



Méthodologies pour la planification de réseaux locaux sans-fil

Katia Jaffrès-Runser

► To cite this version:

Katia Jaffrès-Runser. Méthodologies pour la planification de réseaux locaux sans-fil. Réseaux et télécommunications [cs.NI]. INSA de Lyon, 2005. Français. <NNT : >. <tel-00406342>

HAL Id: tel-00406342

<https://theses.hal.science/tel-00406342v1>

Submitted on 21 Jul 2009

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.



HAL Authorization

N d'ordre 05 ISAL
Année 2005

Thèse

Méthodologies pour la planification de réseaux locaux sans-fil.

Présentée devant
L'Institut National des Sciences Appliquées de Lyon

pour obtenir
Le grade de docteur

Par
Katia RUNSER

Encadrée par M. Jean-Marie GORCE et M. Stéphane UBÉDA
Projet INRIA ARES, Laboratoire CITI, INSA de Lyon

Ecole doctorale : Informatique et Information pour la Société
Spécialité : Télécommunications

Soutenue le 27 octobre 2005 devant la Commission d'examen

Jury

Alexandre CAMINADA	Professeur (UTBM, Belfort)	Rapporteur
Jean-Marie GORCE	Maître de conférence (INSA, Lyon)	Directeur de thèse
Xavier LAGRANGE	Professeur (ENST, Rennes)	Rapporteur
David SIMPLOT-RYL	Professeur (Université de Lille)	Examineur
Stéphane UBÉDA	Professeur (INSA, Lyon)	Directeur de thèse
Rodolphe VAUZELLE	Professeur (Université de Poitiers)	Examineur

Table des matières

0	Introduction	1
	Partie I : Ingénierie des réseaux locaux sans-fil	8
1	La planification d'un réseau wLAN	8
1.1	Le standard IEEE 802.11	8
1.1.1	Les normes	9
1.1.2	Les couches physiques 802.11	10
1.1.3	La couche MAC 802.11	14
1.1.4	Le déploiement de réseaux sans-fil	18
1.2	Variables et paramètres du problème wLP	19
1.2.1	Le nombre de points d'accès N	19
1.2.2	La position des AP	19
1.2.3	Les paramètres antennaires	20
1.3	Les objectifs de la planification	23
1.3.1	Notations	23
1.3.2	Les objectifs de couverture radio	24
1.3.3	Les objectifs de recouvrement et d'interférences	28
1.3.4	Les objectifs de trafic et de qualité de service	30
1.3.5	Résumé	31
1.3.6	Modélisation du comportement du réseau.	33
1.4	Les formulations du problème wLP	41
1.4.1	Formulations génériques	41
1.4.2	Modèles utilisés	42
2	Outils et méthodes	46
2.1	La prédiction de couverture radio	46
2.1.1	Le canal radio Indoor	46
2.1.2	Les approximations circulaires	47
2.1.3	Les modèles empiriques	47
2.1.4	Les modèles déterministes	49
2.1.5	Résumé et Perspectives	52
2.2	Algorithmes d'optimisation pour le problème wLP	54
2.2.1	La difficulté du problème wLP	54
2.2.2	L'optimisation mono-objectif continue	57
2.2.3	L'optimisation mono-objectif combinatoire	71
2.2.4	L'optimisation multiobjectif	81
2.3	Conclusions et perspectives	86

Partie II : Modélisation de la propagation dans les bâtiments	91
3 La méthode Multi-Résolution FDPF adaptative	93
3.1 Développements théoriques	93
3.1.1 L'algorithme temporel ParFlow	93
3.1.2 L'algorithme ParFlow dans le domaine fréquentiel (FDPF).	96
3.1.3 La modélisation par blocs	97
3.1.4 L'approche multi-résolution	98
3.1.5 Découpage adaptatif de l'environnement	101
3.1.6 Implantation et performances	104
3.2 Mise en oeuvre pour les réseaux sans fil	107
3.2.1 L'approximation 2D / 3D	107
3.2.2 Choix de la résolution Δ_R	108
3.2.3 Les paramètres des matériaux	109
3.2.4 Le processus de calibration	110
4 Validation des prédictions	113
4.1 Réglage du simulateur	113
4.1.1 Environnements de test et protocole de mesures	114
4.1.2 Modélisation à un matériau.	116
4.1.3 Modélisation à deux matériaux.	125
4.1.4 Synthèse	131
4.2 Mise en oeuvre de DIRECT	132
4.2.1 Modélisation à un matériau	132
4.2.2 Modélisation à deux matériaux	133
4.2.3 Modélisation à trois matériaux.	135
4.2.4 Conclusion	139
4.3 Résultats et conclusions	140
4.3.1 Mode de validation	140
4.3.2 Analyse	141
4.3.3 Conclusions	143
Partie III : Stratégies de planification wLAN	146
5 Modélisation du problème wLP	147
5.1 Variables et contraintes	147
5.1.1 Placement des points d'accès candidats	147
5.1.2 Paramètres antennaires.	150
5.1.3 Cartes de couverture.	150
5.1.4 Représentation matricielle	151
5.2 Critères de planification	152
5.2.1 Critères de couverture	152
5.2.2 Critères d'interférences	156
5.2.3 Critère de débit	161
5.2.4 Critère de localisation	164
5.2.5 Fonction de coût agrégée.	169

6	Heuristiques de planification	171
6.1	Algorithmes mono-objectifs	171
6.1.1	Heuristique déterministe	171
6.1.2	Métaheuristique tabou	175
6.1.3	Résultats de planification avec la recherche mono-objectif tabou . . .	178
6.2	Algorithme multiobjectif	188
6.2.1	Heuristique multiobjectif tabou	188
6.2.2	Résultats de la recherche multiobjectifs	191
6.3	Conclusions	200
7	Conclusions	202
	Annexes	208
1.	Modèle pour l'estimation de bande passante	208
2.	Publications	213

Remerciements

Je remercie tout particulièrement M. Jean-Marie Gorce et M. Stéphane Ubéda, mes directeurs de thèse, pour leur disponibilité et la qualité de leur encadrement. Leurs analyses et démarches scientifiques m'ont beaucoup appris au cours des trois années passées au laboratoire CITI. Je les remercie pour les échanges fructueux qui ont largement contribué au bon déroulement de ces travaux de thèse.

Je remercie également les membres de l'équipe radio pour leurs conseils judicieux. Je tiens également à remercier tous les membres du laboratoire CITI et tout particulièrement mes co-bureaux (qui furent nombreux !) pour avoir contribué à créer une ambiance de travail très plaisante.

Je ne voudrais clore ces remerciements sans adresser une pensée particulière à mon mari, à mes parents et à toute ma famille pour leur soutien tout au long de ce doctorat.

Contexte

Le problème de planification radio s'inscrit dans un objectif global d'amélioration des performances des outils de communication actuels. Quelle que soit leur nature, ces outils se doivent de transmettre des données le plus rapidement possible tout en garantissant une réception limitant au maximum la perte d'information. Il est d'usage de classer les techniques de communication selon la nature du médium de transmission utilisé et de les répartir en deux grandes catégories : les technologies filaires et les technologies sans-fil.

Les technologies filaires, utilisant des fils de cuivre ou des fibres optiques, sont actuellement bien maîtrisées. Les ondes électromagnétiques sont guidées dans des fils avec peu de pertes de données. Par exemple, le taux d'erreur bit pour des transmission optiques SDH est de l'ordre de 1E^{-9} pour un débit qui peut atteindre 400Gbits/s. Les technologies ADSL permettent d'atteindre des débits minimaux de 16Mbits/s (ADSL2+ , ITU-T standard G.992.5) sur le lien descendant et de 800Kbits/s sur le lien montant avec de simples paires torsadées de cuivre. Il est également possible d'obtenir des transmissions garantissant un taux d'erreur bit de 1E^{-7} pour des transmissions voix avec la technologie G.SHDSL pour des débits de transmission de 2.3Mbits/s.

Les technologies sans-fil se différencient par la nature de leur canal de communication qui n'est plus comparable à un guide d'onde borné limitant les pertes, mais constitué d'un fluide illimité, l'air. Le comportement de ce médium de transmission dépend de la nature et des propriétés de réflexion de l'environnement dans lequel il se trouve. En effet, les ondes radio se propagent dans un environnement *ouvert* où des phénomènes de réflexion, de réfraction, de diffraction et d'interférences surviennent localement. Ce comportement aléatoire limite les performances des technologies de transmission sans-fil en termes de portée de communication et de qualité de transmission.

Une communication radio ne peut être établie que si le rapport entre la puissance du signal reçu et le bruit environnant est suffisant pour permettre la démodulation du signal par le récepteur. Du fait de la nature du médium radio, il est difficile d'obtenir une qualité de communication semblable à celle obtenue avec les technologies filaires. L'amélioration de ces performances passe par la mise en place de techniques de traitement du signal, d'accès au médium et de codages évolués qui permettent aux équipements de s'adapter aux variations temporelles et spatiales du signal. Ces techniques vont garantir la compréhension du message dans un environnement bruité en diminuant la marge de puissance nécessaire pour pouvoir l'interpréter.

