s,u}$ est le composant dominant LoS donné par $\bar{g}_{s,u} = e^{-j\frac{2\pi}{\lambda}d_{s,u}}$.

Le canal complet composite entre les trois couches du réseau SAGIN, satellite-UAV-utilisateur via le RIS est alors donné par :

$$h_{s,r,u,c} = \mathbf{h}_{r,u,c}^H \mathbf{\Theta}_r \mathbf{h}_{s,r,c}. \quad (3.6)$$

Cette équation (3.6) exprime que le canal composite est obtenu en appliquant la matrice de phase $\mathbf{\Theta}_r$ du RIS entre le lien satellite-RIS donné par l'équation (3.2) et le lien RIS-utilisateur donné par l'équation (3.4), avec la transposée conjuguée¹ du vecteur de canal RIS-utilisateur.²

1. La notation H désigne la transposée conjuguée (hermitienne) d'un vecteur ou d'une matrice.

2. Le produit de Kronecker $a \otimes b$ transforme deux vecteurs en un vecteur plus grand.

Enfin, le lien de brouillage est modélisé comme suit, le canal direct entre le brouilleur j et l'utilisateur u suit un modèle de Rayleigh (Ahmed *et al.*, 2025),

$$h_{j,u,c} = \sqrt{\rho \cdot d_{j,u}^{-\alpha_2}} \cdot g_{j,u,c}, \quad (3.7)$$

Cette équation indique que la puissance du canal dépend de la distance $d_{j,u}$ entre le brouilleur et l'utilisateur, pondérée par l'exposant de perte de trajet α_2 , tandis que $g_{j,u,c}$ représente la variation aléatoire du canal suivant une distribution Rayleigh (variable gaussienne complexe de moyenne nulle et variance unitaire).

Le canal indirect de brouillage via l'UAV-RIS r est défini par :

$$h_{j,r,u,c} = \mathbf{h}_{r,u,c}^H \mathbf{\Theta}_r \mathbf{h}_{j,r,c}, \quad (3.8)$$

où $\mathbf{h}_{j,r,c} \in \mathbb{C}^{K \times 1}$ représente le vecteur de canal entre le brouilleur j et l'UAV-RIS r , modélisé également selon un évanouissement rician (Ahmed *et al.*, 2025). Cette équation exprime que le canal composite du brouilleur est obtenu en appliquant la matrice de phase $\mathbf{\Theta}_r$ du RIS entre le lien brouilleur–RIS donné par (3.7) et le lien RIS–utilisateur donné par (3.4). Ici, $\mathbf{h}_{j,r,c} \in \mathbb{C}^{K \times 1}$ représente le canal c entre le brouilleur j et l'UAV-RIS r .

3.2.2 Modèle de transmission

Nous considérons la technique d'accès multiple par répartition de fréquences orthogonales (en anglais *Orthogonal Frequency Division Multiple Access*, OFDMA) afin de gérer les communications simultanées en réseau d'accès descendant DL. Nous supposons que les canaux sont parfaitement orthogonaux. Due à l'hétérogénéité de notre système, une association utilisateur UAV est impérative. Une matrice d'association au time slot t est dénoté par $\Delta(t) \in \mathbb{C}^{K \times 1}$ où chaque élément $\delta_{u,r}(t)$ est une variable binaire et est définie par $\delta_{u,r}(t) = 1$ si l'utilisateur u est associé à l'UAV-RIS r au temps t , $\delta_{u,r}(t) = 0$ sinon. Nous supposons que chaque utilisateur est associé avec exactement un et un seul UAV-RIS. La contrainte suivante impose l'association un-à-un entre l'utilisateur u et

l'UAV-RIS r :

$$\sum_{r=1}^R \delta_{u,r}(t) = 1, \quad \forall u \in \mathcal{U}, t \in \mathcal{T}. \quad (3.9)$$

La matrice d'affectation des canaux au temps t est notée $\mathbf{A}(t)$, où chaque élément $a_{u,c}(t) = 1$ si le canal c est attribué à l'utilisateur u au temps t , et 0 sinon. Chaque utilisateur peut être assigné à exactement un canal, et un canal peut prendre en charge au maximum un utilisateur associé à un UAV-RIS donné r à un temps donné. Ainsi, nous avons :

$$\sum_{c=1}^C a_{u,c}(t) = 1, \quad \forall u \in \mathcal{U}, t \in \mathcal{T}, \quad (3.10)$$

$$\sum_{u=1}^U a_{u,c}(t) \delta_{u,r}(t) \leq 1, \quad \forall r \in \mathcal{R}, c \in \mathcal{C}, t \in \mathcal{T}. \quad (3.11)$$

Les équations (3.10) et (3.11) traduisent les contraintes d'allocation dont la première impose qu'un utilisateur ne peut occuper qu'un seul canal à la fois, tandis que la seconde garantit qu'un canal ne peut être partagé par plus d'un utilisateur associé au même UAV-RIS r à un instant donné.

L'allocation de la puissance de transmission du satellite, dans l'intervalle de temps t , est notée par la matrice $\mathbf{P}_s(t)$ où chaque élément $p_{u,c}$ représente la puissance allouée à l'utilisateur u sur le canal c . Par conséquent, la puissance de transmission du satellite est soumise aux contraintes :

$$\sum_{c=1}^C \sum_{u=1}^U p_{u,c}(t) \leq P_{\max}, \quad (3.12)$$

$$p_{u,c}(t) \geq 0, \quad \forall u \in \mathcal{U}, c \in \mathcal{C}, t \in \mathcal{T}, \quad (3.13)$$

où P_{\max} est la puissance maximale de transmission du satellite LEO. Les équations (3.12) et (3.13) imposent que la somme des puissances allouées à tous les utilisateurs sur tous les canaux ne dépasse

pas la puissance maximale disponible P_{\max} , et que chaque puissance individuelle reste positive.

Comme nous considérons un système multi-UAV, une distance de sécurité minimale d_{\min} doit être maintenue entre UAV-RIS pour éviter les collisions (Wang *et al.*, 2020). La trajectoire d'UAV-RIS doit répondre aux contraintes suivantes :

$$\|q_r(t+1) - q_r(t)\| \leq v_{\max} \cdot \tau, \quad \forall t \in \mathcal{T}, r \in \mathcal{R} \quad (3.14)$$

$$\|q_r(t) - q_{r'}(t)\| \geq d_{\min}, \quad \forall t \in \mathcal{T}, r, r' \in \mathcal{R}, r \neq r', \quad (3.15)$$

où v_{\max} désigne la vitesse maximale du drone³ et τ désigne la longueur de chaque intervalle de temps en secondes. L'équation (3.14) limite le déplacement d'un UAV-RIS entre deux instants consécutifs pour respecter la vitesse maximale, et (3.15) impose une distance minimale entre deux UAV-RIS afin d'éviter toute collision.

Étant donné que l'optimisation est exécutée à chaque intervalle de temps et pour plus de simplicité dans la notation, nous omettons l'indice t chaque fois que cela est possible. Le signal reçu par l'utilisateur u sur le canal c peut être exprimé par :

$$\begin{aligned} y_{u,c} = & \sqrt{p_{u,c}} \cdot a_{u,c} \left(h_{s,u,c} + \sum_{r=1}^R \delta_{u,r} h_{s,r,u,c} \right) x_u \\ & + \sqrt{p_j} \left(h_{j,u,c} + \sum_{r=1}^R \delta_{u,r} h_{j,r,u,c} \right) s_j + n_c, \end{aligned} \quad (3.16)$$

où x_u et s_j représentent respectivement les signaux envoyés par le satellite LEO s et par le brouilleur j , n_c est un bruit blanc gaussien additif (en anglais *Additive White Gaussian Noise*, AWGN) avec une moyenne nulle et une variance $\sigma^2 = N_0 B$, où N_0 est la densité spectrale du bruit et B est la bande passante. L'équation (3.16) modélise le signal reçu par l'utilisateur u , composé de la contribution utile provenant du satellite (directe et via les UAV-RIS), du signal de brouillage émis par le brouilleur (également direct et réfléchi par les UAV-RIS), et du bruit additif gaussien n_c . Par conséquent, le SJNR de l'utilisateur u est donné par :

3. $\|\cdot\|$ représente la norme euclidienne

$$\gamma_u = \sum_{c=1}^C a_{u,c} \frac{p_{u,c} |h_{s,u,c} + \sum_{r=1}^R \delta_{u,r} h_{s,r,u,c}|^2}{p_j |h_{j,u,c} + \sum_{r=1}^R \delta_{u,r} h_{j,r,u,c}|^2 + \sigma^2}. \quad (3.17)$$

L'équation (3.17) définit le SJNR, qui mesure la qualité du lien en tenant compte de la puissance du brouillage et du bruit.

3.3 Formulation mathématique du problème d'optimisation

Sur la base des différents modèles pour les canaux de transmission définis précédemment, nous formulons dans cette section le problème d'optimisation dont l'objectif est de maximiser le minimum des SJNR de tous les utilisateurs. Nous considérons la liaison descendante DL dans laquelle le satellite s transmet simultanément des signaux vers les utilisateurs au sol via des UAV-RIS. L'UAV agit comme un relais intelligent capable de reconfigurer dynamiquement la phase des éléments RIS pour renforcer la puissance du signal utile et atténuer l'interférence du brouilleur. Le problème d'optimisation (P1) peut être formulé comme suit :

$$\underset{\Theta, \mathbf{q}, \mathbf{A}, \mathbf{\Delta}, \mathbf{P}_s}{\text{maximiser}} \quad \min_{u \in \mathcal{U}} \quad \gamma_u, \quad (\text{P1a})$$

$$\text{sous les contraintes} \quad |\theta_{r,k}| = 1, \quad \forall r \in \mathcal{R}, k \in \mathcal{K}, \quad (\text{P1b})$$

$$\|q_r(t+1) - q_r(t)\| \leq v_{max} \tau, \quad \forall r \in \mathcal{R}, t \in \mathcal{T}, \quad (\text{P1c})$$

$$\|q_r(t) - q_{r'}(t)\| \geq d_{min}, \quad \forall t \in \mathcal{T}, \forall r \neq r' \in \mathcal{R} \quad (\text{P1d})$$

$$\sum_{c=1}^C \sum_{u=1}^U p_{u,c}(t) \leq P_{max}, \quad \forall t \in \mathcal{T} \quad (\text{P1e})$$

$$p_{u,c}(t) \geq 0, \quad \forall u \in \mathcal{U}, c \in \mathcal{C}, t \in \mathcal{T}, \quad (\text{P1f})$$

$$\sum_{r=1}^R \delta_{u,r}(t) \leq 1, \quad \forall u \in \mathcal{U}, \forall t \in \mathcal{T} \quad (\text{P1g})$$

$$\sum_{c=1}^C a_{u,c}(t) = 1, \quad \forall u \in \mathcal{U}, t \in \mathcal{T}, \quad (\text{P1h})$$

$$\sum_{u=1}^U a_{u,c}(t) \delta_{u,r}(t) \leq 1, \quad \forall r \in \mathcal{R}, c \in \mathcal{C}, t \in \mathcal{T}. \quad (\text{P1i})$$

Dans ce problème d'optimisation, les contraintes (P1b)–(P1i) traduisent les différentes limitations

physiques et opérationnelles du système étudié. Les contraintes (P1b) imposent que chaque élément de la surface RIS ajuste uniquement la phase du signal réfléchi dans l'intervalle $[0, 2\pi]$, conformément aux propriétés physiques des métamatériaux utilisés, dont la réflexion est à amplitude unitaire. Les contraintes (P1c) limitent la distance parcourue par un UAV entre deux intervalles de temps successifs, selon sa vitesse maximale v_{\max} et la durée d'un time slot τ , assurant ainsi une mobilité réaliste et continue. Les contraintes (P1d) imposent une distance minimale d_{\min} entre les UAV afin d'éviter les collisions physiques et de réduire les interférences mutuelles entre leurs surfaces RIS. Les contraintes (P1e) et (P1f) encadrent l'allocation de puissance. La première borne la puissance totale transmise afin de respecter la capacité énergétique du système et de limiter l'impact de l'interférence causer par le brouilleur aux utilisateurs, tandis que la seconde garantit que toutes les puissances allouées soient positives ou nulles. Les contraintes (P1g) stipulent qu'un utilisateur ne peut être associé qu'à un seul UAV à un instant donné, ce qui simplifie la coordination et évite les transmissions redondantes. Ensuite, les contraintes (P1h) imposent qu'un utilisateur soit affecté à un seul canal de communication à chaque intervalle, assurant une gestion non conflictuelle du spectre. Enfin, la contraintes (P1i) garantit qu'un UAV ne dessert pas plusieurs utilisateurs sur un même canal simultanément et que l'UAV ne dépasse pas sa capacité de charge totale, évitant ainsi les interférences intra-cellulaires et assurant une isolation efficace des ressources. Dans l'ensemble, ces contraintes assurent la cohérence physique et logique du modèle tout en reflétant fidèlement les limitations du système SAGIN assisté par RIS. Le problème (P1) formulé est ainsi un programme non linéaire en nombres entiers mixtes (MINLP), combinant des variables continues (positions, puissances, phases) et discrètes (associations et allocations), ce qui le rend intrinsèquement non convexe et difficile à résoudre de manière exacte.

3.4 Analyse de la complexité du problème d'optimisation

Dans cette section, nous démontrons la NP-difficulté du problème (P1) en étudiant sa version décisionnelle. Étant donné un seuil $\Gamma \geq 0$, celle-ci s'énonce comme suit : existe-t-il une solution faisable $(\Theta, \mathbf{q}, \mathbf{A}, \mathbf{\Delta}, \mathbf{P}_s)$ satisfaisant toutes les contraintes de (P1) et telle que

$$\min_{u \in \mathcal{U}} \gamma_u \geq \Gamma$$

Nous établissons la NP-difficulté de ce problème par une réduction polynomiale depuis le problème 3-Partition, dont la NP-complétude forte est un résultat classique (Garey et Johnson, 1979).

Une instance de 3-Partition est définie par un ensemble d'entiers positifs $\mathcal{S} = \{a_1, a_2, \dots, a_{3n}\}$ et un entier B vérifiant $\sum_{i=1}^{3n} a_i = nB$ et $\frac{B}{4} < a_i < \frac{B}{2}$ pour tout i . Le problème consiste à décider s'il existe une partition de \mathcal{S} en n sous-ensembles disjoints $\mathcal{S}_1, \dots, \mathcal{S}_n$ tels que, pour tout $j \in \{1, \dots, n\}$,

$$\sum_{a_i \in \mathcal{S}_j} a_i = B \quad \text{et} \quad |\mathcal{S}_j| = 3.$$

La condition $\frac{B}{4} < a_i < \frac{B}{2}$ garantit que chaque sous-ensemble de somme B contient exactement trois éléments, ce qui rend la contrainte de cardinalité implicite (Dell'Amico et Martello, 1999).

Théorème 3.1 *Le problème (P1) est NP-difficile.*

Nous construisons une réduction polynomiale depuis une instance arbitraire de 3-Partition (\mathcal{S}, B) vers une instance particulière de (P1).

À partir de (\mathcal{S}, B) , nous définissons une instance de (P1) comportant $U = 3n$ utilisateurs $\{u_1, \dots, u_{3n}\}$, $R = n$ UAV-RIS $\{r_1, \dots, r_n\}$, et $C = 3$ canaux de communication. L'utilisateur u_i correspond à l'entier a_i de l'instance source, et chaque UAV-RIS r_j correspond au j -ième groupe de la partition.