Un système de transmission, qu'il soit filaire ou non, se doit d'être utilisable quelle que soit la nature de l'environnement où on souhaite le déployer. Pour que ce système atteigne ses performances nominales voire optimales, il est nécessaire de le déployer en respectant des contraintes inhérentes à son mode de fonctionnement. Ainsi, pour un réseau filaire, il suffit de limiter la longueur des segments de communication pour que l'atténuation du signal le long du fil n'empêche pas la transmission. Pour des réseaux locaux, il n'est pas compliqué de respecter cette condition aux vues des dimensions des bâtiments et de la portée de communication d'un réseau filaire conventionnel.

Par contre, le déploiement de réseaux sans-fil présente des contraintes plus complexes à gérer pour obtenir des conditions de transmission optimales. La réception du message est tributaire de la qualité du lien radio qui elle-même est contrainte par la configuration de l'environnement (position et nature des murs, présence de meubles..) et la position de l'émetteur. Il est clair que le choix de l'emplacement et des caractéristiques des émetteurs radio, compte tenu de la description de l'environnement, est primordial pour le bon fonctionnement d'un réseau sans-fil. Ce choix est le cœur du problème de planification radio traité dans ce manuscrit.

Les réseaux locaux sans-fil

Les réseaux locaux sans-fil (wireless LAN ou wLAN) permettent de transmettre des données par les ondes électromagnétiques à l'intérieur de bâtiments et si besoin, à l'échelle d'un ensemble de bâtiments (campus, site industriel). Ils appartiennent à la famille des réseaux sans-fil qui sont, comme le présente la figure 1, classifiés selon l'étendue de leur zone de service. Cette figure présente pour chaque classe les normes actuellement en vigueur. Des problématiques de planification surviennent principalement dans des réseaux cellulaires où il est nécessaire de trouver les paramètres antennaires des stations de base et dans les réseaux locaux sans-fil. Dans cette partie, nous bornerons notre présentation à la description des réseaux locaux sans-fil qui constituent le cadre applicatif de ces travaux de thèse.

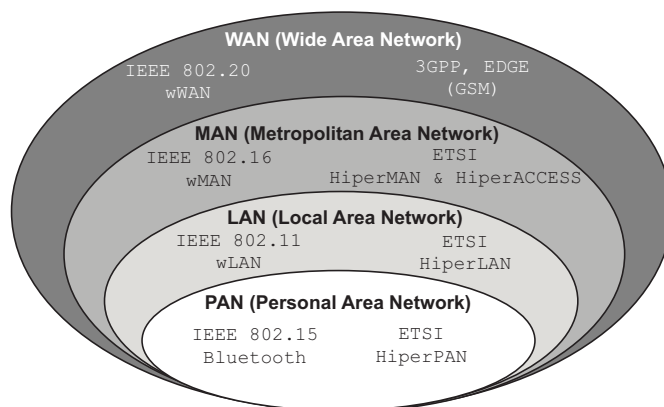


FIG. 1 – Catégories de réseaux sans-fil. (Source [1])

De par la nature du médium radio, les réseaux sans-fil favorisent la mobilité des utilisateurs. Contrairement aux réseaux de type cellulaire, un réseau wLAN ne permet pas une vitesse de déplacement supérieure à celle d'un piéton. Les utilisateurs sont équipés de terminaux divers : ordinateur portables, téléphones, assistants personnels, etc ... Deux familles de standards ont été définies à l'heure actuelle :

- HIPERLAN, proposé par l'ETSI [2, 3].
- 802.11, proposé par l'IEEE [4]

Les standards 802.11 et HIPERLAN ont été définis respectivement par des instituts américain et européen. C'est le standard issu de l'IEEE, 802.11, qui a été implanté dans les produits commercialisés. Certains résultats issus des travaux d'HIPERLAN ont été intégrés à des extensions du standard 802.11.

Les standards HIPERLAN et 802.11 prévoient deux modes de fonctionnement : le mode *ad-hoc* et le mode *infrastructure* (cf. figure 2). En mode *ad-hoc*, chaque terminal mobile

est un noeud actif du réseau qui est capable de dialoguer directement avec un autre noeud du réseau, sans passer par un tiers de communication. Des travaux sont en cours pour proposer des algorithmes de routage multi-sauts pour permettre la communication entre deux noeuds qui ne sont pas à portée de communication [5]. Par exemple, dans la figure 2-(1), la communication directe entre les terminaux A et C n'est pas possible et nécessite l'intervention du terminal B pour router l'information.

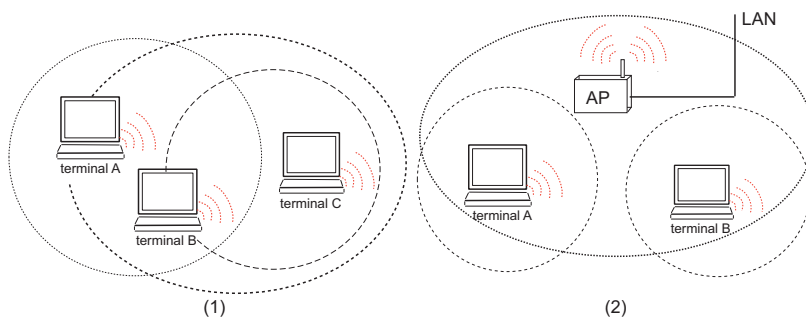


FIG. 2 – Réseau wLAN (1) en mode ad-hoc (2) en mode infrastructure

Le mode *infrastructure* utilise le même principe de fonctionnement que les réseaux cellulaires. Des points d'accès au réseau sont répartis sur la zone à couvrir et reliés au LAN filaire. Les utilisateurs mobiles se connectent au point d'accès qui leur fournit la couverture radio pour accéder au réseau. Dans la figure 2-(2) les terminaux A et B se connectent au point d'accès AP. La communication entre les deux terminaux est réalisée par l'intermédiaire de ce point d'accès. Si A et B ne sont pas connectés aux mêmes points d'accès, la communication est relayée par le réseau LAN. L'acronyme AP sera utilisé dans la suite de ce document pour désigner un point d'accès.

Le mode infrastructure propose un service de communication aux seules zones couvertes par les AP. Pour pouvoir accéder au réseau dans tout le bâtiment, il est nécessaire de déployer les AP de façon à garantir la couverture radio par au moins un AP en chaque point du plan. Cette condition de fonctionnement est un des objectifs de base du problème de planification.

Le problème de planification de réseau locaux sans-fil ne se pose que pour le mode infrastructure. C'est pourquoi dans la description ultérieure des technologies wLAN seules les caractéristiques propres à ce mode de fonctionnement seront présentées.

Plan des travaux de thèse

Ce manuscrit de thèse se décompose en trois parties, chacune regroupant deux chapitres. La première partie présente le contexte, définit et analyse les problématiques relatives à l'ingénierie des réseaux locaux sans-fil. La seconde partie présente les travaux menés autour de la prédiction de couverture radio par la proposition, la mise en oeuvre et la validation d'un modèle de prédiction original et performant. La troisième partie traite des solutions algorithmiques que nous avons développées pour résoudre le problème de planification wLAN.

Le premier chapitre de cette thèse introduit toutes les facettes du problème de planification d'un réseau wLAN. Nous commençons par décrire les spécificités de la technologie wLAN IEEE 802.11 pour pouvoir décrire plus particulièrement le mode de déploiement

actuel d'un réseau de ce type. Ceci nous permet d'introduire les variables et objectifs que comporte un processus de planification de réseau sans-fil. Cette étude nous a permis de confronter les travaux de la littérature ayant déjà abordé cette problématique pour mettre en évidence les points durs du problème.

Le second chapitre présente les outils ayant servi aux méthodes de planification présentées au chapitre 1. Ces outils peuvent se décomposer en deux familles : les modèles de prédiction de couverture radio et les algorithmes d'optimisation. Le problème de planification wLAN est un problème d'optimisation difficile qui nécessite la mise en oeuvre d'algorithmes de recherche élaborés. Les principaux modèles de prédiction de couverture radio et les algorithmes utilisés dans les méthodes existantes sont décrits et analysés. La première partie se termine par une conclusion qui présente les améliorations et nouvelles problématiques qui résultent de l'analyse de l'existant.

Dans la suite, nous traitons les trois points durs du problème de planification suivants :

1. L'utilisation d'un modèle de prédiction de couverture radio fiable et adapté à tout type d'environnement clos (Indoor).
2. La proposition de critères de planification pour optimiser la couverture radio, les interférences, le débit réel et les performances d'un système de localisation.
3. La proposition d'heuristiques d'optimisation mono- et multiobjectif.

La deuxième partie de ce manuscrit s'attache à la présentation et à la validation des prédictions d'un modèle discret de prédiction de couverture radio. Cette partie a pour objectif de présenter le modèle, sa mise en oeuvre et surtout d'analyser ses performances en vérifiant la qualité des prédictions obtenues.

Le troisième chapitre présente un nouveau modèle de prédiction de couverture radio, le modèle *Adaptive Multi-Resolution Frequency Domain ParFlow* (MR-FDPF). Il commence par présenter le modèle MR-FDPF d'un point de vue théorique. Puis, la mise en oeuvre d'un tel modèle pour l'ingénierie de déploiement de réseau wLAN est décrite, nous amenant à introduire un certain nombre d'hypothèses simplificatrices. De ce fait, un processus de calibration est introduit pour d'une part compenser les artefacts créés par les hypothèses simplificatrices et d'autre part adapter les prédictions à tout type d'environnement de travail. Ce modèle est particulièrement flexible car à partir d'un jeu de mesures, il est possible d'adapter des paramètres de propagation pour prendre en compte la présence de matériaux non standards au moment des prédictions.

Le quatrième chapitre s'attache à la validation des prédictions du modèle. La première partie de ce chapitre présente une recherche empirique des paramètres de propagation du simulateur nécessaires à la prédiction de la couverture de notre laboratoire. La qualité des prédictions en fonction du nombre de matériaux différents utilisés pour décrire l'environnement de test est étudiée. Cette recherche est réalisée à partir d'un jeu de mesures réelles. Les premiers résultats obtenus nous permettent de quantifier l'influence des paramètres de propagation sur la qualité des simulations.

Le processus de calibration automatique est proposé et testé dans la seconde partie. La recherche des paramètres de propagation optimaux du modèle MR-FDPF est réalisée à l'aide de l'algorithme d'optimisation continue DIRECT. Nous montrons dans cette partie

que cet algorithme permet de trouver les jeux de paramètres optimaux en un temps acceptable si le nombre de matériaux est faible. La dernière partie de ce chapitre présente la validation à proprement parler des prédictions du simulateur une fois les paramètres de propagation du simulateur fixés. Les prédictions sont testées dans d'autres environnements et comparées à des mesures réelles pour vérifier leur exactitude.

Le cinquième chapitre entame la dernière partie du manuscrit qui présente les solutions de planification que nous proposons. Ce chapitre décrit notre modélisation discrète du problème qui exploite directement les caractéristiques du modèle de prédiction de couverture MR-FDPF. Le modèle MR-FDPF se base sur un découpage géométrique de l'environnement de test pour calculer la couverture radio. Ce découpage est utilisé dans ces travaux pour définir la position des points d'accès candidats du processus de planification. Dans le même chapitre, les différents critères de planification définis au cours de la thèse sont présentés. Ces critères permettent d'améliorer la couverture, de limiter les interférences, de garantir un débit par utilisateur ou encore d'améliorer un service de localisation de station mobile.

Le dernier chapitre présente les heuristiques de planification développées au cours de cette thèse. La première heuristique décrite est une heuristique déterministe qui vise à n'optimiser que la couverture radio. Cet algorithme est divisé en deux étapes : une recherche combinatoire et une recherche locale. La recherche locale est une recherche continue qui limite les trous de couverture pour converger vers une solution de planification stable. Cet algorithme est illustré par quelques résultats.

Pour gérer plus de critères de planification, nous présentons ensuite un algorithme générique d'optimisation basé sur une heuristique tabou. Cette heuristique tabou a été implantée pour pouvoir traiter les variables de position et de nombre d'AP, mais également les variables de puissance et de directivité. Cette heuristique optimise une fonction agrégée des critères de planification choisis. Elle est illustrée par plusieurs scénarios de test où les critères de couverture, d'interférences, de débit et de localisation sont mis en oeuvre. Les résultats présentés mettent en évidence la difficulté à obtenir une solution qui reflète fidèlement le souhait d'un installateur réseau.

La dernière heuristique proposée est une heuristique multiobjectif tabou. Nous avons choisi de tester une telle méthode de recherche pour pouvoir proposer à l'installateur un ensemble de solutions optimales où chaque solution réalise un compromis différent entre les critères à optimiser. Comme l'installateur ne sait pas exactement comment pondérer les critères d'optimisation d'une fonction agrégée, une telle stratégie de recherche fournit un ensemble de solutions qu'il peut analyser et sélectionner par la suite. L'heuristique multiobjectif développée est illustrée avec les mêmes environnements de test pour l'optimisation conjointe des critères de couverture, d'interférences et de débit.

Partie I : Ingénierie des réseaux locaux sans-fil

Comme présenté dans l'introduction, c'est dans le mode de fonctionnement *infrastructure* que se pose le problème de planification d'un réseau local sans-fil. Ce problème, référencé par la suite sous l'acronyme *problème wLP* (wireless LAN Planning), est défini comme suit :

Definition 1 *Le problème wLP a pour objectif de déterminer la configuration des points d'accès du réseau de façon à garantir un niveau de qualité de services (QoS) aux utilisateurs.*

Ce problème de planification est similaire à celui posé depuis 10 ans dans les réseaux cellulaire et largement traité dans la littérature ([6, 7, 8, 9]). Dans cette partie, ce problème est utilisé comme élément de comparaison pour présenter les principales caractéristiques de la planification d'un réseau wLAN.

La planification d'un réseau sans-fil est un problème d'optimisation dont les variables sont données par l'ensemble des configurations possibles des points d'accès et les objectifs par la description mathématique des services que le réseau doit offrir. Ce chapitre commence par une présentation du standard IEEE 802.11, ce qui nous permet d'introduire les variables du problème de planification décrites par la suite. La dernière partie présente les objectifs que l'on peut définir pour la planification automatique d'un réseau wLAN. Ces objectifs correspondent à des services offerts par le réseau wLAN.

1.1 Le standard IEEE 802.11

La famille de normes IEEE 802.11 définit une architecture cellulaire. Les terminaux munis d'une carte d'interface réseau 802.11 s'associent à un point d'accès (mode infrastructure) ou entre eux (mode ad-hoc) pour former respectivement un BSS (Basic Service Set) ou un IBSS (Independent Basic Service Set). La zone occupée par les terminaux d'un BSS est dénommée BSA (Basic Set Area) ou cellule. En mode infrastructure, on parlera plus communément de cellule par analogie avec les réseaux cellulaires qui présentent également un point d'accès centralisé.

Un groupe de BSS peut être inter-connecté par un système de distribution qui relie les points d'accès (AP) entre eux. On désigne cet ensemble de BSS par le terme d'ESS (Extended Service Set). Le choix du système de distribution n'est pas imposé par la norme. On utilise communément des réseaux Ethernet. Un ESS peut fournir une passerelle d'accès vers d'autres réseaux fixes présents dans l'environnement.

Comme tous les standards de l'IEEE, 802.11 définit les deux premières couches du modèle OSI. L'une des caractéristiques essentielles est qu'il définit une couche MAC (Medium Access Control) commune à toutes les couches physiques. Ainsi, différentes couches physiques peuvent être développées sans qu'il soit nécessaire de modifier le protocole d'accès au réseau. Ainsi, depuis la première version de la norme 802.11 proposée en 1997, plusieurs extensions présentant principalement des améliorations de la couche physique ont été proposées. Le paragraphe suivant présente brièvement les caractéristiques des normes proposées par l'IEEE.

	Bande de fréquences	Nombre de Canaux	PIRE
2.4 GHz	2402 MHz à 2483,5 MHz	14 de largeur 22 MHz (DSSS / OFDM) 79 de largeur 1MHz (FHSS)	100 mW
5 GHz	5150 MHz à 5350 MHz	8 de largeur 20 MHz (OFDM)	200 mW

TAB. 1.1 – Bandes de fréquences et canaux wLAN pour la France (Source : ART)

1.1.1 Les normes

La toute première version de la norme 802.11 a été proposée en 1997 [10]. Elle décrit les couches physiques et MAC pour une vitesse de transmission allant jusqu'à 2Mbits/s dans la bande des 900 MHz. Les extensions de cette norme sont les suivantes :

- **802.11 - La version de 1999** passe dans la bande ISM (Industrial, Science and Medicine) des 2.4 GHz avec toujours des débits atteignant 2Mbits/s. La bande de fréquences utilisée est partagée avec d'autres types de réseaux sans fils (Bluetooth en particulier) ainsi que diverses applications exploitant les radio-fréquences.
- **802.11b** [11] ajoute la description d'une couche physique améliorée proposant des débits de 5.5 et 11Mbits/s.
- **802.11a** [12] permet d'atteindre des vitesses de transmission de 54 Mbits/s en exploitant une technologie OFDM. Elle travaille dans une bande de fréquences centrée autour de 5GHz.
- **802.11g** [13] utilise la même technologie de transmission que 802.11a mais à 2.4GHz et permet également d'atteindre des vitesses de 54 Mbits/s. Cette norme a été développée pour garantir une compatibilité avec les équipements 802.11b. Ainsi, un équipement 802.11b pourra communiquer jusqu'à 11 Mbits/s dans un réseau d'infrastructure 802.11g.
- **802.11e** introduit des garanties de qualité de service dans 802.11. Cette extension de la norme n'est pas encore finalisée.
- **802.11h** s'applique aux normes définies dans la bande des 5GHz et définit une politique de contrôle de puissance et d'allocation dynamique de fréquences. Cette extension permet de respecter les limites de puissance imposées dans les différents pays et de limiter les interférences s'il y a cohabitation avec d'autres systèmes de radiocommunication, notamment les radars.
- **802.11f** propose un protocole d'interopérabilité entre des points d'accès de différents constructeurs (Inter Access Point Protocol) qui permet notamment de réaliser un changement de cellule (handover) s'il y a mobilité du terminal.
- **802.11i** définit un standard dénommé Robust Security Networking qui présente une évolution notoire de la version initiale du protocole de sécurité, le WEP, car elle permet d'empêcher l'intrusion d'utilisateurs indésirables sur le réseau.
- **802.11n** est actuellement en cours de développement. Elle permettra d'ici l'année 2007 d'atteindre des débits de l'ordre de 500 Mbits/s. Les deux propositions actuellement en lice sont basées sur une couche physique de type MIMO (Multiple Input Multiple Output).