Les variables continues sont fixées à des valeurs admissibles constantes : les positions des UAV-RIS sont placées à des emplacements prédéterminés satisfaisant les contraintes de mobilité (P1c) et de séparation (P1d), les coefficients de phase des éléments RIS sont tous égaux à 1 (satisfaisant ainsi (P1b)), et les puissances de transmission sont uniformément réparties de sorte que les contraintes (P1e)–(P1f) soient satisfaites sans être actives. Sous ces hypothèses, la seule liberté combinatoire du problème réside dans les variables binaires d'association $\delta_{u,r}$ et d'allocation de canal $a_{u,c}$.

Nous choisissons les gains de canal de telle sorte que le SJNR de l'utilisateur u_i satisfasse

$$\gamma_{u_i} = \begin{cases} 1 & \text{si } \delta_{u_i, r_j} = 1 \text{ et } \sum_{i' : \delta_{u_i', r_j} = 1} a_{i'} = B, \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases}$$

Cette définition est réalisable en construisant les gains de canal pour que le SJNR dépende uniquement de la charge totale affectée au UAV-RIS r_j , indépendamment des paramètres physiques fixés. Ainsi, un utilisateur atteint le seuil $\Gamma = 1$ si et seulement s'il est affecté à un UAV-RIS dont la charge totale vaut exactement B .

Avec $C = 3$ canaux disponibles et la contrainte (P1i), chaque UAV-RIS r_j peut desservir au plus un utilisateur par canal, soit au plus 3 utilisateurs au total. Par définition, tout utilisateur u_i non affecté à aucun UAV-RIS vérifie $\gamma_{u_i} = 0 < \Gamma = 1$, de sorte que la condition $\min_u \gamma_u \geq 1$ force nécessairement l'assignation complète des $3n$ utilisateurs. Comme il y a $U = 3n$ utilisateurs et $R = n$ UAV-RIS, satisfaire $\min_u \gamma_u \geq 1$ exige que chaque utilisateur soit assigné à un UAV, ce qui implique que chaque UAV-RIS dessert exactement 3 utilisateurs. La contrainte de cardinalité $|\mathcal{S}_j| = 3$ est ainsi encodée structurellement par le modèle.

Nous montrons que l'instance de 3-Partition admet une solution si et seulement si l'instance construite de (P1) admet une solution faisable avec $\min_{u \in \mathcal{U}} \gamma_u \geq 1$. Supposons qu'il existe une partition valide $\mathcal{S}_1, \dots, \mathcal{S}_n$ de (\mathcal{S}, B) . Pour chaque $j \in \{1, \dots, n\}$ et chaque $u_i \in \mathcal{S}_j$, posons $\delta_{u_i, r_j} = 1$ et affectons à chacun des trois utilisateurs du groupe un canal distinct parmi les trois disponibles. Alors toutes les contraintes (P1g)–(P1i) sont satisfaites, et par construction, $\sum_{i': \delta_{u_{i'}, r_j} = 1} a_{i'} = B$ pour tout j , de sorte que $\gamma_{u_i} = 1$ pour tout i . On obtient ainsi $\min_u \gamma_u = 1 \geq \Gamma$.

Réciproquement, supposons qu'il existe une solution faisable de (P1) avec $\min_u \gamma_u \geq 1$. Alors, par définition du SJNR, pour chaque utilisateur u_i affecté à l'UAV-RIS r_j , on a $\sum_{i': \delta_{u_{i'}, r_j} = 1} a_{i'} = B$. Comme chaque UAV-RIS dessert exactement 3 utilisateurs (argument de cardinalité ci-dessus) et que les $3n$ utilisateurs sont tous assignés, les groupes d'utilisateurs $\mathcal{S}_j = \{a_{i'} : \delta_{u_{i'}, r_j} = 1\}$ forment une partition de \mathcal{S} en n triplets de somme égale à B , soit une solution valide de 3-Partition.

La construction produit une instance de (P1) de taille $U = 3n$, $R = n$, $C = 3$, dont tous les paramètres numériques (gains de canal, puissances, positions) sont définis par des règles explicites en $\mathcal{O}(n)$. La réduction est donc bien polynomiale.

Puisque 3-Partition est fortement NP-complète (Garey et Johnson, 1979) et que la réduction ci-dessus est polynomiale en $\mathcal{O}(n)$, il s'ensuit que la version décisionnelle de (P1) est NP-difficile. Le problème d'optimisation (P1) étant au moins aussi difficile que sa version décisionnelle, on conclut que (P1) est NP-difficile. ■

3.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons défini notre modèle de système, formulé notre problème d'optimisation et enfin étudié sa complexité dans la classe des problèmes NP-difficile. Dans le prochain chapitre, nous présentons la solution proposée pour résoudre la problématique basée sur une méthode itérative vue la complexité et la non-convexité du problème.

CHAPITRE 4

SOLUTION PROPOSÉE

Le problème d'optimisation formulé au chapitre précédent présente plusieurs caractéristiques qui rendent sa résolution directe difficile. Premièrement, il s'agit d'un problème de programmation mixte entière non linéaire MINLP non convexe que nous avons démontré comme appartenant à la classe des problèmes NP-difficiles. Cela implique qu'aucun algorithme polynomial ne peut garantir de solution optimale globale dans le cas général (à moins que $P = NP$), et que la complexité explose rapidement avec la taille du système. Deuxièmement, le problème contient plusieurs variables fortement couplées notamment les phases RIS, l'allocation des canaux, l'allocation de puissance et le positionnement 3D des UAV. Troisièmement, résoudre simultanément toutes ces variables dans un cadre unique conduirait à un problème combinatoire massif, impraticable en termes de coût computationnel. Quatrièmement, bien que le problème global soit non convexe et difficile, chacun des sous-problèmes obtenu en fixant les autres variables devient tractable, car il peut être reformulé comme un problème convexe ou quasi-convexe, ou encore comme un programme quadratique relaxé.

Ces observations motivent naturellement l'utilisation d'une approche séquentielle décomposée. C'est pourquoi nous adoptons un algorithme d'optimisation alternée (en anglais *Alternating Optimization*, AO). L'idée centrale de l'AO est d'optimiser une variable (ou un sous-ensemble de variables) à la fois, tout en utilisant des valeurs fixes pour les autres variables, puis d'alterner entre les sous-problèmes jusqu'à convergence. Cette stratégie présente plusieurs avantages majeurs dans notre cas.

- Elle permet de contourner la NP-difficulté du problème, en exploitant la structure plus simple des sous-problèmes.
- Elle réduit la complexité, en remplaçant une optimisation globale intractable par une suite de problèmes convexes ou quadratiques faciles à résoudre.
- Elle utilise pour chaque sous-problème la méthode la plus adaptée : Relax-and-Retract pour les phases RIS, algorithme hongrois pour les canaux, le solveur mosek pour la puissance et le solveur gurobi pour le positionnement des UAV-RIS.
- Elle garantit une amélioration monotone de l'objectif, puisque chaque mise à jour ne peut qu'améliorer ou maintenir la valeur du SJNR minimal.

Dans ce cadre, nous reformulons donc le problème (P1) en un ensemble de quatre sous-problèmes

interdépendants, résolus de manière itérative. Les positions initiales des UAV-RIS sont obtenues par un regroupement (*clustering K-means*) (Anany *et al.*, 2024), la puissance est répartie uniformément, et chaque utilisateur reçoit un canal aléatoirement. À chaque itération, les quatre variables sont mises à jour successivement jusqu'à ce qu'aucune amélioration significative ne soit observée. Les sous-problèmes proposés sont énoncés comme suit et sont résolus chacun avec une méthode algorithmique unique.

4.1 Algorithme d'optimisation alternée (AO)

L'optimisation conjointe du problème (P1) nécessite la résolution simultanée de multiples variables interdépendantes : les coefficients de phase des RIS (Θ), l'allocation des canaux (\mathbf{A}), l'allocation de puissance (\mathbf{P}_s), et le positionnement des UAV (\mathbf{q}). En raison de la nature MINLP non convexe du problème global et de son appartenance à la classe NP-difficile, une résolution directe est computationnellement difficile. Pour contourner cette difficulté, nous proposons un algorithme d'optimisation alternée (AO) qui décompose le problème global en une séquence de sous-problèmes plus simples, résolus itérativement jusqu'à convergence. Le principe de l'AO consiste à optimiser un sous-ensemble de variables en fixant les autres, puis à alterner entre les différents sous-problèmes jusqu'à ce qu'aucune amélioration significative ne soit observée.

À chaque itération t de l'algorithme AO, nous résolvons successivement les quatre sous-problèmes dans l'ordre suivant sur l'algorithme 1.

4.1.1 Optimisation du déphasage des RIS

L'optimisation des coefficients de phase des éléments RIS constitue une étape essentielle pour améliorer la performance du système, notamment en renforçant le signal utile et en atténuant l'interférence générée par le brouilleur. Cependant, cette optimisation est intrinsèquement non convexe en raison de la contrainte de module unitaire imposée aux éléments RIS :

$$|\theta_{r,k}| = 1, \quad \forall r \in \mathcal{R}, k \in \mathcal{K},$$

ce qui rend le problème difficile. Pour contourner cette difficulté, nous adoptons la méthode relaxa-

Algorithme 1 Algorithme d'optimisation alternée AO

- 1: **Initialisation :**
 - 2: Appliquer k-means sur les positions des utilisateurs pour trouver les positions des UAV $\rightarrow \mathbf{q}^{(0)}$
 - 3: Initialiser aléatoirement $\Theta^{(0)}, \mathbf{A}^{(0)}$
 - 4: Répartir uniformément la puissance $\mathbf{P}_s^{(0)}$
 - 5: $t \leftarrow 1$
 - 6: **Répéter**
 - 7: **Optimisation des phases RIS**
 - 8: Résoudre (P1) avec l'algorithme 2 $\rightarrow \Theta^{(t)}$
 - 9: **Allocation des canaux**
 - 10: Résoudre (P3a) avec l'algorithme hongrois $\rightarrow \mathbf{A}^{(t)}$
 - 11: **Allocation de puissance**
 - 12: Résoudre (P4a) avec mosek $\rightarrow \mathbf{P}_s^{(t)}$
 - 13: **Positionnement des UAV**
 - 14: Résoudre (P6a) avec gurobi $\rightarrow \mathbf{q}^{(t)}$
 - 15: **Calcul du SJNR minimal**
 - 16: $\gamma_{\min}^{(t)} = \min_{u \in \mathcal{U}} \gamma_u^{(t)}$
 - 17: **if** $\gamma_{\min}^{(t)} > \gamma_{\min}^{(t-1)}$
 - 18: $\gamma_{\min} \leftarrow \gamma_{\min}^{(t)}$
 - 19: **Sinon** $\gamma_{\min} \leftarrow \gamma_{\min}^{(t-1)}$
 - 20: $t \leftarrow t + 1$
 - 21: **Retourner** $\Theta^{(t)}, \mathbf{A}^{(t)}, \mathbf{P}_s^{(t)}, \mathbf{q}^{(t)}$
 - 22: **Jusqu'à** convergence
-

tion et rétraction (en anglais *Relax-and-Retract*), une technique itérative permettant d'obtenir une solution approchée tout en rétablissant progressivement la contrainte unitaire (He *et al.*, 2021).

1. Relaxation de la contrainte non convexe :

La contrainte non convexe $|\theta_{r,k}| = 1$ est remplacée par sa relaxation convexe :

$$|\theta_{r,k}| \leq 1,$$

ce qui permet d'élargir l'ensemble faisable.

Toutefois, il est important de souligner que cette relaxation ne rend pas nécessairement le problème global convexe. En effet, bien que la contrainte devienne convexe, la fonction objectif qui dépend du SJNR, conserve une structure généralement non convexe (notamment en raison de sa forme fractionnaire).

Par conséquent, le problème obtenu reste non convexe. Néanmoins, cette relaxation permet de construire une approximation plus tractable du problème original.

$$\underset{\Theta}{\text{maximiser}} \quad \min_{u \in \mathcal{U}} \gamma_u, \quad (\text{P1a})$$

$$\text{sous les contraintes} \quad |\theta_{r,k}| \leq 1, \quad \forall k \in \mathcal{K}, r \in \mathcal{R}. \quad (\text{P1b})$$

Ce problème relaxé fournit une solution approchée notée $\theta_{r,k}^{opt}$, obtenue à l'aide d'un solveur numérique de CVX. Cette solution n'est pas nécessairement optimale.

2. Projection sur le cercle unité :

La solution relaxée $\theta_{r,k}^{opt}$ peut ne pas satisfaire la contrainte unitaire $|\theta_{r,k}| = 1$. Une projection sur le cercle unité est alors effectuée :

$$\theta_{r,k}^{proj} = \frac{\theta_{r,k}^{opt}}{|\theta_{r,k}^{opt}|}, \quad \forall k \in \mathcal{K}, r \in \mathcal{R}. \quad (4.1)$$

Cette opération garantit la faisabilité vis-à-vis de la contrainte unitaire, mais elle peut dégrader la valeur de la fonction objectif, d'où l'étape suivante.

3. Approximation par plans tangents :

Afin d'améliorer la solution projetée, une approximation locale de la contrainte non convexe $|\theta_{r,k}| = 1$ est construite à l'aide de plans tangents, comme proposé dans (He *et al.*, 2021).

Plus précisément, en un point $\theta_{r,k}^{proj}$, la contrainte est approximée par une contrainte affine de la forme :

$$\text{Re}\left(\theta_{r,k}^{proj} \cdot \theta_{r,k}^{opt}\right) = 1.$$

Cette approximation correspond à une linéarisation locale de la contrainte non convexe.

4. Construction des demi-espaces rétractés :

Afin d'assurer la robustesse de l'approximation et de conserver un domaine faisable non vide, les plans tangents sont relâchés vers l'intérieur du domaine, ce qui conduit à :

$$\text{Re}(\theta_{r,k}^{proj} \cdot (\theta_{r,k}^{opt})^H) \geq 1 - \psi_{r,k}, \quad \psi_{r,k} \geq 0, \quad \forall k, r. \quad (4.2)$$

Les variables $\psi_{r,k}$ représentent la distance de rétraction permettant de contrôler le degré de relâchement de la contrainte.

5. Problème de rétraction :

Afin de limiter l'écart introduit par la relaxation des contraintes tangentes, on considère le problème suivant :

$$\min_{\theta, \psi} \quad \|\psi\|_2^2 \quad (\text{P2a})$$

$$\text{sous les contraintes} \quad |\theta_{r,k}| \leq 1, \quad (4.2), \quad \forall k, r. \quad (\text{P2b})$$

Ce problème est convexe, car la fonction objectif est convexe et les contraintes définissent un ensemble convexe. Il peut donc être résolu efficacement à l'aide de solveurs standards.

La solution obtenue, notée $\theta_{r,k}^{new}$, constitue une amélioration locale de la solution projetée.

Remarque : Cette procédure s'inscrit dans une approche itérative de type approximation successive, où chaque étape résout un problème convexe approché du problème initial non convexe. La convergence vers un optimum global n'est pas garantie, mais la méthode permet d'obtenir une solution satisfaisante en pratique.

Cette méthode permet ainsi d'obtenir une solution faisable respectant progressivement la contrainte de module unitaire, tout en améliorant itérativement la qualité de la solution dans un cadre non convexe.

L'algorithme 2 résume la méthode *Relax-and-Retract* utilisé dans l'optimisation des phases RIS inspirée de (He *et al.*, 2021).

4.1.1.1 Analyse de complexité

L'algorithme Relax-and-Retract résout itérativement deux programmes quadratiques convexes (QCQP) : le problème relaxé (P1) et le problème de rétraction (P2a). Le nombre total de variables d'optimisation est RK (phases des éléments RIS sur R UAV).