Le tableau 1.1 répertorie les caractéristiques des deux bandes de fréquences allouées en France par l'Autorité de Régulation des Télécommunications pour les réseaux wLAN.

1.1.2 Les couches physiques 802.11

Selon l'extension de la norme employée, ce n'est pas le même type de couche physique qui est utilisé. Une architecture de couche physique définit :

- le format des trames transmises sur le canal,
- la technique de transmission,
- le type de modulation utilisé.

Six architectures de couche physique ont été définies à l'heure actuelle : FHSS, DSSS, IR, HR-DSSS, OFDM-2.4GHz et OFDM-5GHz. Les deux premières versions du standard 802.11 (1997 et 1999) définissent les trois couches physiques dénommées FHSS, DSSS et IR. La technologie IR (Infra Red), travaillant avec des ondes infrarouges, a été très peu mise en oeuvre. C'est pourquoi nous ne la détaillerons pas ici.

Les couches FHSS (Frequency Hopping Spread Spectrum) et DSSS (Direct Sequence Spread Spectrum) ont été proposées pour la bande de fréquence des 900 MHz et la bande de fréquence des 2.4 GHz. Actuellement, seule la bande à 2.4GHz est utilisée pour ces deux architectures. Ces deux couches physiques proposent des débits d'émission de 1 Mbits/s et 2 Mbits/s.

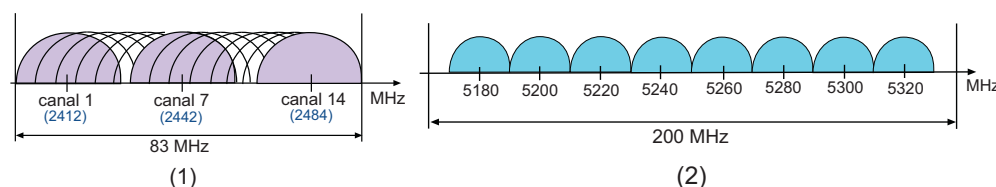


FIG. 1.1 – Répartition des canaux (1) dans la bande ISM, (2) dans la bande 5GHz.

La couche FHSS

Cette couche est basée sur une technique de transmission dite à *saut de fréquences* (Frequency Hopping). La bande de fréquences est divisée en une série de canaux de 1 MHz de large. Ainsi, en France, la bande des 2.4 GHz étant comprise entre 2.402 GHz et 2.483 GHz, 79 canaux sont définis (cf. Tab. 1.1). Au cours d'une même transmission, l'émetteur change régulièrement de canal selon une séquence pseudo aléatoire connue du récepteur. Cette séquence répartit uniformément le signal sur toute la bande de fréquences et diminue la probabilité d'interférence avec d'autres signaux émis. Chaque point d'accès possède sa propre séquence configurée manuellement par l'installateur.

La couche FHSS transmet la trame binaire par modulation de fréquence (GFSK - Gaussian Frequency Shift Keying). Cette modulation fait varier la fréquence de la porteuse F_c de plus ou moins f_d pour représenter les symboles à transmettre. Ainsi, pour obtenir un débit de 1Mbits/s, deux fréquences sont utilisées :

- $F_c + f_d$ pour transmettre un bit à 1,
- $F_c - f_d$ pour transmettre un bit à 0.

Pour doubler le débit, 4 fréquences sont définies pour transmettre des symboles composés de deux bits (00, 01, 11 et 10).

La couche DSSS

La couche DSSS répartit le signal à transmettre sur toute la largeur du canal à l'aide de la technique *Direct Sequence Spread Spectrum*. Le canal radio est plus large qu'en FHSS. Il vaut 22 MHz. Cette technique d'étalement de spectre est une technique issue des technologies de transmission radar. Elle permet de répartir la densité spectrale de puissance

du signal émis à bande étroite sur une bande de fréquences plus large. Le signal est étalé sur la bande à 22 MHz en l'additionnant à un code dit 'pseudo-noise' (cf. Fig 1.2-(1)). Ce code est composé d'une séquence de bits +1 et -1 au débit plus important. Cette addition a pour effet dans le domaine spectral d'étaler le signal sur toute la bande de fréquences comme présenté dans la figure 1.2-(2). Le code utilisé par tous les points d'accès est le code de Barker.

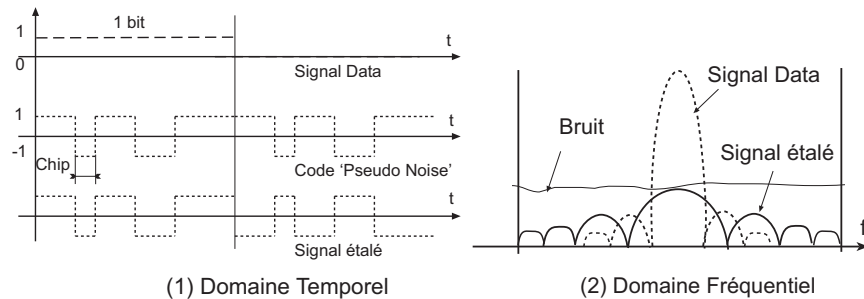


FIG. 1.2 – Étalemt du signal DSSS : (1) Addition binaire du code et du signal (2) D'étalement spectral

Pour que les points d'accès n'interfèrent pas entre eux, chaque AP se voit attribuer un canal de communication. Après étalement, le canal radio occupe une bande spectrale 22 MHz. Or, d'après le tableau 1.1, 14 canaux sont définis sur la bande de fréquences ISM. Comme le présente la figure 1.1, les canaux se recouvrent. En observant la forme du spectre du signal 802.11b après étalement et modulation représenté sur la figure 1.3, on observe que le rapport signal sur interférences entre deux canaux adjacents espacés de 5 MHz est quasi nul. C'est en utilisant deux canaux espacés d'au moins 22 MHz que l'on arrivera à obtenir jusqu'à 30 dB de rapport signal sur interférences.

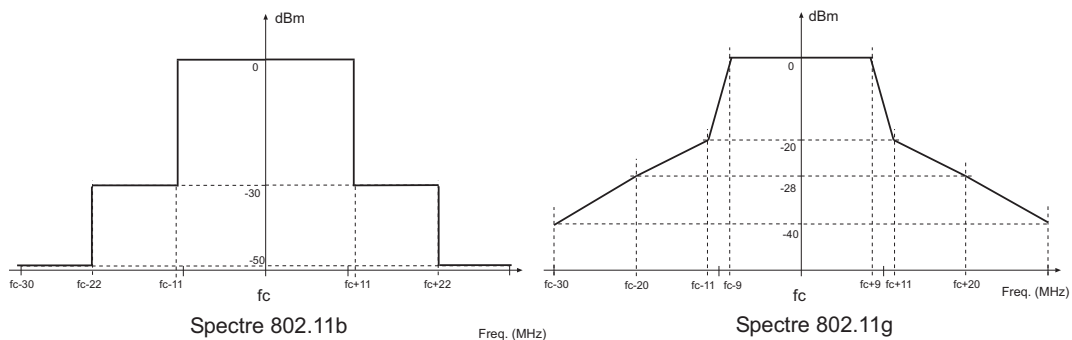


FIG. 1.3 – Gabarit des spectres après étalement et modulation des signaux 802.11b et 802.11g.

De ce fait, l'attribution des canaux aux points d'accès présents dans un bâtiment devient délicate car l'utilisation de deux canaux adjacents pour deux AP qui couvrent la même zone crée des interférences importantes.

Ainsi, si l'on souhaite travailler avec des canaux totalement disjoints, on ne possède que 3 fréquences à répartir sur le jeu de points d'accès déployés. Ce problème *d'allocation de fréquences* (FAP : Frequency Assignment Problem) est un problème souvent traité dans la littérature [14] car il survient également dans les réseaux cellulaires.