Algorithme 2 Algorithme de Rétraction RIS (*Relax-and-Retract*)

- 1: **Initialisation** Soit $\theta_{r,k}^{opt}$ la solution optimale du problème P1
 - 2: **Répéter**
 - 3: Trouver la solution projetée $\theta_{r,k}^{proj}$ (4.1)
 - 4: Construire les plans tangents autour de $\theta_{r,k}^{proj}$ (4.2)
 - 5: Résoudre le problème de rétraction (P2a) pour obtenir $\theta_{r,k}^{new}$
 - 6: Mettre à jour $\theta_{r,k}^{proj} \leftarrow \theta_{r,k}^{new}$
 - 7: **Jusqu'à** $\|\theta_r^{proj}\|_2^2$ ne s'améliore plus (convergence monotone)
 - 8: **Retourner** $\theta_r^{final} \leftarrow \theta_r^{proj}$
-

Pour un QCQP convexe avec RK variables complexes, la résolution par méthode de points intérieurs nécessite $\mathcal{O}(R^3K^3)$ opérations. Cependant, chaque résolution du problème relaxé (P1) nécessite également le calcul du SJNR pour les U utilisateurs, impliquant $\mathcal{O}(U \cdot RK)$ opérations pour évaluer les contributions RIS. Les opérations de projection (4.1) et de construction des plans tangents (4.2) sont en $\mathcal{O}(RK)$, donc négligeables.

L'algorithme converge typiquement en $I_{RIS} = 5$ à 15 itérations. La complexité totale est donc :

$$\mathcal{O}\left(I_{RIS} \cdot \max\left\{(R^3K^3), U \cdot RK\right\}\right) \approx \mathcal{O}(I_{RIS} \cdot (R^3K^3)).$$

4.1.2 Allocation des canaux

Dans notre système, l'allocation efficace des canaux est essentielle pour garantir la qualité de service, réduire les interférences et maintenir une connectivité robuste face aux attaques de brouillage. En raison de la coexistence de plusieurs utilisateurs, du partage limité du spectre et de l'impact direct du brouilleur sur certaines bandes de fréquence, le choix du canal attribué à chaque utilisateur influence fortement son SJNR. Ainsi, une stratégie d'allocation adaptée permet à la fois d'exploiter au mieux les ressources spectrales disponibles et d'améliorer la résilience du réseau en évitant les canaux fortement perturbés.

Afin d'optimiser cette allocation dans le cadre de notre schéma d'optimisation alternée, nous utilisons l'algorithme hongrois (en anglais *Hungarian Algorithm*) (Zhou *et al.*, 2020), en supposant que les canaux sont parfaitement orthogonaux. Le problème d'optimisation associé peut être formulé

comme suit :

$$\underset{\mathbf{A}}{\text{maximiser}} \quad \min_{u \in \mathcal{U}} \gamma_u \quad (\text{P3a})$$

$$\text{sous les contraintes} \quad (3.10), (3.11). \quad (\text{P3b})$$

Pour résoudre le problème (P3a), nous exploitons sa structure de goulot d'étranglement (en anglais *bottleneck*) en reformulant la maximisation du minimum comme une séquence de problèmes de faisabilité. Pour un seuil $t_{seuil} > 0$, on définit le problème de faisabilité suivant : existe-t-il une affectation \mathbf{A} (association) satisfaisant les contraintes (3.10)–(3.11) telle que $\gamma_{u,c} \geq t_{seuil}$ pour tout utilisateur u associé au canal c ?

Cette reformulation permet d'appliquer une recherche par bisection sur t_{seuil} , où chaque test de faisabilité est résolu efficacement par l'algorithme hongrois. Plus précisément, on calcule d'abord la matrice des SJNR individuels :

$$\gamma_{u,c} = \text{SJNR de l'utilisateur } u \text{ s'il est assigné au canal } c, \quad \forall u \in \mathcal{U}, c \in \mathcal{C}.$$

Pour un seuil courant t_{seuil} , on construit la matrice de coût binaire et l'algorithme hongrois détermine s'il existe une affectation bijective de coût nul, i.e., une affectation où chaque utilisateur obtient un canal satisfaisant le seuil t_{seuil} . La bisection met ensuite à jour les bornes jusqu'à convergence ($|t_{high} - t_{low}| < \varepsilon$). La meilleure affectation faisable trouvée au cours de la bisection constitue la solution optimale de (P3a).

Cette approche présente plusieurs avantages clés :

- elle résout le problème max-min (P3a), en garantissant une affectation optimale pour tous les utilisateurs ;
- elle évite les collisions d'allocation, car chaque canal ne peut être assigné qu'à un seul utilisateur (contraintes (3.10)–(3.11)) ;
- elle s'intègre parfaitement dans le schéma d'optimisation alternée, en exploitant le dernier état optimisé des phases RIS et des positions UAV.

Les différentes étapes de l'algorithme hongrois sont résumées par l'algorithme 3.

Algorithme 3 Allocation des canaux par l'algorithme hongrois

Entrées: Positions des utilisateurs \mathbf{q}_u , UAV \mathbf{q}_r , satellite \mathbf{s} , brouilleur \mathbf{j} , phases RIS Θ , associations utilisateur–UAV Δ , puissances P_s , paramètres du système, tolérance ε .

Sorties: Matrice d'allocation optimale \mathbf{A}^*

```
1: // Construction de la matrice des SJNR
2: Pour chaque utilisateur  $u$  faire
3:   Pour chaque canal  $c$  faire
4:     Calculer  $\gamma_{u,c} \leftarrow \text{compute\_sjnr}(u, c)$  et convertir en linéaire
5:   Fin Pour
6: Fin Pour
7: // Initialisation de la bisection
8:  $t_{\text{low}} \leftarrow \min_{u,c} \gamma_{u,c}$ ,  $t_{\text{high}} \leftarrow \max_{u,c} \gamma_{u,c}$ ,  $\mathbf{A}^* \leftarrow \mathbf{0}$ 
9: // Bisection sur le seuil de SJNR
10: Tant que  $t_{\text{high}} - t_{\text{low}} > \varepsilon$  faire
11:    $t_{\text{seuil}} \leftarrow (t_{\text{low}} + t_{\text{high}})/2$ 
12:   Construire la matrice de coût :  $C_{u,c} = 0$  si  $\gamma_{u,c} \geq t_{\text{seuil}}$ , sinon  $+M$ 
13:   Si  $U \neq C$  alors
14:     Ajouter des lignes/colonnes de coût  $+M$  pour rendre la matrice carrée
15:   Fin Si
16:    $(i^*, j^*) \leftarrow \text{Hungarian}(C_{u,c})$ 
17:   Si affectation faisable (aucun coût  $+M$  sélectionné) alors
18:      $t_{\text{low}} \leftarrow t_{\text{seuil}}$ ,  $\mathbf{A}^* \leftarrow$  affectation courante
19:   Sinon
20:      $t_{\text{high}} \leftarrow t_{\text{seuil}}$ 
21:   Fin Si
22: Fin Tant que
23: Retourner  $\mathbf{A}^*$ 
```

4.1.2.1 Analyse de complexité

La complexité de l'algorithme hongrois proposé se décompose en deux parties. La première partie concerne la construction de la matrice des SJNR $\mathbf{\Gamma} \in \mathbb{R}^{U \times C}$, effectuée une seule fois avant la boucle de bisection. Elle requiert l'évaluation de $U \times C$ valeurs de SJNR, soit une complexité de

$\mathcal{O}(UC)$. La deuxième partie correspond à la boucle de bisection, qui s'exécute au plus $\lceil \log_2(1/\varepsilon) \rceil$ itérations pour atteindre une précision ε sur le seuil. À chaque itération, la construction de la matrice de coût binaire est en $\mathcal{O}(UC)$, et l'algorithme hongrois, appliqué sur une matrice carrée de dimension $N = \max(U, C)$, est en $\mathcal{O}(N^3)$. Dans notre système, nous supposons $C = 1.5U$, donc $N = C = 1.5U$, soit une complexité par itération en $\mathcal{O}(U^3)$.

La complexité totale de l'allocation des canaux par hongrois est donc :

$$\mathcal{O}\left(UC + \log_2\left(\frac{1}{\varepsilon}\right) \cdot U^3\right) = \mathcal{O}\left(\log_2\left(\frac{1}{\varepsilon}\right) \cdot U^3\right),$$

puisque le terme $UC = \mathcal{O}(U^2)$ est dominé par U^3 . Le facteur logarithmique $\log_2(1/\varepsilon)$ est faible en pratique, ce qui rend cette complexité parfaitement tractable pour des tailles modérées de réseau et compatible avec l'intégration de l'algorithme dans la boucle d'optimisation alternée.

4.1.3 Allocation de la puissance de transmission

L'allocation de la puissance de transmission constitue un élément clé dans l'optimisation des performances du réseau SAGIN assisté par RIS. En effet, la puissance émise par le satellite influence directement la qualité du lien utile, tandis que la distribution de cette puissance entre les utilisateurs doit être réalisée de manière intelligente pour maximiser le SJNR minimal parmi tous les utilisateurs du système. Une allocation inadéquate peut non seulement réduire l'efficacité énergétique, mais également amplifier l'impact du brouillage sur certains utilisateurs. Ainsi, une stratégie d'allocation optimale permet d'améliorer l'équité entre utilisateurs, de renforcer la résilience face aux interférences malveillantes, et d'exploiter efficacement les ressources limitées disponibles. Dans ce contexte, nous formulons l'allocation de puissance comme un sous-problème convexifié, intégré dans le schéma d'optimisation alternée, afin de garantir une mise à jour efficace des puissances à chaque itération du processus global.

Avec la configuration RIS donnée, l'allocation des canaux et les associations utilisateur-UAV fixées, le sous-problème d'allocation de puissance de transmission du satellite est formulé comme suit :

$$\underset{\mathbf{P}_s}{\text{maximiser}} \quad \min_{u \in \mathcal{U}} \gamma_u \quad (\text{P4a})$$

sous les contraintes (3.12), (3.13) (P4b)

Nous introduisons ensuite une variable auxiliaire β représentant le SJNR minimal parmi tous les utilisateurs :

$$\beta = \min_{u \in \mathcal{U}} \gamma_u.$$

Cela permet de transformer le problème initial en une forme équivalente mais plus adaptée à l'optimisation convexe :

$$\underset{\mathbf{P}_{\mathbf{s}}, \beta}{\text{maximiser}} \quad \beta \tag{P5a}$$

$$\text{sous les contraintes} \quad \gamma_u(p_{u,c}) \geq \beta, \quad \forall u \in \mathcal{U}, \forall c \in \mathcal{C}, \tag{P5b}$$

$$p_{u,c} \geq 0 \text{ et } \sum_{u=1}^U \sum_{c=1}^C p_{u,c} \leq P_{\max}. \tag{P5c}$$

Les contraintes ci-dessus sont linéaires en $p_{u,c}$ et affines en β , ce qui donne un problème de programmation convexe, parfaitement compatible avec des solveurs tels que mosek via CVX.

Le solveur mosek est spécialisé dans la résolution efficace des programmes linéaires (LP), quadratiques convexes (QP), coniques (SOCP) et convexes (QCQP). Il gère directement nos contraintes affines et convexes, garantit une solution optimale globale grâce à l'absence de non-convexités, et utilise une méthode de points intérieurs (en anglais *interior-point method*) assurant une convergence rapide même pour des systèmes de grande dimension.

Ainsi, mosek permet de mettre à jour efficacement les puissances à chaque itération de l'optimisation alternée, assurant stabilité et convergence. L'algorithme 4 résume les différentes étapes de notre optimisation par mosek.

4.1.3.1 Analyse de complexité

Le sous-problème d'allocation de puissance (P4a) est formulé comme un programme convexe avec UC variables continues (les puissances $p_{u,c}$) et un ensemble de contraintes entièrement affines. Ce

Algorithme 4 Optimisation de la puissance par le solveur mosek

- 1: **Entrée** : positions des utilisateurs et UAV, matrices RIS, allocation de canaux, association, paramètres du système.
 - 2: **Sortie** : vecteur de puissance \mathbf{p} optimisé.
 - 3: // **Calcul des coefficients de signal et d'interférence**
 - 4: **Pour** chaque utilisateur u **faire**
 - 5: Identifier le canal assigné.
 - 6: Calculer des coefficients de signal et d'interférence
 - 7: **Fin Pour**
 - 8: // **Formulation du problème convexifié**
 - 9: Introduire la variable β représentant le *SJNR minimal*.
 - 10: Définir les puissances $p_u \geq 0$.
 - 11: Contraintes (P5b) et (P5c)
 - 12: // **Résolution**
 - 13: Résoudre le problème : $\max_{\beta, \mathbf{p}} \beta$ avec mosek.
 - 14: **Si** solution optimale trouvée **alors**
 - 15: Retourner la puissance normalisée \mathbf{p} .
 - 16: **Sinon**
 - 17: Retourner une allocation uniforme $\frac{P_{\max}}{U}$.
 - 18: **Fin Si**
-

type de problème est résolu efficacement par mosek, qui repose sur une méthode de points intérieurs. Pour un programme convexe comportant UC variables, la complexité numérique d'une itération du solveur est dominée par l'inversion d'une matrice de taille proportionnelle au nombre de variables, ce qui conduit à une complexité en $\mathbf{O}((UC)^3)$ (Wright, 1997).

4.1.4 Optimisation du positionnement des UAV

L'optimisation de la position des UAV constitue une composante essentielle de notre schéma de contrôle dans les réseaux SAGIN assistés par RIS. En effet, la localisation spatiale des UAV influence directement les gains de canal, l'efficacité des réflexions RIS et la vulnérabilité du système aux attaques de brouillage. Un mauvais positionnement peut entraîner une dégradation importante

du SJNR, une augmentation de l'interférence reçue et une répartition inéquitable de la qualité de service entre utilisateurs. Afin d'améliorer la couverture, maximiser la robustesse contre le brouillage et maintenir des contraintes physiques réalistes (mobilité, vitesse, distance minimale et maximale), nous formulons le positionnement des UAV comme un sous-problème d'optimisation discret et non linéaire.

Les positions des UAV sont optimisées via un programme quadratique (en anglais *Quadratic Program*, QP) utilisant gurobi (Huang et Chiang, 2023), tandis que les associations utilisateur-UAV sont mises à jour selon le critère max-min SJNR. Puisque nous considérons un système multi-UAV, une distance maximale d_{max} doit être appliquée pour éviter des mouvements brusques entre des positions de drones consécutives, ainsi nous avons :

$$\|q_r(t) - q_{r'}(t)\| \leq d_{max}, \quad \forall t, r, r' \in \mathcal{R}, r \neq r', \quad (4.3)$$

Et une distance minimale d_{min} (3.15) doit être maintenue entre les drones pour éviter les collisions (Wang *et al.*, 2020) et cette contrainte impose une distance de sécurité entre les UAV. Elle est indispensable pour éviter les collisions et correspond à une règle opérationnelle standard dans les réseaux de drones. Puis le problème de positionnement des UAV est reformulé par :

$$\underset{\mathbf{q}}{\text{maximiser}} \quad \min_{u \in \mathcal{U}} \gamma_u \quad (\text{P6a})$$

$$\text{sous les contraintes} \quad (3.15), (4.3). \quad (\text{P6b})$$

La métrique choisie est le max-min SJNR, critère classique pour assurer l'équité entre utilisateurs. Puisque les expressions du SJNR dépendent des distances entre les nœuds (non linéaires), le sous-problème est non convexe. Pour le résoudre efficacement, nous formulons le problème sous une forme quadratique non convexe et utilisons gurobi avec la prise en charge des programmes non convexes pour obtenir une solution numérique.

4.1.4.1 Analyse de complexité

Le problème de positionnement (P6a) est un QCQP non convexe avec $3R$ variables continues représentant les coordonnées spatiales (x_r, y_r, z_r) des R UAV et des contraintes quadratiques non convexes de distance (3.15, 4.3).

Nous utilisons le solveur gurobi pour résoudre ce problème. Pour un QCQP avec $3R$ variables, la complexité par itération des méthodes numériques est de l'ordre de $\mathcal{O}((3R)^3) = \mathcal{O}(R^3)$ (Boyd et Vandenberghe, 2004) (Bixby, 1994).