La couche DSSS transmet la trame étalée sur une porteuse à l'aide d'une modulation de phase. Chaque bit 0 ou 1 est alors représenté par une variation de la phase de la

porteuse. Pour transmettre à 1Mbits/s, la modulation est une modulation binaire (DBPSK : Differentiate Binary Phase Shift Keying) où chaque bit correspond à une phase de la porteuse. Pour transmettre à 2Mbits/s, quatre phases sont utilisées pour transmettre à 1Mbits/s des symboles de deux bits (DQPSK : Differentiate Quadrature Phase Shift Keying).

La couche HR-DSSS [11]

L'extension 802.11b modifie la couche DSSS pour proposer des débits supplémentaires de 5.5 Mbits/s et 11 Mbits/s. Pour les débits de 1Mbits/s et 2Mbits/s, la séquence d'étalement est la même que celle définie pour DSSS (séquence de Barker). Par contre, pour atteindre les débits supérieurs, la technique CCK (Complementary Code Keying) est utilisée. Cette technique utilise une architecture composée d'un code d'étalement de 8 chips et associée à une modulation I/Q. Les chips sont émis à une vitesse d'un million de chips à la seconde. Chaque symbole transmis est représenté par un code CCK particulier. La technique de création des codes produit des codes d'étalement quasi-orthogonaux, ce qui diminue les effets néfastes du multi-trajet et des interférences.

La couche OFDM [12]

Une autre augmentation de débit a été obtenue en définissant dans 802.11a une nouvelle couche physique basée sur la technique de transmission OFDM dans la bande de fréquences des 5GHz. Avec cette couche physique, il est possible d'obtenir des vitesses de transmission allant jusqu'à 54 Mbits/s. Au vu du succès commercial des équipements travaillant dans la bande des 2.4 GHz, la même architecture de couche physique basée sur la technique de transmission OFDM a été définie dans la bande 2.4GHz [13].

OFDM divise un signal série haut débit en plusieurs sous signaux à débit plus faible et les transmet simultanément sur 48 fréquences porteuses. Le fait d'envoyer des symboles plus longs est un moyen de lutter contre le phénomène de chemins multiples. En effet, plus la distance de propagation d'une onde est importante, plus il y a de chance qu'elle se réfléchisse ou qu'elle diffracte sur des obstacles. Au niveau du récepteur, les différents chemins créés par le trajet de l'onde émise vont arriver avec des retards de phase différents puisque la distance parcourue n'est pas la même. Il en résulte un étalement temporel du canal qui rend la démodulation du signal plus complexe.

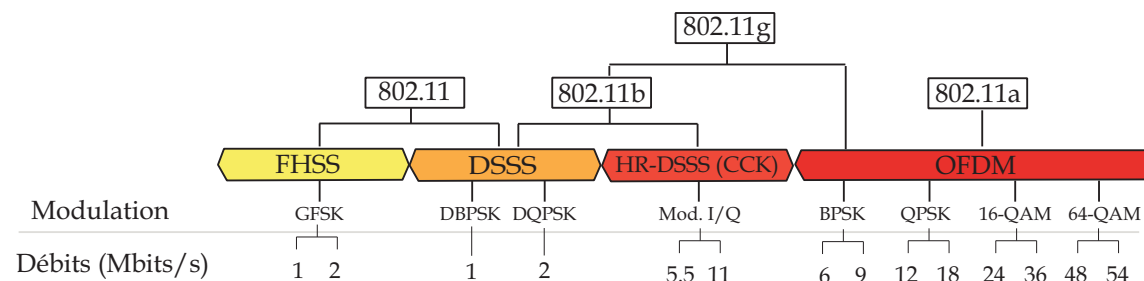


FIG. 1.4 – Récapitulatif de l'architecture des couches physiques IEEE 802.11

L'approche traditionnelle qui tend à diminuer la taille des bits transmis pour augmenter le débit s'avère être particulièrement affectée par le phénomène des trajets multiples. En effet, si la durée des symboles transmis est inférieure à la durée d'étalement temporel du

canal, il ne sera pas possible de comprendre un message où plusieurs symboles arrivés à des moments différents se chevauchent au niveau du récepteur. Or, les technologies wLAN sont implantées dans des bâtiments où la densité des obstacles favorise l'apparition de multi-trajet. OFDM permet de palier à ce problème en émettant en parallèle des signaux plus longs en durée sur plusieurs porteuses. L'agrégation de plusieurs canaux lents permet de transmettre plus robustement des signaux sur un canal sensible aux trajets multiples.

Différentes techniques de modulation de phase (BPSK, QPSK, QAM...) sont définies en fonction du débit d'émission voulu. La figure 1.4 présente les types de modulation utilisés pour chaque débit.

Les douze canaux fréquentiels de la bande 5 GHz, présentés dans la figure 1.1, ne se recouvrent pas et l'ensemble des canaux est exploitable pour l'allocation des fréquences aux points d'accès. Par contre, l'extension 802.11g exploite les mêmes techniques (OFDM et modulations associées) mais dans la bande de fréquences 2.4 GHz. Si l'on observe la forme du spectre obtenu après étalement et modulation du signal 802.11g de la figure 1.3, on se rend compte que l'on est confronté au même problème de recouvrement spectral qu'en 802.11b, ce qui interdit d'allouer deux canaux adjacents à deux AP voisins.

De plus, si l'on compare le spectre 802.11g et le spectre 802.11b, on se rend compte que le recouvrement entre deux canaux espacés de plus de 22 MHz (4 canaux) est plus important en 802.11g que celui observé en 802.11b. Il en résulte que les performances d'un réseau planifié en 802.11g dépendent encore plus d'une allocation optimale des canaux et de la minimisation du recouvrement entre les zones de services des AP qu'un réseau en 802.11b.

Cette même figure 1.4 récapitule les différentes technologies d'accès, les types de modulation et les débits atteints pour chaque norme 802.11.

Rapidité de modulation et qualité du signal

Pour connaître la vitesse de transmission et la taille d'un paquet reçu par la couche physique, le débit de transmission de l'entête contenant ces informations est fixé à 1 Mbits/s pour FHSS, DSSS et HR-DSSS et 6Mbits/s pour OFDM. Ainsi, lors de la réception d'un paquet, il est possible par la lecture de l'entête d'adapter la couche physique à la rapidité de modulation qui a permis d'encoder le paquet. Le choix de la vitesse de transmission est régi par la technique de modulation employée par le fabricant. Ainsi, pour que l'on puisse comprendre tous les symboles transmis, il faut un rapport signal sur interférences (SIR) supérieur à un seuil donné et un niveau de puissance reçue supérieur à une valeur limite.

Par exemple, la carte Lucent Orinoco[©] PCMCIA Silver/Gold basée sur la norme 802.11b change de débit d'émission avec les seuils de rapport SIR et de puissance reçue présentés dans le tableau 1.2.

	1 Mbits/s	2 Mbits/s	5.5 Mbits/s	11 Mbits/s
Seuils puissance reçue	-94 dBm	-91 dBm	-87 dBm	-82 dBm
Seuils SIR	4 dB	7 dB	11 dB	16 dB

TAB. 1.2 – Puissance et SIR Seuils pour la carte IEEE 802.11b Lucent Orinoco[©] PCMCIA Silver/Gold

1.1.3 La couche MAC 802.11

Cette couche met en place le protocole d'accès au canal. La couche MAC de IEEE 802.11 propose deux modes d'accès au canal :

- **Distributed Coordination Function (DCF)** : Un mode d'accès au canal dit à *compétition* qui propose un accès équitable au canal radio dont la gestion est réalisée de façon totalement distribuée entre les noeuds du réseau. Ce mode peut aussi bien être utilisé en mode ad-hoc qu'en mode infrastructure.
- **Point Coordination Function (PCF)** : Un mode d'accès au canal dans lequel les stations de base ont la charge de la gestion de l'accès au canal dans leur zone de couverture pour les mobiles qui leur sont rattachés. Ce protocole appartient à la famille des protocoles dits à *réserve*. Il ne peut être utilisé pour des réseaux ad-hoc multi-sauts puisqu'il n'y a pas de noeud fixe qui puisse prendre en charge la coordination du réseau.

Ces deux modes d'accès sont décrits brièvement dans les deux paragraphes suivants.

Le mode PCF

PCF, le mode d'accès sans contention, est un mode d'accès complémentaire au DCF. Il est utilisé pour implémenter des services temps réel, comme la transmission de voix ou de vidéo. Ce système met en oeuvre un accès contrôlé au médium à l'aide d'un système de réservation. Un point d'accès fonctionnant en mode PCF est une station qui dispose de la fonction de coordination. La fonction de coordination utilise une structure temporelle de *super-trame* présentée dans la figure 1.5.