La non-convexité des contraintes peut nécessiter plusieurs itérations, mais l'initialisation par l'algorithme k -means (positions centrales des groupes d'utilisateurs) fournit un point de départ favorable qui accélère la convergence en pratique.

4.2 Analyse de la complexité globale de l'algorithme AO

L'algorithme d'optimisation alternée (Algorithme 1) résout itérativement quatre sous-problèmes jusqu'à la convergence. À chaque itération $t \in \{1, \dots, I_{AO}\}$, la complexité cumulée est :

$$\begin{aligned} \mathcal{C}_{\text{iter}} = & \underbrace{\mathcal{O}(I_{RIS} \cdot (R^3 K^3))}_{\text{Phases RIS}} + \underbrace{\mathcal{O}(U^3)}_{\text{Canaux}} \\ & + \underbrace{\mathcal{O}((UC)^3)}_{\text{Puissance}} + \underbrace{\mathcal{O}((U \cdot R)^3)}_{\text{Positionnement UAV}} . \end{aligned}$$

Si l'algorithme converge en I_{AO} itérations (typiquement 5 à 15 selon nos simulations au chapitre 5), la complexité totale est :

$$\begin{aligned} \mathcal{C}_{\text{total}} &= \mathcal{O} \left(I_{AO} \cdot \left[(I_{RIS} \cdot (R^3 K^3)) + U^3 + (U \cdot C)^3 + (U \cdot R)^3 \right] \right), \\ \mathcal{C}_{\text{total}} &= \mathcal{O} \left(I_{AO} \cdot \left[I_{RIS} R^3 K^3 + U^3 \left(1 + C^3 + R^3 \right) \right] \right). \end{aligned}$$

Cette complexité reste polynomiale et nettement inférieure à une approche exhaustive ou à la résolution directe du problème MINLP. L'algorithme AO transforme un problème NP-difficile en une séquence de sous-problèmes polynomiaux, garantissant une meilleure évolution.

4.3 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté en détail l'algorithme d'optimisation proposé pour résoudre le problème d'optimisation conjointe formulé au chapitre précédent. En décomposant le problème MINLP non convexe en quatre sous-problèmes interdépendants, nous avons pu exploiter des méthodes d'optimisation spécialisées et efficaces pour chaque composante.

L'ordre dans lequel les sous-problèmes sont résolus dans l'algorithme d'optimisation alternée n'est pas arbitraire : il reflète la structure de dépendance entre les variables du système. Certaines mises à jour, comme celles des phases RIS ou de l'allocation de puissance, nécessitent que les positions des UAV et les affectations utilisateurs-UAV et de canaux soient déjà fixées pour garantir une progression monotone de la fonction objectif. Inverser cet ordre pourrait conduire à des oscillations, à une convergence plus lente, voire à l'absence de convergence dans certains cas. Une étude exhaustive de tous les ordres possibles serait combinatoirement coûteuse et dépasserait le cadre de ce mémoire, mais les choix retenus reposent sur des considérations de stabilité et d'efficacité computationnelle.

Le chapitre suivant présente les résultats de simulation permettant d'évaluer les performances de l'approche proposée en termes de SJNR minimal, d'équité entre utilisateurs, et de robustesse face au brouillage, en comparaison avec des algorithmes de référence.

CHAPITRE 5

PERFORMANCES ET SIMULATIONS

Ce chapitre présente les résultats des simulations *Monte-Carlo* utilisées pour évaluer les performances de la solution proposée basée sur l'optimisation alternée (AO).

5.1 Paramètres de simulation

Nous étudions deux scénarios avec deux tailles de zones de couverture différentes. Le premier scénario considère une zone géographique carrée de 500 mètres de côté pour le premier scénario. Les simulations utilisent une approche *monte-carlo* avec 500 réalisations indépendantes pour garantir la validité statistique des résultats. Les utilisateurs sont positionnés de manière uniforme et aléatoire dans la zone considérée. La position du satellite LEO provient de données réelles TLE de la constellation Starlink (Kelso, 2025), ce qui permet de mieux représenter la dynamique des satellites en orbite basse dans le contexte des communications sans fil. Un brouilleur est placé au centre de la zone, soit au point (250m, 250m).

Pour étudier l'évolutivité du système et observer l'effet d'un nombre plus important d'UAV, nous considérons ensuite un scénario avec une zone plus large, appelé « Scénario éparpillé » (en anglais *Sparse scenario*). Les utilisateurs sont également placés de manière uniforme et aléatoire dans une zone beaucoup plus grande, et plusieurs brouilleurs (au total 9) sont répartis uniformément dans cette zone.

Sauf mention contraire, tous les paramètres des simulations sont ceux des tableaux 5.1 et 5.2.

TABLEAU 5.1 – Notations et valeurs de paramètres pour le scénario dense

Paramètres	Notations	Valeurs par défaut
Taille de la zone		500m × 500m
Nombre d'utilisateurs	U	60
Nombre de canaux disponibles	$C = 2U$	90
Nombre de brouilleur	j	1
Hauteur UAV	H	1000 m
Distances de séparation minimale entre les UAV	d_{\min}	10 m
Zone de confiance maximale	d_{\max}	100 m
Longueur d'onde	λ	0,15 m
Densité spectrale de puissance du bruit	N_0	-174 dBm/Hz
Bande passante disponible	B	20 MHz
Distance d'espacement entre les éléments RIS	d	0,075 m
Nombre d'éléments par RIS	K	25
Puissance de transmission maximale du satellite LEO	P_{max}	10 W
Puissance de transmission maximale du brouilleur	P_j	0,1 W
Exposant de perte du satellite LEO	α_{sat}	2.75
Exposant de perte UAV-RIS & brouilleur	α_1, α_2	3 & 2, 2
Facteur de Rice	M	10
Nombre d'itérations de AO	I_{AO}	15
Nombre d'itérations de monte-carlo		500

TABLEAU 5.2 – Notations et valeurs de paramètres pour le scénario éparpillé

Paramètres	Notations	Valeurs par défaut
Taille de la zone		10km × 10km
Nombre d'utilisateurs	U	60
Nombre de canaux disponibles	$C = 2U$	90
Nombre de brouilleurs	j	9

5.2 Évaluation de performances de la solution proposée

Pour évaluer rigoureusement l'efficacité de notre approche AO, nous la comparons à deux schémas de référence représentant des approches simplifiées couramment utilisées dans la littérature. Ces schémas servent de points de comparaison pour quantifier le gain apporté par notre optimisation conjointe. Les deux schémas de référence sont :

1. **Réf-simple** : dans ce schéma nous utilisons l'algorithme de regroupement k -means pour le positionnement des UAV. Les décalages de phase du RIS sont quantifiés en utilisant des valeurs discrètes sur 6 bits. L'allocation des canaux suit une approche en tourniquet (en anglais *round-robin*) qui consiste à attribuer les canaux aux utilisateurs l'un après l'autre, dans un ordre cyclique. Une fois le dernier canal atteint, l'attribution recommence depuis le premier, sans prendre en compte la qualité du lien ou le brouillage. La puissance de transmission du satellite est uniformément répartie entre les utilisateurs.
2. **Réf-KKT** : identique au schéma de référence basique pour le positionnement et la quantification. La différence principale est que la puissance est allouée de manière optimale en utilisant les conditions KKT (*Karush-Kuhn-Tucker*). Les conditions KKT permettent de trouver directement la puissance optimale pour chaque utilisateur en équilibrant les gains de canal et les niveaux d'interférences, plutôt que d'utiliser une répartition uniforme.

La comparaison avec ces deux schémas permet d'évaluer séparément l'impact de chaque composante de notre optimisation conjointe : le schéma de référence de base, réf-simple, mesure le gain global de l'approche AO, tandis que réf-KKT isole l'importance de l'optimisation conjointe des phases RIS, de l'allocation des canaux et du positionnement des UAV.

5.2.1 Convergence de l'algorithme AO

Avant de comparer la solution AO aux schémas de référence, nous vérifions d'abord la convergence de notre algorithme itératif. Cette validation est cruciale pour s'assurer que l'approche AO converge effectivement vers une solution stable et que le nombre d'itérations choisi est suffisant. Les résultats présentés ici sont obtenus sous le scénario dense avec un seul UAV-RIS.

La figure 5.1 illustre l'évolution du SJNR minimal au fil des itérations de l'algorithme AO, pour

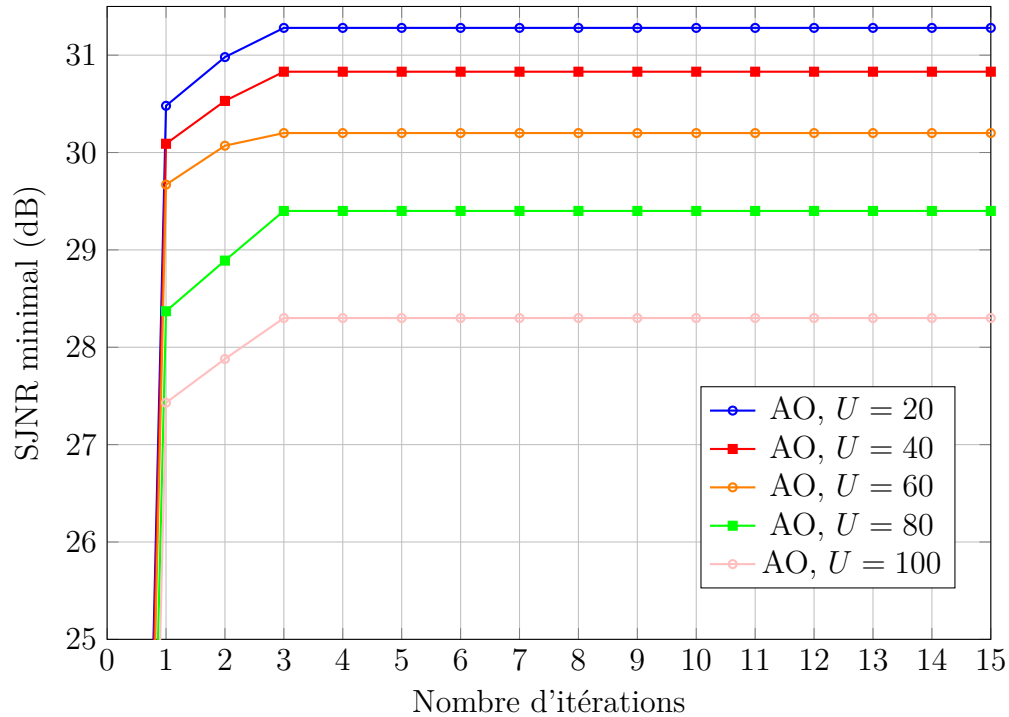


FIGURE 5.1 – La convergence de l’algorithme AO proposé.

différents nombres d’utilisateurs U . L’itération 0 représente l’état du système immédiatement après l’initialisation (k -means pour les UAV, allocation aléatoire des canaux et répartition uniforme de puissance).

On observe une grande amélioration du SJNR minimal dès la première itération. Le gain entre l’initialisation (itération 0) et la première itération complète est de l’ordre de plus de 27 dB pour tous les scénarios, démontrant que la solution initiale était très mauvaise et la robustesse de notre solution. L’algorithme converge en seulement 3 à 4 itérations et s’améliore très légèrement après. Ces résultats valident la propriété de convergence monotone de l’algorithme AO démontrée au chapitre 4. Le nombre maximal d’itérations est fixé à $I_{AO} = 15$ pour toutes les simulations suivantes.

5.3 Résultats de simulation et discussion

Cette section présente les principaux résultats obtenus à partir des deux scénarios de simulation décrits précédemment.

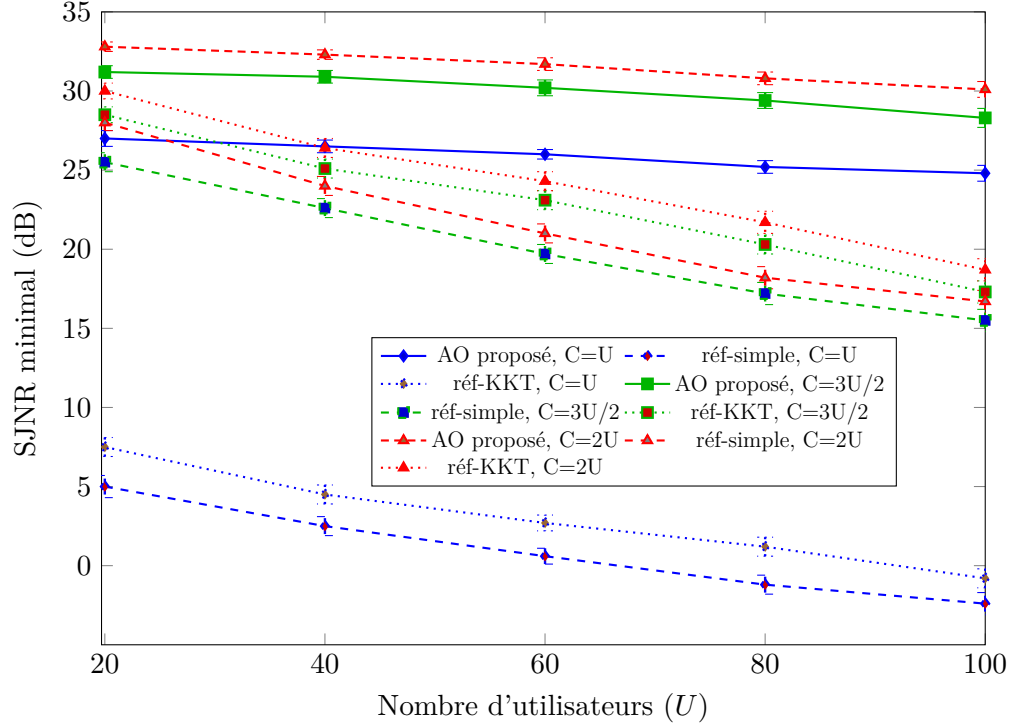


FIGURE 5.2 – Performance de différents algorithmes dans un scénario dense et avec un nombre différent de canaux C (avec des intervalles de confiance à 95 %).

5.3.1 Résultats de simulation en scénario dense

Cette sous-section présente les résultats obtenus dans le scénario dense, où un seul UAV-RIS dessert l'ensemble des utilisateurs dans la zone.

5.3.1.1 Impact du nombre d'utilisateurs et de canaux

La figure 5.2 compare les performances des trois algorithmes AO, réf-KKT et réf-simple en fonction du nombre d'utilisateurs U , pour différents nombres de canaux disponibles C . Les intervalles de confiance (CIs) à 95% sont affichés pour valider la significativité statistique des résultats. Elle montre que l'augmentation du nombre de canaux augmente le SJNR minimum obtenu. L'algorithme AO proposé surpasse les deux schémas de référence dans tous les scénarios testés, avec un gain de 20 à 25 dB par rapport au référence basique et de 5 à 10 dB par rapport au réf-KKT. Ce gain démontre l'efficacité de l'optimisation conjointe de toutes les ressources du système. L'augmentation du nombre de canaux disponibles améliore le SJNR minimal pour tous les algorithmes. Par exemple,

pour $U = 60$ utilisateurs, passer de $C = U$ à $C = 2U$ canaux améliore le SJNR minimal. Cette amélioration s'explique par la flexibilité accrue dans l'allocation des canaux, permettant d'éviter les canaux fortement bruités par le brouilleur. Une légère dégradation des performances est observée lorsque le nombre d'utilisateurs augmente, en raison de la division de la puissance satellitaire entre davantage d'utilisateurs et de la probabilité accrue d'avoir des utilisateurs en position défavorable. Toutefois, l'algorithme AO maintient sa supériorité relative, soulignant sa robustesse. Les intervalles de confiance étroits observés dans toutes les configurations démontrent la faible variance des résultats et confirment leur validité statistique. Cela indique que les performances sont consistantes d'une réalisation monte-carlo à l'autre. Par souci de simplicité et de lisibilité, les résultats de simulation restants pour le scénario dense sont présentés sans intervalles de confiance.

5.3.1.2 Équité entre utilisateurs

L'équité entre utilisateurs est un critère fondamental dans les communications sans fil, particulièrement dans des environnements hostiles comme les SAGIN en présence de brouillage. Avec un brouilleur actif dans le système, certains utilisateurs sont plus affectés que d'autres en fonction de leur position relative par rapport au brouilleur et au satellite. Une allocation de ressources équitable doit donc prendre en compte simultanément l'état du canal, la qualité du lien utile et l'impact du brouilleur pour chaque utilisateur. Pour quantifier l'équité, nous utilisons l'indice d'équité de Jain (en anglais *Jain's Fairness Index*).

La figure 5.3 illustre l'indice d'équité en fonction du nombre d'utilisateurs pour les trois algorithmes. Les résultats montrent que l'algorithme AO proposé maintient un indice d'équité très élevé (≥ 0.996) quelle que soit la densité des utilisateurs. Cette valeur proche de 1 indique une répartition quasi-parfaite des ressources. Le réf-KKT atteint également une bonne équité (≈ 0.99) grâce à l'optimisation de puissance basée sur les conditions KKT, qui tend naturellement à égaliser les SJNRs par rapport au référence basique réf-simple qui présente une équité plus faible face aux deux. Ces résultats confirment que l'algorithme AO garantit non seulement des bonnes performances, autrement dit un SJNR minimal maximisé, mais également une répartition équitable des ressources entre tous les utilisateurs, même ceux en position défavorable.

Le nombre de canaux est fixé à $C = 3U/2$ dans les simulations suivantes, représentant un compromis

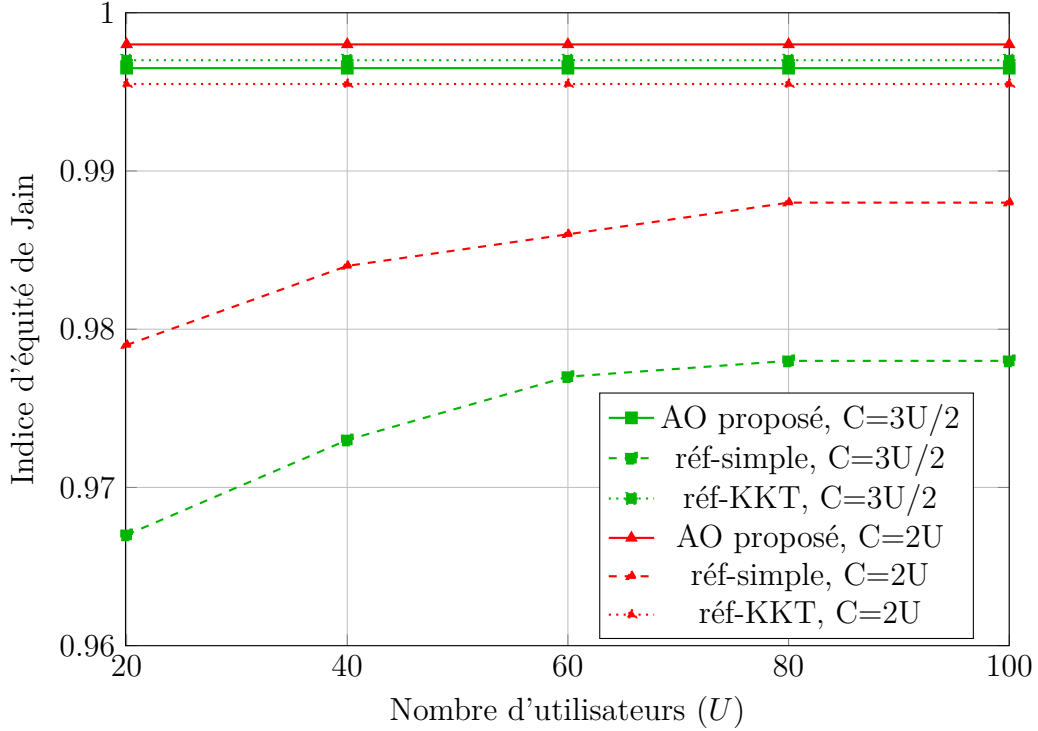


FIGURE 5.3 – L'indice d'équité de Jain des algorithmes dans un scénario dense.

réaliste entre disponibilité spectrale et complexité d'allocation.

5.3.1.3 Impact du nombre d'éléments RIS

L'utilisation des RIS constitue un élément clé de notre architecture SAGIN. Le nombre d'éléments réfléchissants K par RIS a un impact direct sur le gain de signal obtenu, car le gain du RIS croît approximativement en K^2 dans des conditions favorables.

La figure 5.4 compare les performances de différentes stratégies de configuration des phases RIS en fonction de $K \in \{25, 36, 49, 64, 81, 100\}$:

- AO : notre algorithme avec optimisation continue des phases par la méthode Relax-and-Retraction.
- Quantification 6-bits : phases quantifiées sur 6-bits (64 niveaux), représentant une implémentation matérielle réaliste.
- Phases aléatoires : phases choisies aléatoirement, sans optimisation.
- Sans RIS : système de référence sans surface réfléchissante, uniquement avec le lien direct

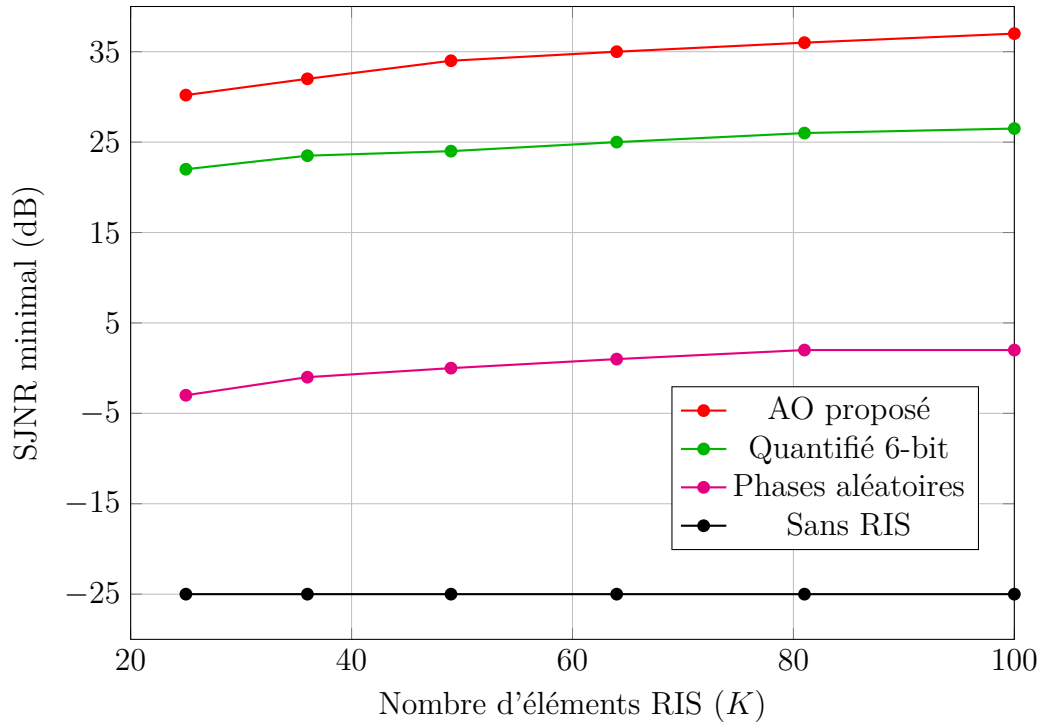


FIGURE 5.4 – Impact de l’utilisation du RIS dans un scénario dense.

satellite-utilisateur.

Les résultats montrent que l’algorithme AO avec phases continues présente une performance supérieure qui s’améliore progressivement avec K , atteignant un gain d’environ de plus de 30 dB pour $K = 64$ par rapport au cas sans RIS. L’approche quantifiée sur 6–bits offre des performances très proches de AO, validant la faisabilité pratique de l’implémentation avec des déphaseurs quantifiés. Les phases aléatoires montrent un gain limité mais néanmoins significatif par rapport au scénario sans RIS, démontrant que même sans optimisation, le RIS apporte un bénéfice grâce aux réflexions multiples. Ces observations prouvent la potentielle des RIS dans les réseaux SAGIN en présence de brouillage. L’optimisation des phases permet non seulement d’augmenter le gain du signal utile mais également d’orienter les réflexions de manière à minimiser l’impact du signal de brouillage reçu par les utilisateurs.

5.3.1.4 Robustesse face à la puissance de brouillage

L’objectif principal de notre système est de minimiser l’effet de la puissance de brouillage sur le SJNR minimal des utilisateurs. Le brouilleur représente une menace active qui tente d’intercepter

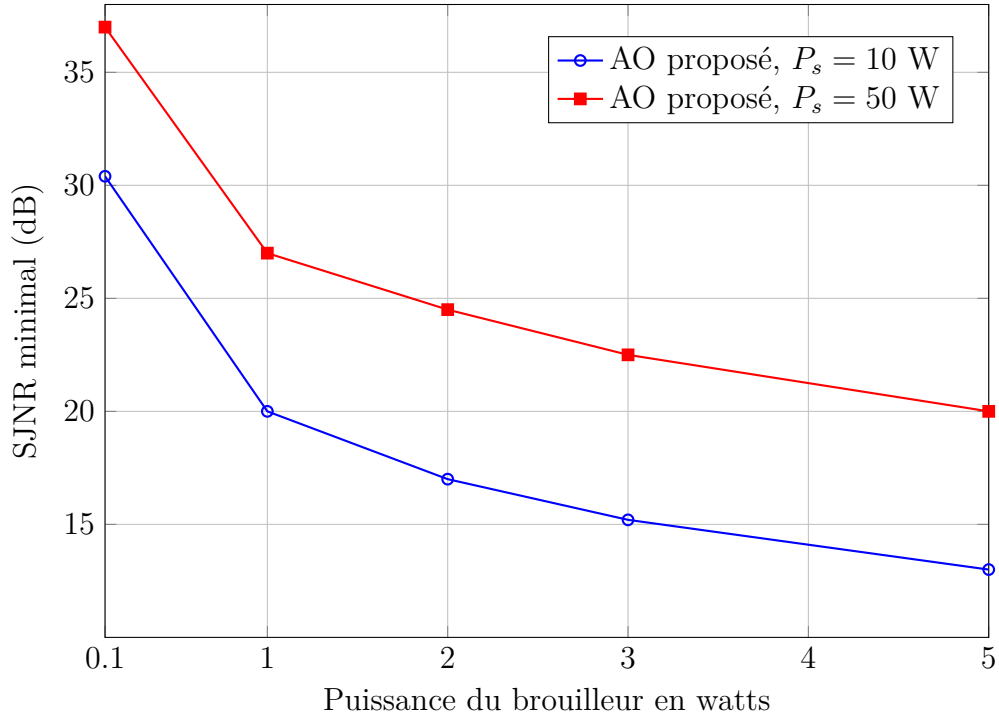


FIGURE 5.5 – Impact de la puissance de brouillage avec un brouilleur dans le système.

ou de perturber la communication entre le satellite LEO et les utilisateurs au sol. Le brouilleur transmet des signaux d'interférence à la fois directement vers les utilisateurs et vers le RIS, afin de maximiser son impact sur la qualité des communications.

La figure 5.5 évalue les performances anti-brouillage en étudiant l'impact de la puissance de transmission du brouilleur P_j . Comme attendu, l'augmentation de P_j entraîne une baisse progressive des performances pour tous les algorithmes, confirmant la vulnérabilité intrinsèque du système au brouillage. Néanmoins, l'algorithme AO maintient une supériorité significative sur toute la plage de puissance testée. Ces résultats justifient pleinement l'optimisation des RIS et de l'allocation conjointe des ressources pour la protection anti-brouillage. Le système proposé exploite intelligemment la reconfigurabilité du RIS pour orienter les réflexions vers les utilisateurs tout en créant des zones d'atténuation vers le brouilleur.

La figure 5.6 analyse l'évolution de l'équité entre utilisateurs lorsque la puissance du brouilleur augmente. Les résultats montrent que l'algorithme AO parvient à maintenir une équité élevée (≈ 0.88) même lorsque le brouillage devient plus agressif. Cette stabilité est un indicateur important de

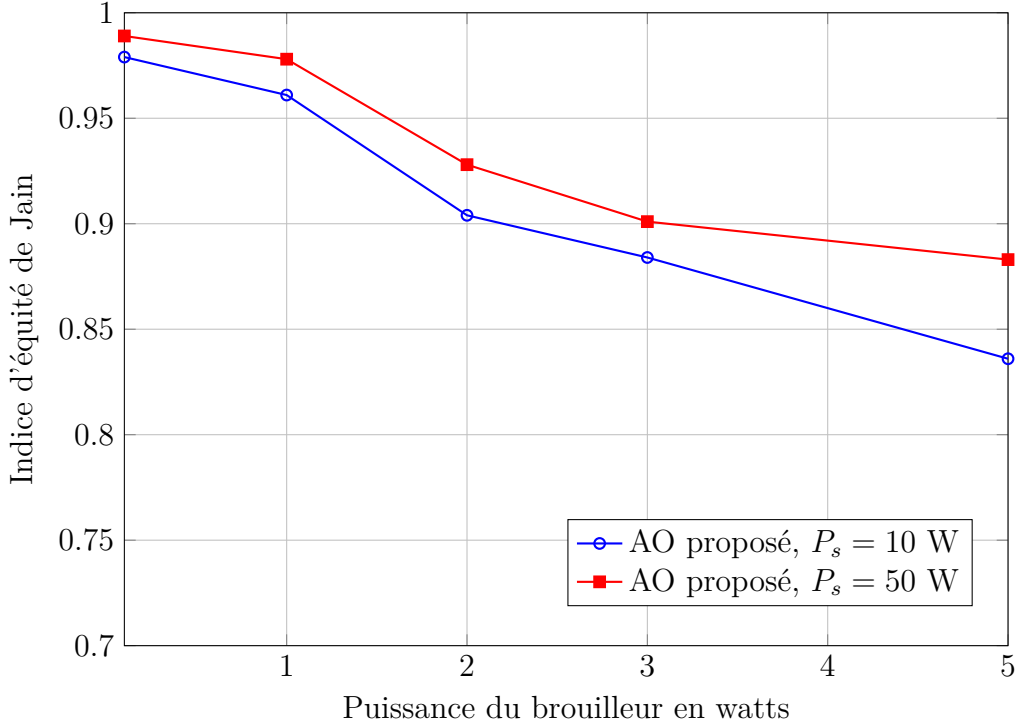


FIGURE 5.6 – L’indice d’équité de Jain pour multiple puissance de transmission du brouilleur.

robustesse, car elle signifie que l’optimisation conjointe empêche qu’un utilisateur, notamment ceux situés à proximité du brouilleur, ne soit pénalisé au point de perdre la connectivité. Cette performance s’explique par le caractère adaptatif du schéma AO : lorsque certains utilisateurs sont fortement affectés, l’algorithme ajuste automatiquement leur puissance de transmission, leur attribue des canaux moins perturbés ou réoriente les phases RIS afin de renforcer leur lien. De plus, le positionnement des UAV-RIS contribue à améliorer les trajets de propagation pour les utilisateurs défavorisés.