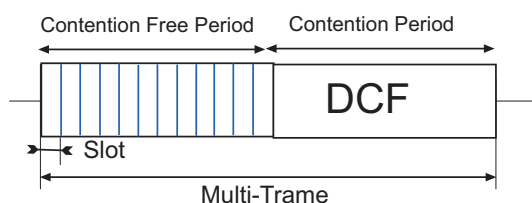


FIG. 1.5 – Structure temporelle de la super-trame PCF

Cette super-trame permet de régir le partage du temps d'accès au canal de communication entre les deux périodes suivantes :

- la période sans contention** (CFCP : Contention Free Period) : Dans cet intervalle de temps, l'accès au médium est réglé par un multiplexage temporel du canal pour les communications gérées par la fonction de coordination.
- la période de contention** (CP : Contention Period) : C'est dans cet intervalle de temps que les stations demandent à la fonction de coordination de pouvoir émettre dans la période CFCP. L'accès au médium radio dans cette période se réalise alors en mode DCF.

Il faut souligner que le mode PCF est une option de 802.11 et que peu de réseaux l'utilisent. En effet, même en mode infrastructure, l'accès en mode DCF permet d'obtenir un débit de transmission bien meilleur que le mode PCF.

Le mode DCF

Ce mode d'accès permet de donner la parole aux différents noeuds du réseau par la mise en place d'une technique d'accès distribuée proche des techniques d'accès à compétition

que l'on peut trouver dans les communications filaires (Ethernet, 802.3). DCF dispose de deux modes de fonctionnement : l'accès en mode station de base et le mode RTS/CTS. Le mode RTS/CTS a été conçu pour palier au problème des noeuds cachés survenant principalement en mode ad-hoc. Il est présenté à la fin de cette partie. Une description de son fonctionnement et une évaluation de ses performances à la fois par la modélisation et l'expérimentation sont présentées dans la thèse de Dominique Dhoutaut [15].

Le mode DCF est composé des éléments suivants :

- le mécanisme CSMA/CA,
- le tirage aléatoire de backoff,
- les durées IFS.

Carrier Sense Multiple Access / Collision Avoidance (CSMA/CA). Dans les réseaux filaires, lorsqu'un émetteur souhaite envoyer un signal sur le canal, il est capable de détecter la présence d'une communication coexistante sur le médium de transmission. En effet, s'il émet un signal sur le canal filaire et qu'il ne retrouve pas son propre message sur le câble, il peut en déduire qu'il y a eu une collision avec un signal également présent sur le médium. Cette détection de collision est la base de la technique d'accès CSMA/CD (Collision Detection). En CSMA/CD, s'il y a détection de collision, l'émetteur cherche à émettre à nouveau ses données après un temps d'attente aléatoire. La détection de collision est possible car la distance de transmission dans un câble est limitée de sorte que les niveaux de puissance de tous les signaux émis sur le support sont du même ordre de grandeur.

La transmission dans l'environnement radio ne permet pas d'utiliser la même technique d'accès car dans un environnement ouvert, l'atténuation des ondes est bien plus importante que dans un câble de transmission. Ainsi, si deux émetteurs distants A et B transmettent une trame simultanément et qu'ils cherchent à détecter une collision, ils mesureront un signal identique à celui qu'ils émettent (S_E) car le niveau de puissance du signal de l'autre émetteur (S_I) n'est pas suffisamment puissant pour modifier le signal émis (S_E). Du point de vue d'un émetteur, il n'y a donc jamais de collision dans une transmission radio.

En pratique, les collisions se passent toujours au niveau des récepteurs qui reçoivent plusieurs signaux en même temps. La première caractéristique du mode DCF est d'utiliser des acquittements pour stipuler que le message a bien été reçu. Si l'acquittement ne parvient pas à l'émetteur, celui-ci retransmet les paquets non acquittés.

Ethernet prévoit d'observer l'état du canal avant d'émettre ses données. Si le canal est libre, alors la trame est émise. Si une collision est détectée, la trame est ré-émise après une durée d'attente aléatoire. Or, avec le médium radio, il n'est pas possible de détecter les collisions. Par conséquent, un autre mécanisme qui conditionne l'autorisation d'émission a été défini : chercher à s'assurer que le médium radio est réellement libre avant d'émettre.

Le principe retenu en mode DCF est d'attendre une période de durée aléatoire appelée *backoff* avant d'émettre. Si pendant cette durée aléatoire aucune communication n'est détectée sur le médium, on considère que le médium est libre et on émet sa trame. La figure 1.6 schématise ce qui se passe lorsque deux mobiles à portée de communication veulent émettre vers un troisième et que le canal devient libre.

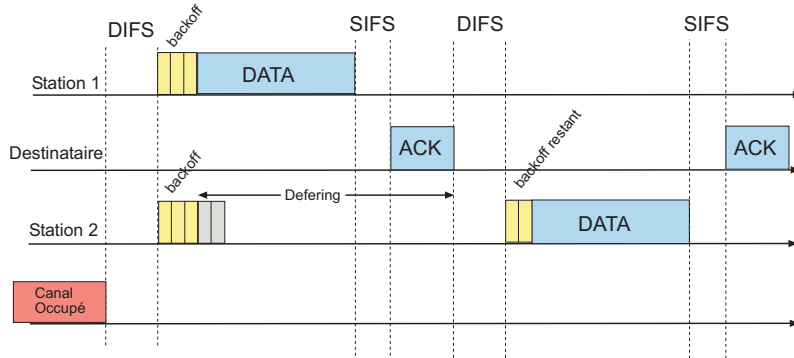


FIG. 1.6 – Accès au canal en mode DCF. Source [15]

Le backoff est tiré aléatoirement par chaque station qui souhaite accéder au canal quand celui-ci est libre. Le mode de tirage du backoff est présenté plus loin. Dans la figure 1.6, c'est la station 1 qui accède en premier au canal car elle a tiré un backoff plus petit que la station 2. La station 2 se rend alors compte de l'activité sur le canal et va attendre la fin de la transmission en cours. Elle se met en mode *deferring*. Le récepteur va acquitter son message à l'aide d'une trame ACK reçue par les deux stations. La station 2 va alors sortir du mode *deferring* et décrémenter le reste de son backoff. S'il n'y a pas d'autre émission détectée pendant ce temps, elle émet ses données.

Le Tirage aléatoire du backoff. C'est un moyen de lutter contre les collisions dans la norme 802.11. Nous présentons son calcul car c'est un élément clé du modèle d'évaluation de performance du mode DCF exploité dans la définition du critère de planification de QoS présenté dans la partie 5.2.3. Le temps de backoff est calculé de la façon suivante :

$$BackoffTime = Random() \times aSlotTime$$

La quantité *aSlotTime* représente la durée d'un slot de temps défini par la couche physique qui vaut par exemple $20 \mu s$ en DSSS. *Random()* représente un nombre aléatoire choisi entre 0 et la taille de la fenêtre de contention *CW*.

La taille de la fenêtre de contention *CW* varie avec le nombre de retransmissions de paquets. Sa valeur initiale est *aCWmin* et s'il y a échec de transmission d'un paquet, *CW* est multipliée par 2. La valeur du backoff est alors tirée au sort dans une plus grande fenêtre. L'augmentation de la taille *CW* est bornée par la valeur *aCWmax*. Si au bout de *nbEssaisMax* le paquet n'est pas transmis avec succès, il est abandonné et la station traite le paquet suivant dans sa file d'attente.

Les durées IFS. La norme IEEE 802.11 définit des temps intertrame variables qui permettent de faire varier la priorité d'accès au médium de certains paquets. Plus l'intertrame est courte pour une station, plus son accès est prioritaire car le temps mis pour accéder au médium est plus faible. On retrouve ces durées sur le schéma de communication de la figure 1.6. Les quatre durées IFS utilisées dans la norme 802.11 sont les suivantes :

SIFS (Short Inter-Frame Spacing) : c'est la durée la plus courte. Elle permet à l'accusé de réception de précéder toute autre transmission qui pourrait débuter en même temps. De la sorte, on garantit que l'accusé de réception soit transmis avant tout autre paquet en attente.

PIFS (Priority Inter-Frame Spacing) : cette durée est utilisée pour l'envoi d'un paquet en mode d'accès PCF.

DIFS (Distributed Inter-Frame Spacing) : cette durée est plus longue que les durées SIFS et PIFS. DIFS est utilisé avant l'envoi d'un paquet en mode d'accès DCF.

EIFS (Extended Inter-Frame Spacing) : cette durée est utilisée si la couche PHY indique que la trame reçue est erronée. EIFS assure la transmission d'accusés de réception d'autres stations. C'est la durée la plus longue parmi tous les IFS. Si pendant un temps EIFS il y a réception d'une trame correcte, EIFS est stoppé et la station repasse en mode d'accès normal en attendant DIFS.

Les durées IFS sont des éléments importants de l'évaluation de performances de 802.11 car leurs valeurs influent directement sur l'utilisation globale de la bande passante par les stations.

Le mécanisme RTS/CTS. Ce mécanisme optionnel est une technique de contrôle du canal par échange de paquets d'appel. Il est lié à la situation des nœuds cachés décrits dans la figure 1.7. Dans cette figure, de par la présence d'un obstacle, on observe que les stations A et C voient toutes les deux la station centrale B tandis qu'elles ne se voient pas entre elles. Ainsi, quand la station A communique avec la station B, la station C ne s'en aperçoit pas. De ce fait, C trouvera le canal libre et émettra des données si elle le souhaite, données qui entreront en collision avec la communication de A vers B.