Cependant, à mesure que la puissance du brouilleur augmente, l’indice d’équité décroît progressivement. Cette tendance confirme que les utilisateurs les plus exposés au brouillage voient leur SJNR fortement réduit, ce qui entraîne une disparité croissante par rapport aux utilisateurs moins affectés. Ainsi, dans un système soumis à un brouillage puissant, il est essentiel de trouver un compromis entre la puissance disponible, l’allocation des ressources et l’optimisation des UAV-RIS afin de garantir une qualité de service équilibrée pour l’ensemble des utilisateurs.

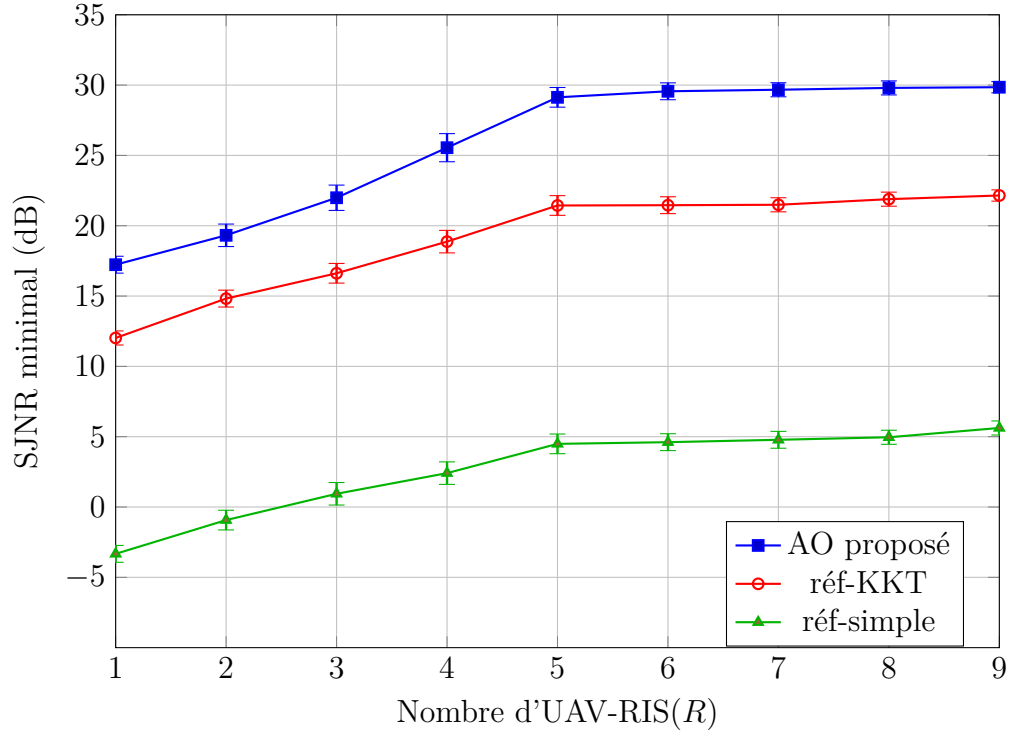


FIGURE 5.7 – Impact des UAV-RIS sur le SJNR minimum avec des CIs à 95 %.

5.3.2 Résultats de simulation en scénario éparpillé

Comme mentionné précédemment, cette série de simulations se déroule dans un scénario éparpillé de dimensions beaucoup plus importantes. Les paramètres spécifiques à ce scénario sont récapitulés dans le tableau 5.2. Ce scénario permet d'évaluer l'évolutivité du système et l'impact du déploiement de multiples UAV-RIS.

5.3.2.1 Impact du nombre d'UAV-RIS

Dans ce scénario étendu, les utilisateurs sont positionnés de manière aléatoire et uniforme sur toute la zone. Neuf brouilleurs ($J = 9$) sont également répartis uniformément, créant un environnement multi-brouilleurs réaliste.

La figure 5.7 illustre l'impact du nombre d'UAV-RIS déployés R sur le SJNR minimal, avec des intervalles de confiance à 95%. Le SJNR minimal s'améliore significativement lorsque le nombre d'UAV augmente de $R = 1$ à $R = 5$. Cette amélioration s'explique par une meilleure couverture

spatiale de la zone étendue, une réduction des distances UAV-utilisateurs, améliorant les gains de canal, une diversité accrue permettant aux utilisateurs de sélectionner l’UAV-RIS offrant le meilleur lien et aussi une meilleure atténuation du brouillage grâce à des réflexions RIS mieux positionnées. L’algorithme AO surpasse significativement les algorithmes de référence pour toutes les valeurs de R . Le gain est particulièrement marqué pour $R \geq 3$, où l’optimisation conjointe du positionnement de multiples UAV, des phases RIS et de l’allocation des ressources devient cruciale. Au-delà de $R = 5$ UAV, le SJNR minimal atteint un plateau et n’augmente plus de manière significative. Cette saturation s’explique par le fait que la zone est déjà suffisamment couverte avec 5 UAV, et que les utilisateurs les plus défavorisés (ceux très proches des brouilleurs ou en bordure de zone) ne bénéficient plus de l’ajout d’UAV supplémentaires. Ces résultats suggèrent qu’il existe un nombre optimal d’UAV ($R \approx 5$ pour une zone de $10 \times 10 \text{ km}^2$) au-delà duquel le gain marginal ne justifie plus le coût additionnel de déploiement et de contrôle. Ce nombre optimal dépend naturellement de la taille de la zone et de la distribution des utilisateurs et des brouilleurs. Les intervalles de confiance étroits confirment à nouveau la robustesse statistique de ces conclusions. Pour la suite des simulations dans ce scénario, nous fixons $R = 3$ UAV-RIS comme configuration de référence, représentant un bon compromis entre performances et complexité.

5.3.2.2 Équité avec multiples UAV

La figure 5.8 présente l’évolution de l’indice d’équité en fonction du nombre d’UAV déployés dans le réseau. Les résultats mettent en évidence la supériorité de l’algorithme AO, qui parvient à maintenir une équité extrêmement élevée (> 0.995) pour toutes les valeurs de R . Cette performance remarquable provient du caractère conjoint et adaptatif de l’optimisation : en ajustant simultanément les phases RIS, le positionnement 3D des UAV, l’allocation des canaux et la distribution de puissance, l’algorithme parvient à équilibrer les conditions de propagation pour l’ensemble des utilisateurs, même dans les configurations les plus contraintes.

En comparaison, les schémas de référence présentent des niveaux d’équité sensiblement plus faibles, en particulier pour $R = 1$, où les utilisateurs situés loin du drone ou dans une zone défavorable subissent une forte dégradation de performance. L’ajout progressif d’UAV tend à améliorer l’équité globale pour tous les algorithmes, car il augmente la diversité spatiale et réduit les zones d’ombre. Néanmoins, notre approche AO reste supérieure aux méthodes comparatives, ce qui confirme l’importance d’une optimisation conjointe et coordonnée pour garantir une répartition équitable des

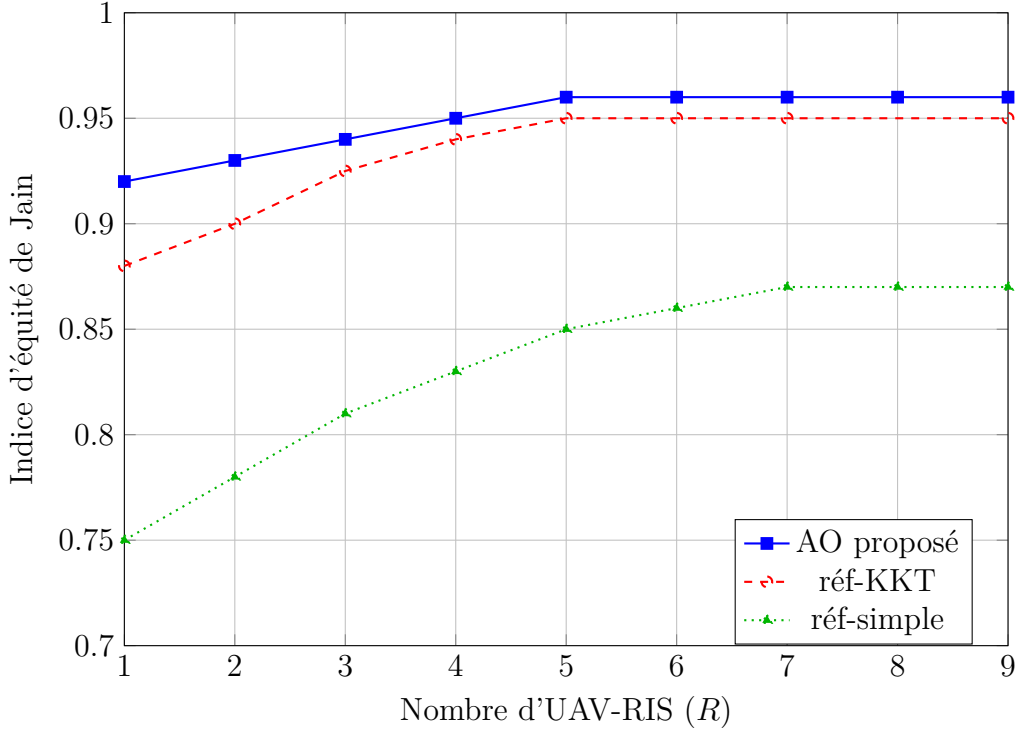


FIGURE 5.8 – L'indice d'équité de Jain dans un scénario éparpillé.

ressources dans les réseaux SAGIN assistés par RIS.

5.3.2.3 Résilience face aux brouilleurs multiples

La figure 5.9 analyse la résilience du système lorsque le nombre de brouilleurs J , répartis de manière équidistante dans la zone, augmente progressivement. Comme prévu, l'augmentation du nombre de brouilleurs entraîne une dégradation graduelle du SJNR, en raison de l'accumulation d'interférences malveillantes. Toutefois, l'algorithme AO se distingue nettement par sa robustesse. La perte de performance induite par chaque brouilleur supplémentaire reste acceptable vue la valeur du SJNR minimal. Cette résistance accrue s'explique par l'optimisation conjointe des phases RIS, de l'allocation spectrale, de la puissance et du positionnement des UAV, qui permet au système d'atténuer efficacement l'impact combiné des sources de jamming. Ainsi, même dans des environnements fortement hostiles, l'approche proposée maintient un niveau de performance supérieur, validant ses capacités anti-brouillage et sa pertinence pour les futurs réseaux SAGIN résilients.

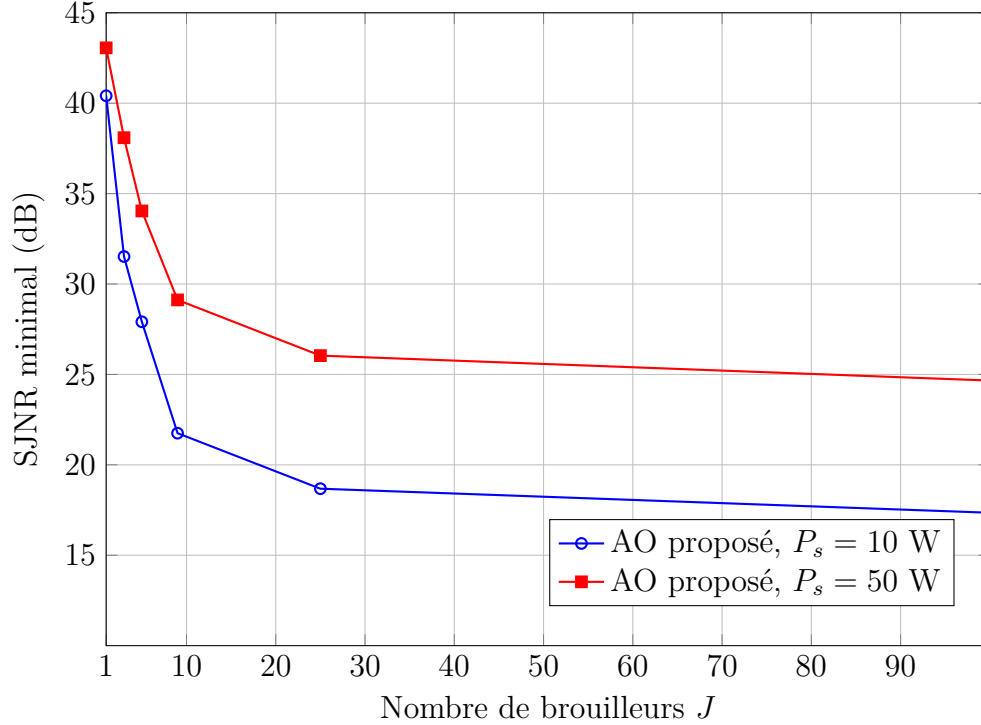


FIGURE 5.9 – Impact du nombre de brouilleurs dans un scénario éparpillé pour ($R = 3$).

5.3.2.4 Équité face à multiples brouilleurs dans le système

Dans cette partie, nous étudions la capacité du réseau SAGIN assisté par RIS à maintenir une répartition équitable de la qualité de service lorsque le nombre de brouilleurs malveillants augmente. L'objectif est de déterminer jusqu'à quel point notre algorithme AO peut compenser l'effet des interférences brouilleurs et préserver l'équité globale du réseau.

La figure 5.10 illustre l'évolution de l'indice d'équité en fonction du nombre de brouilleurs $J \in \{1, 3, 5, 9, 25, 100\}$.

La figure met en évidence plusieurs observations importantes. Pour un nombre limité de brouilleurs (par exemple $J = 1$ ou $J = 3$), l'indice d'équité reste élevé avec l'algorithme AO, se maintenant proche de sa valeur maximale. Cela montre que le système parvient à équilibrer efficacement les performances des utilisateurs malgré la présence d'une ou plusieurs sources d'interférences. Lorsque J augmente à 5 puis à 9, une légère diminution de l'équité apparaît, mais celle-ci reste modérée, ce qui confirme la robustesse du schéma AO à distribuer les ressources (puissance, canaux, phases RIS et positionnement UAV) de manière à compenser l'interférence additionnelle.

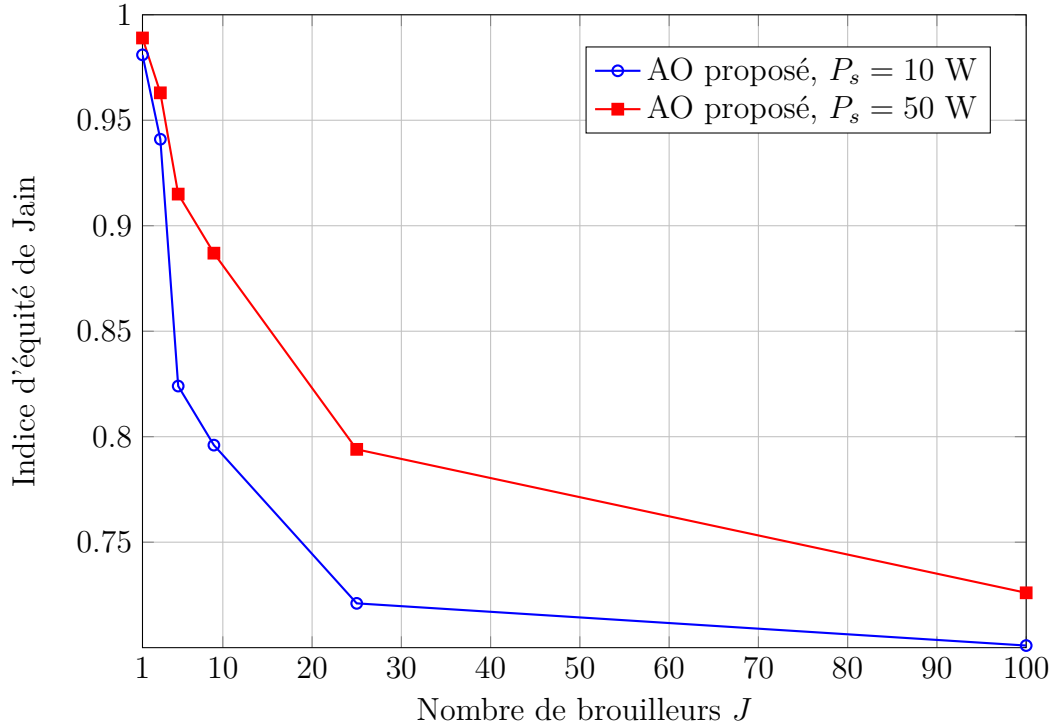


FIGURE 5.10 – L’indice d’équité de Jain dans un scénario éparpillé avec multiples brouilleurs et $R = 3$.