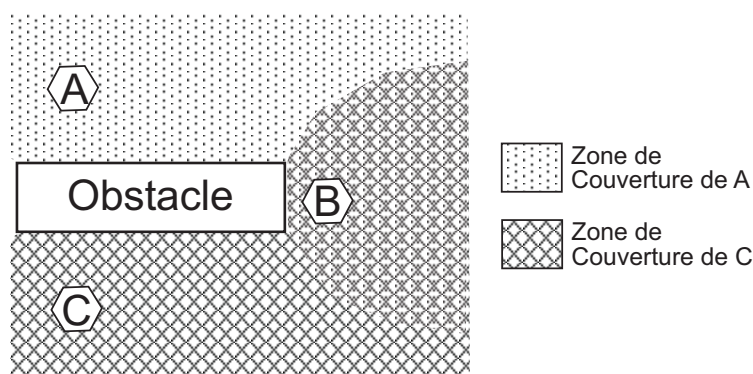


FIG. 1.7 – Disposition de nœuds cachés.

C'est pour empêcher les conséquences néfastes de cette configuration que le mécanisme RTS/CTS a été mis en place. Avant d'envoyer un paquet de données, la station source envoie à la station destination un paquet spécial d'appel RTS (Request To Send). Si ce paquet est reçu par la station destinataire, cette dernière répond par un paquet CTS (Clear To Send). Si la station source reçoit convenablement ce dernier paquet, elle peut prendre la main à la fin de la transmission du CTS et envoyer son paquet de données. C'est ce paquet CTS qui sera à la fois reçu par A et C et qui permettra à C d'être au courant de la future communication qui engagera B et une autre station. Si la communication entre A et B est correcte, un accusé de réception est envoyé par la station destinataire B. Ainsi, C qui reçoit également l'accusé de réception, sait que le médium radio est libre. S'il y a échec de transmission soit du RTS, soit du CTS ou absence d'accusé de réception, toute la procédure est reprise.

Un autre mécanisme, le vecteur d'allocation NAV (Network Allocation Vector), est associé au RTS/CTS. Il a pour rôle d'améliorer le contrôle de l'accès au canal. Les paquets RTS et CTS portent dans leurs champs une indication spécifique qui donne la durée du

cycle de transmission complet (RTS/CTS, trame de données et accusé de réception). Ceci permet aux stations dans le voisinage de connaître la durée du cycle complet de la transmission à venir. A la réception du RTS ou du CTS, chaque station met à jour son vecteur d'allocation NAV. Une station ne peut transmettre de trame avant la fin complète du cycle de transmission.

1.1.4 Le déploiement de réseaux sans-fil

Avec l'expansion des réseaux WLAN depuis le début des années 2000, un nombre sans cesse croissant d'intégrateurs réseaux s'investissent dans le déploiement de réseaux locaux sans-fil. Avec leur expertise, ils ont mis en place un processus de déploiement en 3 étapes :

1. Mesure et analyse du site,
2. Installation du réseau : positionnement des AP et allocation des canaux,
3. Tests de fonctionnement.

L'analyse du site client passe par la mise en place temporaire de points d'accès de test et par la mesure de leur couverture radio. Ces mesures sont alors analysées par l'expert radio qui choisit les positions permettant de couvrir la totalité de la surface. Or, pour s'assurer de la fourniture du service dans tout le bâtiment, les experts ont tendance à surestimer volontairement le nombre de points d'accès.

Cette surestimation du nombre de points d'accès a pour effet de rendre l'allocation de canaux très délicate. En effet, la taille des zones de recouvrement entre les différentes zones de services des points d'accès est alors trop importante pour trouver facilement une solution au problème d'allocation de canaux. Cette surestimation a donc un effet naturel de dégradation du service.

L'apparition de la norme 802.11a à 5GHz a permis de trouver une solution temporaire au problème de planification et d'allocation de canaux. En effet, les installateurs ont alors diminué la densité des points d'accès en 802.11b pour introduire un second réseau fonctionnant à 5 GHz et ainsi améliorer le service de couverture sans pour autant dégrader le réseau par la présence d'interférences.

Des travaux [16, 17] ont proposé et analysé différents choix que peut faire l'installateur lors du déploiement. Ces choix permettent de le guider sur le positionnement des points d'accès et le choix de leurs caractéristiques. Néanmoins, très vite, des algorithmes de planification automatique basés sur la prédiction de la couverture radio ont été proposés. En effet, la nature empirique du déploiement radio ne permet pas de faire face à la complexité intrinsèque du problème. La principale difficulté qui ne peut être prise en compte par un déploiement manuel est l'antagonisme des deux objectifs que sont la couverture radio et la minimisation des interférences.

1.2 Variables et paramètres du problème wLP

1.2.1 Le nombre de points d'accès N

La planification d'un réseau cellulaire a pour objectif de déployer des réseaux de communication mobiles à grande échelle. Chaque station de base (BTS) à implanter présente un coût important pour l'opérateur de radiocommunications. C'est pourquoi, il est important, lors du déploiement de ce type d'infrastructure, de minimiser les coûts d'installation. Ces coûts d'installation sont principalement proportionnels au nombre de stations de base installées. Ainsi, la majorité des algorithmes de planification cellulaire considèrent que le nombre de BTS est une variable du problème ([18, 19, 20, 21, 22, 7]).

Le déploiement d'un réseau WLAN est bien moins onéreux. En effet, son étendue est plus petite car il est réalisé à l'échelle d'un bâtiment ou d'un campus. De plus, le coût d'achat d'un point d'accès est bien plus faible (~ 70 €) que celui d'une station de base GSM (~ 300000 €). Le montant de l'investissement pour installer un réseau WLAN n'a pas de commune mesure avec les dépenses relatives à la mise en place d'un réseau de téléphonie mobile.

Il semble ainsi, de prime abord, que la minimisation du nombre de points d'accès ne soit plus un objectif essentiel du déploiement WLAN. C'est pourquoi les travaux présentés dans [23, 24, 25, 26, 27, 28, 29, 30, 31, 32] fixent le nombre de points d'accès dans les algorithmes de recherche. Ces travaux se distinguent de la suite par deux caractéristiques : l'objectif est d'assurer la couverture avec un nombre d'AP est fixé à l'avance. Le choix délicat du nombre d'AP relève alors de l'expertise de l'installateur qui va planifier le réseau.

Pourtant, lorsque le nombre de points d'accès est surestimé, la configuration de points d'accès obtenue conduit à un fonctionnement fortement dégradé par les interférences entre canaux. Comme nous l'avons souligné dans la description des techniques de déploiement empiriques (1.1.4), il est nécessaire de choisir un nombre juste de points d'accès. C'est pourquoi, les travaux présentés dans [33, 34, 35, 36, 37, 38, 39, 40, 41, 42, 43, 44] considèrent le nombre de point d'accès comme une variable du problème.

Si le nombre de points d'accès N est fixé et que l'on travaille avec un ensemble discret des positions candidates de taille M , le cardinal de l'espace des solutions vaut C_M^N . Le fait de considérer le nombre de points d'accès N comme une variable du problème complexifie la recherche car l'espace des solutions devient bien plus important. En effet, s'il est possible de définir une borne maximale N_{max} du nombre de points d'accès, le cardinal de l'espace de recherche est :

$$Card(E) = \sum_{N=1}^{N=N_{max}} C_M^N$$

1.2.2 La position des AP

La principale variable du problème wLP est la position physique des points d'accès. Pour chaque AP, il est nécessaire de déterminer ses coordonnées (x, y, z) dans le bâtiment. La troisième variable z n'est pas définie quand les prédictions de couverture radio sont planaires. Selon la formulation du problème wLP, ces trois variables de position sont soit *continues*, soit *discrètes*. Dans ce dernier cas de figure, le problème wLP cherche une répartition des AP en sélectionnant un sous-ensemble de positions parmi un ensemble discret de *positions candidates*.

L'espace des positions des antennes est paradoxalement bien plus grand pour la planification WLAN que pour la planification cellulaire [8, 9]. En effet, en GSM, il existe peu de lieux d'implantation autorisés, le choix des positions candidates étant non seulement

contraint par la géographie des lieux, mais également par l'obtention d'autorisations d'implantation des stations de base. C'est pourquoi on retrouvera plus souvent en planification cellulaire un ensemble de positions discrètes de stations de base pour lesquelles il faudra trouver la meilleure configuration antennaire possible. Le choix de la configuration antennaire permet de palier au faible degré de liberté que comportent les variables de position [18].

En planification WLAN, ce sont les premiers travaux qui ont considéré un espace continu des positions [33, 25, 23, 26, 24, 31]. Avec l'augmentation de la surface à planifier, la formulation discrète des positions s'est avérée bien plus abordable et ce pour deux raisons :

1. la diminution de la taille de l'espace de recherche,
2. la similarité des positions candidates présentes dans une même pièce.