Pour des valeurs plus élevées, notamment $J = 25$ et $J = 100$, la dégradation de l’équité devient plus marquée. L’accumulation de perturbations provenant de multiples directions rend l’environnement beaucoup plus hostile, entraînant une variabilité accrue entre les utilisateurs selon leur proximité aux brouilleurs. Néanmoins, même dans ces cas extrêmes, l’algorithme AO parvient à maintenir une bonne équité, ce qui confirme sa capacité à minimiser l’impact des interférences malveillantes de manière adaptative.

De manière générale, la tendance observée montre qu’à mesure que le nombre de brouilleurs augmente, l’équité décroît, ce qui est cohérent avec le comportement attendu d’un réseau soumis à des attaques intensives. Cependant, la stratégie AO atténue significativement cette dégradation comparativement aux approches classiques, grâce à son optimisation conjointe et cohérente de toutes les ressources disponibles. Cela confirme l’intérêt de l’approche proposée pour les scénarios de communication critiques nécessitant à la fois robustesse et équité, même dans des environnements fortement perturbés.

5.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons analysé en détail les performances de l'algorithme d'optimisation proposé en le comparant à plusieurs approches de référence. Les résultats obtenus ont mis en évidence la capacité de notre méthode à améliorer la robustesse du réseau face au brouillage, tout en garantissant une meilleure équité entre les utilisateurs. Nous avons également étudié l'influence de différents paramètres du système tels que le nombre d'UAV, la puissance du satellite et du brouilleur, le nombre de canaux disponibles, le nombre d'éléments RIS et montré comment chacun d'eux affecte le SJNR minimal et la stabilité du réseau. Ces analyses ont permis de valider expérimentalement la pertinence de notre approche et d'identifier les conditions dans lesquelles elle offre une bonne équité aux utilisateurs. Les observations tirées de ce chapitre constituent ainsi une base pour la discussion globale et les perspectives présentées dans la conclusion générale du mémoire.

CHAPITRE 6

CONCLUSIONS ET TRAVAUX FUTURS

6.1 Conclusions

Dans ce mémoire, nous avons proposé des solutions algorithmiques avancées pour l'allocation conjointe des ressources radio telles que la puissance, les canaux et les phases RIS ainsi que pour l'association des utilisateurs aux UAV-RIS dans un réseau SAGIN assisté par RIS. L'objectif principal est de répondre aux exigences des futurs systèmes de communication, qui nécessitent à la fois une grande flexibilité, une efficacité spectrale élevée et une résilience face aux interférences malveillantes. Pour cela, nous avons étudié et optimisé un ensemble de ressources radio, incluant les coefficients de déphasage des RIS, l'allocation des canaux, la répartition de la puissance de transmission par le satellite, ainsi que les positions tridimensionnelles des UAV-RIS. Notre démarche a consisté à formuler précisément chaque sous-problème d'optimisation, à analyser sa complexité mathématique et algorithmique, puis à concevoir des solutions efficaces et adaptées aux contraintes de notre réseau SAGIN assisté par RIS.

Dans ce contexte, nous avons étudié l'optimisation conjointe de plusieurs variables d'un réseau SAGIN assisté par RIS sous brouillage malveillant. Ce type de réseau hybride, combinant des infrastructures spatiales, aériennes et terrestres, offre un potentiel considérable pour garantir une couverture globale et une connectivité robuste dans des environnements hostiles. Néanmoins, ces architectures présentent une vulnérabilité importante aux interférences intentionnelles. De plus, le couplage étroit entre les différentes variables de contrôle à savoir les phases RIS, les ressources spectrales, la puissance totale de transmission du satellite et les positions des UAV rend l'optimisation conjointe particulièrement complexe. La présence de contraintes physiques, telles que la distance minimale entre les UAV, le module unitaire des RIS, ou encore la limitation de la puissance satellitaire, complique davantage la résolution du problème global.

Pour surmonter ces difficultés, nous avons formulé le problème initial comme un problème MINLP non convexe et nous avons démontré son appartenance à la classe NP-difficile. Face à la difficulté de résoudre le problème à grande échelle de manière directe et avec la présence de plusieurs variables à optimiser, nous avons proposé un algorithme d'optimisation alternée (AO). Cette approche permet

de décomposer le problème global en quatre sous-problèmes plus simples, chacun reposant sur des modèles convexes ou à relaxation quadratique. Ces sous-problèmes ont été résolus avec des méthodes adaptées telles que le schéma Relax-and-Retract pour traiter la contrainte non convexe des phases RIS, l'algorithme Hongrois pour l'allocation optimale des canaux, le solveur MOSEK pour l'allocation de la puissance totale du satellite via un programme convexe, et enfin le solveur Gurobi pour optimiser le positionnement tridimensionnel des UAV-RIS. Ce cadre AO assure une mise à jour séquentielle cohérente de toutes les variables et garantit une amélioration monotone du SJNR minimal à chaque itération.

Les résultats de simulation obtenus confirment l'efficacité et la pertinence de l'approche proposée. L'optimisation conjointe permet d'obtenir une amélioration significative du SJNR minimal, ce qui se traduit par une meilleure équité entre utilisateurs et une résilience accrue face au brouillage. L'intégration des UAV-RIS se révèle particulièrement avantageuse, car elle améliore la couverture, renforce le lien utile et réduit l'impact de l'interférence. Par ailleurs, notre algorithme AO présente une convergence rapide, nécessitant seulement un nombre limité d'itérations pour atteindre une solution satisfaisante. Les comparaisons effectuées avec les deux schémas de référence démontrent la supériorité de notre approche, tant en termes de robustesse que de performance spectrale.

Il convient toutefois de souligner qu'aucune comparaison directe avec une solution optimale n'a été réalisée. En effet, la résolution exacte du problème d'optimisation conjointe considéré impliquerait une exploration exhaustive de toutes les combinaisons possibles de phases RIS, d'allocations de puissance, d'affectations de canaux et de positions UAV. Cette approche souffre d'une explosion combinatoire rendant le calcul de l'optimum impraticable, même pour des scénarios de taille modérée.

Enfin, l'ensemble des solutions algorithmiques proposées présente une complexité acceptable, ce qui rend notre approche évolutive et compatible avec des déploiements réels de réseaux SAGIN de taille modérée. Cela constitue un avantage important, car les méthodes exactes seraient impraticables du fait de la nature combinatoire et non convexe du problème. La structure modulaire de notre algorithme AO offre également une grande flexibilité pour intégrer des extensions futures.

6.2 Travaux futurs

Les travaux réalisés dans ce mémoire ouvrent plusieurs perspectives de recherche visant à améliorer davantage les performances, la robustesse et l'application des réseaux SAGIN assistés par RIS. Une première extension naturelle de ce travail consiste à intégrer explicitement la mobilité des utilisateurs terrestres, qui n'a pas été considérée dans notre modèle statique. Dans des scénarios réels tels que les environnements urbains denses, les réseaux de transport intelligents ou les opérations de secours, les utilisateurs sont en mouvement permanent, ce qui entraîne des variations rapides des gains de canal, des niveaux d'interférence et de la qualité de service perçue. La prise en compte de cette mobilité nécessiterait des mécanismes d'optimisation capables de s'adapter dynamiquement à l'évolution du réseau. Dans ce contexte, le schéma d'optimisation alternée proposé pourrait être étendu vers des stratégies de reconfiguration périodique des phases RIS et de repositionnement adaptatif des UAV, afin de maintenir des performances stables malgré les changements continus de la topologie du réseau.

Une seconde perspective importante concerne la prise en compte des erreurs d'estimation de l'état du canal (CSI). Dans ce mémoire, l'hypothèse d'un CSI parfait a été adoptée afin de faciliter la formulation mathématique et l'analyse des performances. Toutefois, dans les réseaux non terrestres, et en particulier dans les architectures SAGIN, cette hypothèse est rarement vérifiée en pratique en raison des longues distances de propagation, de la mobilité des UAV et des contraintes matérielles. L'intégration de modèles de CSI imparfait, tenant compte d'erreurs d'estimation ou de délais de rétroaction, permettrait de concevoir des stratégies d'allocation plus réalistes. Des approches d'optimisation robuste ou stochastique pourraient ainsi être envisagées afin de garantir un niveau de performance acceptable même en présence d'incertitudes sur les canaux.

Enfin, une perspective particulièrement prometteuse réside dans l'utilisation des méthodes d'apprentissage par renforcement profond (en anglais *Deep Reinforcement Learning*, DRL) et de meta-DRL pour l'allocation adaptative des ressources dans les réseaux SAGIN assistés par RIS. Contrairement aux approches d'optimisation itératives classiques, qui reposent sur la résolution répétée de problèmes mathématiques complexes, les méthodes DRL permettent à un agent d'apprendre une politique de décision optimale par interaction avec l'environnement. Une fois entraîné, cet agent est capable de prendre des décisions quasi instantanées, ce qui constitue un avantage majeur dans des environnements dynamiques caractérisés par la mobilité, le trafic variable et la présence de

brouilleurs.

Dans le prolongement de ce travail, les différentes composantes du problème (allocation de puissance, choix des canaux, reconfiguration RIS et positionnement des UAV) pourraient être intégrées comme des actions d'un agent DRL, tandis que l'état du réseau inclurait les informations de canal, les positions des nœuds et les niveaux d'interférence. L'objectif de l'agent serait alors de maximiser une récompense liée au SJNR minimal et à une métrique d'équité, en cohérence avec les objectifs étudiés dans ce mémoire. Toutefois, les méthodes DRL classiques souffrent souvent d'un temps d'apprentissage important et d'une sensibilité aux changements d'environnement.

Dans cette optique, les approches de meta-DRL représentent une extension particulièrement pertinente. Le meta-DRL vise à apprendre une stratégie d'apprentissage capable de s'adapter rapidement à de nouveaux environnements ou scénarios avec peu de données supplémentaires. Pour les réseaux SAGIN, où les conditions peuvent changer brutalement (variation du nombre d'utilisateurs, apparition de nouveaux brouilleurs, modification de la topologie aérienne), le meta-DRL offrirait la capacité de généraliser efficacement à de nouvelles situations sans nécessiter un réentraînement complet. Cette propriété en fait une approche bien adaptée aux réseaux non terrestres de prochaine génération.

Dans l'ensemble, ces perspectives constituent des prolongements naturels et cohérents de notre travail. Elles permettraient de rapprocher davantage les modèles théoriques des conditions opérationnelles réelles et d'ouvrir la voie à des solutions d'allocation des ressources plus intelligentes, autonomes et résilientes, répondant pleinement aux exigences des futurs réseaux 5G avancés et 6G.

RÉFÉRENCES

- 3GPP (2020). *Study on New Radio (NR) Channel Model for Non-Terrestrial Networks (Release 15)*. Rapport technique TR 38.811 V15.4.0, 3rd Generation Partnership Project
- 3GPP (2021). *Study on New Radio (NR) to Support Non-Terrestrial Networks (Release 17)*. Rapport technique TR 38.821 V17.0.0, 3rd Generation Partnership Project
- Ahmed, A., Chaieb, C., Ajib, W., Elbiaze, H. et Glitho, R. (2025). Uavs deployment optimization in cell-free aerial communication networks. *Computer Commun.*, 232, 108041. <http://dx.doi.org/10.1016/j.comcom.2024.108041>
- Anany, M. G., Elmesalawy, M. M., Ibrahim, I. I. et El-Haleem, A. M. A. (2024). Location and user association optimization in multiple radio access uav-assisted heterogeneous iot networks. *IEEE Access*, 12, 59273–59288. <http://dx.doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3392597>
- Bakambekova, A., Kouzayha, N. et Al-Naffouri, T. (2024). On the Interplay of Artificial Intelligence and Space-Air-Ground Integrated Networks : A Survey. *IEEE Open Journal of the Communications Society*, 5, 4613–4673. <http://dx.doi.org/10.1109/OJCOMS.2024.3429198>. Récupéré le 2025-09-22 de <https://ieeexplore.ieee.org/document/10599519/>
- Bariah, L., Mohjazi, L., Abumarshoud, H., Selim, B., Muhaidat, S., Tatipamula, M., Imran, M. A. et Haas, H. (2023). RIS-Assisted Space-Air-Ground Integrated Networks : New Horizons for Flexible Access and Connectivity. *IEEE Network*, 37(3), 118–125. <http://dx.doi.org/10.1109/MNET.123.2100761>. Récupéré le 2025-09-22 de <https://ieeexplore.ieee.org/document/9903387/>
- Basar, E., Di Renzo, M., De Rosny, J., Debbah, M., Alouini, M.-S. et Zhang, R. (2019). Wireless Communications Through Reconfigurable Intelligent Surfaces. *IEEE Access*, 7, 116753–116773. <http://dx.doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2935192>. Récupéré le 2025-10-06 de <https://ieeexplore.ieee.org/document/8796365/>
- Bixby, R. E. (1994). Commentary—progress in linear programming. *INFORMS Journal on Computing*, 6, 15–22. <http://dx.doi.org/10.1287/ijoc.6.1.15>
- Boyd, S. et Vandenberghe, L. (2004). *Convex Optimization*. Cambridge University Press.
- Cao, Y. et Cheng, W. (2022). Multiple Reconfigurable Intelligent Surfaces Assisted Anti-jamming for Aerial-ground Communication. Dans *ICC 2022 - IEEE International Conference on Communications*, 698–703. ISSN : 1938-1883, <http://dx.doi.org/10.1109/ICC45855.2022.9838834>. Récupéré le 2025-09-23 de <https://ieeexplore.ieee.org/document/9838834/>
- Casoni, M., Grazia, C. A., Klapez, M., Patriciello, N., Amditis, A. et Sdongos, E. (2015). Integration of satellite and LTE for disaster recovery. *IEEE Communications Magazine*, 53(3), 47–53. <http://dx.doi.org/10.1109/MCOM.2015.7060481>. Récupéré le 2025-09-22 de <https://ieeexplore.ieee.org/document/7060481/>

- Chandrasekharan, S., Gomez, K., Al-Hourani, A., Kandeepan, S., Rasheed, T., Goratti, L., Reynaud, L., Grace, D., Bucaille, I., Wirth, T. et Allsopp, S. (2016). Designing and implementing future aerial communication networks. *IEEE Communications Magazine*, 54(5), 26–34. <http://dx.doi.org/10.1109/MCOM.2016.7470932>. Récupéré le 2025-09-22 de <https://ieeexplore.ieee.org/document/7470932/>
- Chen, K., Zhang, L. et Zhong, J. (2025). Space-air-ground integrated network (sagin) in disaster management : A survey. *IEEE Transactions on Network and Service Management*, 22(5), 4021–4049. <http://dx.doi.org/10.1109/TNSM.2025.3580965>
- Chen, Q., Meng, W., Han, S., Li, C. et Quek, T. Q. S. (2023). Coverage Analysis of SAGIN With Sectorized Beam Pattern Under Shadowed-Rician Fading Channels. *IEEE Transactions on Communications*, 71(8), 4988–5004. <http://dx.doi.org/10.1109/TCOMM.2023.3280219>. Récupéré le 2025-09-22 de <https://ieeexplore.ieee.org/document/10136779/>
- Chen, S., Yang, H., Xiao, L., Xu, C., Xie, X., Yang, W. et Xiong, Z. (2024). Intelligent Energy-Efficient and Fair Resource Scheduling for UAV-Assisted Space-Air-Ground Integrated Networks Under Jamming Attacks. Dans *2024 IEEE 99th Vehicular Technology Conference (VTC2024-Spring)*, 01–05. ISSN : 2577-2465, <http://dx.doi.org/10.1109/VTC2024-Spring62846.2024.10683222>. Récupéré le 2025-10-06 de <https://ieeexplore.ieee.org/document/10683222/>
- Cui, H., Zhang, J., Geng, Y., Xiao, Z., Sun, T., Zhang, N., Liu, J., Wu, Q. et Cao, X. (2022). Space-air-ground integrated network (sagin) for 6g : Requirements, architecture and challenges. *China Communications*, 19(2), 90–108. <http://dx.doi.org/10.23919/JCC.2022.02.008>
- Dell’Amico, M. et Martello, S. (1999). Reduction of the Three-Partition Problem. *Journal of Combinatorial Optimization*, 3(1), 17–30. <http://dx.doi.org/10.1023/A:1009856820553>. Récupéré de <https://doi.org/10.1023/A:1009856820553>
- Demestichas, P., Georgakopoulos, A., Karvounas, D., Tsagkaris, K., Stavroulaki, V., Lu, J., Xiong, C. et Yao, J. (2013). 5G on the Horizon : Key Challenges for the Radio-Access Network. *IEEE Vehicular Technology Magazine*, 8(3), 47–53. <http://dx.doi.org/10.1109/MVT.2013.2269187>. Récupéré le 2025-09-22 de <https://ieeexplore.ieee.org/document/6568922/>
- Di Renzo, M., Zappone, A., Debbah, M., Alouini, M.-S., Yuen, C., de Rosny, J. et Tretyakov, S. (2020). Smart Radio Environments Empowered by Reconfigurable Intelligent Surfaces : How It Works, State of Research, and The Road Ahead. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 38(11), 2450–2525. <http://dx.doi.org/10.1109/JSAC.2020.3007211>. Récupéré le 2025-10-06 de <https://ieeexplore.ieee.org/document/9140329/>
- Ericsson (2025). Consulté le 5 octobre 2025. Récupéré de <https://www.ericsson.com/en/reports-and-papers/mobility-report/dataforecasts/mobile-traffic-forecast>
- Fan, K., Feng, B., Yang, J., Zhang, Z. et Zhang, Q. (2024a). Multi-scenario task scheduling based

- on heterogeneous-agent reinforcement learning in space-air-ground integrated network. Dans *2024 IEEE 99th Vehicular Technology Conference (VTC2024-Spring)*, 1–6. <http://dx.doi.org/10.1109/VTC2024-Spring62846.2024.10683035>
- Fan, K., Feng, B., Zhang, X. et Zhang, Q. (2024b). Demand-driven task scheduling and resource allocation in space-air-ground integrated network : A deep reinforcement learning approach. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, *23*(10), 13053–13067. <http://dx.doi.org/10.1109/TWC.2024.3398199>
- Gao, Q., Jia, M., Guo, Q., Gu, X. et Hanzo, L. (2023). Jointly Optimized Beamforming and Power Allocation for Full-Duplex Cell-Free NOMA in Space-Ground Integrated Networks. *IEEE Transactions on Communications*, *71*(5), 2816–2830. <http://dx.doi.org/10.1109/TCOMM.2023.3251342>. Récupéré le 2025-09-22 de <https://ieeexplore.ieee.org/document/10057456/>
- Garey, M. R. et Johnson, D. S. (1979). *Computers and Intractability*. W.H. Freeman.
- Gupta, L., Jain, R. et Vaszkun, G. (2016). Survey of important issues in uav communication networks. *IEEE Communications Surveys Tutorials*, *18*(2), 1123–1152. <http://dx.doi.org/10.1109/COMST.2015.2495297>
- Han, C., An, K., Lin, Z., Chatzinotas, S. et Wang, J. (2025). Endogenous Anti-Jamming Communications for SAGIN : A Network Perspective. *IEEE Network*, 1–1. <http://dx.doi.org/10.1109/MNET.2025.3551248>. Récupéré le 2025-09-22 de <https://ieeexplore.ieee.org/document/10925489/>
- He, J., Cheng, N., Yin, Z., Zhou, C., Zhou, H., Quan, W. et Lin, X.-H. (2024). Service-oriented network resource orchestration in space-air-ground integrated network. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, *73*(1), 1162–1174. <http://dx.doi.org/10.1109/TVT.2023.3301676>
- He, X., Huang, L. et Wang, J. (2021). Novel relax-and-retract algorithm for intelligent reflecting surface design. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, *70*, 1995–2000. <http://dx.doi.org/10.1109/tvt.2021.3054516>
- Huang, C., Chen, G., Xiao, P., Xiao, Y., Han, Z. et Chambers, J. A. (2024). Joint offloading and resource allocation for hybrid cloud and edge computing in sagins : A decision assisted hybrid action space deep reinforcement learning approach. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, *42*(5), 1029–1043. <http://dx.doi.org/10.1109/JSAC.2024.3365899>
- Huang, Y.-F. et Chiang, W.-K. (2023). Gurobi optimization for 5gc refactoring. Dans *2023 Int. Conf. Consumer Electronics - Taiwan (ICCE-Taiwan)*, 115–116. <http://dx.doi.org/10.1109/ICCE-Taiwan58799.2023.10226789>
- Kato, N., Fadlullah, Z. M., Tang, F., Mao, B., Tani, S., Okamura, A. et Liu, J. (2019). Optimizing space-air-ground integrated networks by artificial intelligence. *IEEE Wireless Communications*, *26*(4), 140–147. <http://dx.doi.org/10.1109/MWC.2018.1800365>

- Kelso, T. S. (2025). Starlink satellite constellation data. <https://celestrak.org/NORAD/elements/gp.php?GROUP=starlink&FORMAT=t1e>. Accessed : 2025-10-31.
- Kharchenko, V., Grekhov, A. et Kondratiuk, V. (2023). Packet Losses in SAGIN with Artificial Intelligence. *International Journal of Wireless Information Networks*, 30(2), 164–172. <http://dx.doi.org/10.1007/s10776-022-00579-2>. Récupéré de <https://doi.org/10.1007/s10776-022-00579-2>
- Kharchenko, V., Grekhov, A. et Kondratiuk, V. (2025). Data traffic study in SAGIN with remotely piloted air systems. *Wireless Networks*, 31(3), 2203–2214. <http://dx.doi.org/10.1007/s11276-024-03877-0>. Récupéré de <https://doi.org/10.1007/s11276-024-03877-0>
- Khoshafa, M. H., Bueno, F., Ngatched, T. M. N. et Di Renzo, M. (2025). RIS-Empowered Secured Space-Air-Ground Integrated Networks : Opportunities and Challenges. *IEEE Communications Magazine*, 63(6), 130–136. <http://dx.doi.org/10.1109/MCOM.001.2400398>. Récupéré le 2025-10-06 de <https://ieeexplore.ieee.org/document/10909640/>
- Li, J., Chen, G., Zhang, T., Feng, W., Jiang, W., Quek, T. Q. S. et Tafazolli, R. (2024). UAV-RIS-Aided Space-Air-Ground Integrated Network : Interference Alignment Design and DoF Analysis. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 23(9), 11678–11692. <http://dx.doi.org/10.1109/TWC.2024.3384257>. Récupéré le 2025-09-22 de <https://ieeexplore.ieee.org/document/10499205/>
- Liu, J., Shi, Y., Fadlullah, Z. M. et Kato, N. (2018). Space-Air-Ground Integrated Network : A Survey. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 20(4), 2714–2741. <http://dx.doi.org/10.1109/COMST.2018.2841996>. Récupéré le 2025-09-22 de <https://ieeexplore.ieee.org/document/8368236/>
- Liu, Y., Liu, X., Mu, X., Hou, T., Xu, J., Di Renzo, M. et Al-Dhahir, N. (2021). Reconfigurable Intelligent Surfaces : Principles and Opportunities. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 23(3), 1546–1577. <http://dx.doi.org/10.1109/COMST.2021.3077737>. Récupéré le 2025-10-05 de <https://ieeexplore.ieee.org/document/9424177/>
- Lyu, F., Xu, W., Yuan, Q. et Suto, K. (2021). Space-air-ground integrated networks for future IoT : Architecture, management, service and performance. *Peer-to-Peer Networking and Applications*, 14(5), 3265–3267. <http://dx.doi.org/10.1007/s12083-021-01170-x>. Récupéré de <https://doi.org/10.1007/s12083-021-01170-x>
- Mahboob, S. et Liu, L. (2024). Revolutionizing Future Connectivity : A Contemporary Survey on AI-Empowered Satellite-Based Non-Terrestrial Networks in 6G. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 26(2), 1279–1321. <http://dx.doi.org/10.1109/COMST.2023.3347145>. Récupéré le 2025-09-22 de <https://ieeexplore.ieee.org/document/10409745/>
- Marandi, L., Humadi, K., Kurt, G. K., Ajib, W. et Zhu, W.-P. (2025). Improving SAGIN Resilience to Jamming with Reconfigurable Intelligent Surfaces. Version Number : 1,

<http://dx.doi.org/10.48550/ARXIV.2507.03729>. Récupéré le 2025-11-11 de <https://arxiv.org/abs/2507.03729>

- Mu, S., Lei, H., Park, K.-H. et Pan, G. (2025). Finite Block-Length Covert Communication in Space-Air-Ground Integrated Networks. *IEEE Internet of Things Journal*, 1–1. <http://dx.doi.org/10.1109/JIOT.2025.3531881>. Récupéré le 2025-10-06 de <https://ieeexplore.ieee.org/document/10847811/>
- Nguyen, M. D., Ajib, W., Zhu, W.-P. et Kurt, G. K. (2024). Integrated Computation Offloading, UAV Trajectory Control, and Resource Allocation Against Jamming in SAGIN. Dans *2024 IEEE 99th Vehicular Technology Conference (VTC2024-Spring)*, 1–5. ISSN : 2577-2465, <http://dx.doi.org/10.1109/VTC2024-Spring62846.2024.10683459>. Récupéré le 2025-10-06 de <https://ieeexplore.ieee.org/document/10683459/>
- Nway Ei, N., Kim, K., Kyaw Tun, Y., Han, Z. et Hong, C. S. (2024). Data Service Maximization in Space-Air-Ground Integrated 6G Networks. *IEEE Communications Letters*, 28(11), 2598–2602. <http://dx.doi.org/10.1109/LCOMM.2024.3465500>. Récupéré le 2025-10-06 de <https://ieeexplore.ieee.org/document/10685484/>
- Sun, Y., Zhu, Y., An, K., Zheng, G., Chatzinotas, S., Wong, K.-K. et Liu, P. (2022). Robust design for ris-assisted anti-jamming communications with imperfect angular information : A game-theoretic perspective. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 71(7), 7967–7972. <http://dx.doi.org/10.1109/TVT.2022.3166656>
- Tedeschi, P., Sciancalepore, S. et Di Pietro, R. (2022). Satellite-based communications security : A survey of threats, solutions, and research challenges. *Computer Networks*, 216, 109246. <http://dx.doi.org/10.1016/j.comnet.2022.109246>
- Wang, H., Ouyang, Q., Pan, J., Xi, W., Zhang, P. et Ye, N. (2024). Combat intelligent jammer with intelligence : Drl enhanced random access for sagin. Dans *GLOBECOM 2024 - 2024 IEEE Global Communications Conference*, 1323–1328. <http://dx.doi.org/10.1109/GLOBECOM52923.2024.10901844>
- Wang, Y., Li, Z., Chen, Y., Liu, M., Lyu, X., Hou, X. et Wang, J. (2020). Joint resource allocation and uav trajectory optimization for space-air-ground internet of remote things networks. *IEEE Systems J.*, 4745–4755, 1–11. <http://dx.doi.org/10.1109/jsyst.2020.3019463>
- Wright, S. J. (1997). *Primal-Dual Interior-Point Methods*. SIAM.
- Wu, C., Wang, X., Hu, Y., Han, S. et Niyato, D. (2025). Interplay Between AI and Space-Air-Ground Integrated Network : The Road Ahead. Version Number : 1, <http://dx.doi.org/10.48550/ARXIV.2505.09259>. Récupéré le 2025-11-11 de <https://arxiv.org/abs/2505.09259>
- Xia, Z., Li, C., Liu, W., Han, H. et Xiong, Y. (2024). Performance Evaluation of the Integration of Satellite and Terrestrial Networks Under UAV Interference. Dans *2024 6th International Conference on Communications, Information System and Computer Engineering (CISCE)*, 51–56. ISSN : 2833-2423, <http://dx.doi.org/10.1109/CISCE62493.2024.10653320>. Récupéré le 2025-10-06 de <https://ieeexplore.ieee.org/document/10653320/>

- Yang, B., Liu, S., Xu, T., Li, C., Zhu, Y., Li, Z. et Zhao, Z. (2024). Ai-oriented two-phase multifactor authentication in sagins : Prospects and challenges. *IEEE Consumer Electronics Magazine*, 13(1), 79–90. <http://dx.doi.org/10.1109/MCE.2023.3262904>
- Yao, Y., Dong, D., Cai, C., Huang, S., Yuan, X. et Gong, X. (2024). Multi-UAV-assisted Internet of Remote Things communication within satellite–aerial–terrestrial integrated network. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 2024(1), 10. <http://dx.doi.org/10.1186/s13634-023-01101-3>. Récupéré de <https://doi.org/10.1186/s13634-023-01101-3>
- Yuan, X., Hu, S., Ni, W., Liu, R. P. et Wang, X. (2023). Joint user, channel, modulation-coding selection, and ris configuration for jamming resistance in multiuser ofdma systems. *IEEE Trans. Commun.*, 71, 1631–1645. <http://dx.doi.org/10.1109/tcomm.2023.3238062>
- Yun, J., An, T., Jo, H., Ku, B.-J., Oh, D. et Joo, C. (2023). Dynamic downlink interference management in leo satellite networks without direct communications. *IEEE Access*, 11, 24137–24148. <http://dx.doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3253870>
- Zhou, C., Wu, W., He, H., Yang, P., Lyu, F., Cheng, N. et Shen, X. (2021). Deep reinforcement learning for delay-oriented iot task scheduling in sagin. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 20(2), 911–925. <http://dx.doi.org/10.1109/TWC.2020.3029143>
- Zhou, L., Dong, Y., Hong, M. et Shi, Q. (2020). Joint channel assignment and power allocation for multi-uavs communication systems. Dans *2020 IEEE 21st Int. Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Commun. (SPAWC)*, 1–5.
- Zhu, J., Sun, Y., Wu, S., Zhang, H., Wang, Z. et Peng, M. (2025). Spectrum sharing and interference management for satellite-terrestrial integrated networks : Architecture, technologies, and challenges. *IEEE Communications Magazine*, 63(11), 54–60. <http://dx.doi.org/10.1109/MCOM.001.2500174>
- Zou, Y., Zhu, J., Wu, T., Guo, H. et Wei, H. (2021). Cooperative Drone Communications for Space-Air-Ground Integrated Networks. *IEEE Network*, 35(5), 100–106. <http://dx.doi.org/10.1109/MNET.111.2100016>. Récupéré le 2025-09-23 de <https://ieeexplore.ieee.org/document/9606811/>
- Öhlén, P., Skubic, B., Rostami, A., Fiorani, M., Monti, P., Ghebretensaé, Z., Mårtensson, J., Wang, K. et Wosinska, L. (2016). Data Plane and Control Architectures for 5G Transport Networks. *Journal of Lightwave Technology*, 34(6), 1501–1508. <http://dx.doi.org/10.1109/JLT.2016.2524209>. Récupéré le 2025-09-22 de <https://ieeexplore.ieee.org/document/7397818/>