En effet, on se rend compte sur la figure 1.8 que la différence entre les couvertures radio de 2 AP présents dans la même pièce est faible à l'échelle du bâtiment. On peut alors considérer qu'un point d'accès présent au centre d'une pièce est représentatif des autres positions candidates de la pièce et ainsi passer d'un espace continu des positions à un espace discret.

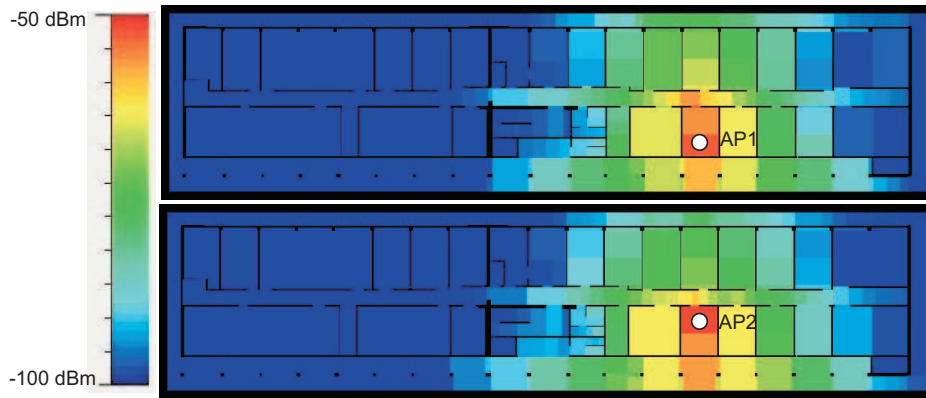


FIG. 1.8 – Comparaison des cartes de couverture simulées de deux points d'accès présents dans la même pièce.

Les autres articles de la bibliographie [35, 34, 27, 24, 37, 36, 40, 38, 41, 39, 42, 43, 29, 44] définissent un espace discret des positions candidates.

1.2.3 Les paramètres antennaires

Il est possible de choisir 3 types de paramètres antennaires pour modifier la carte de couverture d'un émetteur k :

1. la puissance d'émission : P^k
2. l'azimut : Ψ^k
3. le tilt : Θ^k

Le tilt et l'azimut d'une antenne sont définis à partir du système de coordonnées sphériques. En planification cellulaire, ces trois paramètres sont exploités et ont une importance significative. Ce n'est pas tant la puissance d'émission qui est intéressante sur une station de base GSM mais surtout l'azimut et le tilt. L'azimut permet d'orienter les secteurs vers des zones précises du plan et le tilt permet de régler la taille de la zone de couverture de l'antenne. Un tilt élevé crée une petite cellule tandis qu'une antenne faiblement tiltée

présente une portée de communication importante. Ce type de cellule peut alors créer des zones de résurgence du signal à grande distance. En planification cellulaire, le tilt Θ permet d'obtenir des cellules connexes et ainsi de diminuer les interférences occasionnées par celles-ci. *Adel Jedidi* étudie en détails cette problématique dans ses travaux de thèse [18].

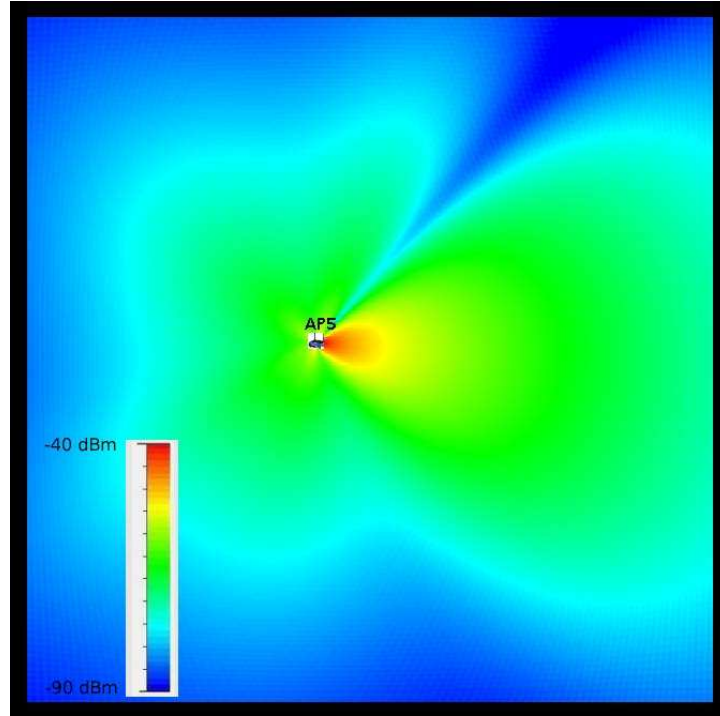


FIG. 1.9 – Simulation du rayonnement en champ libre d'une antenne directionnelle WLAN ($G_0 = 4\text{dBi}$, ouverture = 60°) obtenue avec WILDE (cf. partie 2.3).

Les points d'accès WLAN sont équipés d'antennes moins évoluées que les stations de base GSM. Il existe des points d'accès équipés d'antennes omnidirectionnelles ou directives. Le diagramme de rayonnement azimutal d'une antenne directionnelle peut s'assimiler à une antenne quasi-omnidirectionnelle pour laquelle il existe un gain plus important (+3dB à +5dB) sur une moitié du diagramme comme le présente la figure 1.9.

Il n'est pas possible d'incliner une antenne et ainsi de faire varier son tilt. Cette variable importante de la planification cellulaire n'est pas exploitable en planification WLAN.

Il est possible de modifier la puissance d'émission d'un point d'accès par paliers, lesquels sont définis par les constructeurs.

Les seuls paramètres antennaires WLAN sont :

- l'azimut Ψ^k ,
- la puissance d'émission P^k .

Modifier la position $p = (px, py)$ d'un point d'accès permet de compenser ce manque de paramètres antennaires. En effet, le déplacement Indoor permet de jouer sur le diagramme de rayonnement du fait de la répartition plus dense des obstacles (murs, portes...). La position des points d'accès est donc un des principaux paramètres à régler.

Stamatelos et Ephremides [24] font partie des premiers chercheurs à avoir proposé une formulation au problème de planification WLAN en 1996. Ils ont alors déjà pris en compte la puissance d'émission en définissant une variable p continue. *Bahri et Chamberland* [41], *Wong et al.* [35] recherchent à la fois la position et la puissance d'émission du nombre minimal de points d'accès. L'ensemble des puissances d'émission est discret pour eux.

Les seuls travaux qui mettent en oeuvre la directivité des AP sont proposés par *Aguado et al.*[30]. L'obtention de la direction d'émission est traitée comme un problème à part entière où l'on recherche l'orientation optimale des N émetteurs dans un ensemble discret d'orientations possibles. Ce scénario d'optimisation considère que la position, le nombre et la puissance des AP sont déjà fixés.

En résumé. Une configuration de points d'accès se compose toujours :

- * du nombre de points d'accès : N
- * de la position de chaque point d'accès : $(p^1, \dots, p^k, \dots, p^N)$

Les variables suivantes peuvent être exploitées :

- * la puissance d'émission des points d'accès : $(P_E^1, \dots, P_E^k, \dots, P_E^N)$
- * l'azimut des point d'accès : $(\Psi^1, \dots, \Psi^k, \dots, \Psi^N)$

1.3 Les objectifs de la planification

Au-delà de l'objectif initial d'assurer la couverture radio en tout point, la planification doit permettre d'optimiser le réseau relativement à des critères plus élaborés. Cette section présente les objectifs de planification que l'on définit usuellement pour obtenir une certaine qualité de services de la part du réseau WLAN. Un objectif de planification est défini comme suit :

Definition 2 *Un objectif de planification est une mesure des performances du réseau sans-fil à optimiser pour un type de service donné.*

La mesure choisie peut être plus ou moins complexe à calculer et mettre en jeu des modèles plus ou moins précis pour décrire le service choisi. Nous commençons par présenter les notations utilisés dans la suite du manuscrit. Puis, une présentations des objectifs de planification définis dans la littérature est proposée. Ces objectifs permettent d'optimiser la couverture, le recouvrement et la répartition du débit dans un réseau. Cette section se termine par la présentation de deux modèles qui permettent d'estimer le débit offert aux utilisateurs du réseau et de quantifier la puissance des interférences. Ces modèles seront utilisés dans la mise en oeuvre de nos propres critères.

1.3.1 Notations

Un objectif de planification peut soit s'appliquer à une portion du plan, soit à un ensemble discret de points de tests. Dans la suite du mémoire, nous désignons par :

P	le plan qui représente l'environnement en 2 dimensions de taille $N_X \times N_Y$,
$b_l, l \in [1..N_P]$	un point de test positionné à l'abscisse $i_l \in [1..N_X]$ et à l'ordonnée $j_l \in [1..N_Y]$,
$\mathbf{E}_{TP}$	l'ensemble des points de test de cardinal N_P ,
$\mathbf{E}_{AP}$	l'ensemble des AP candidats de cardinal M ,

Une zone rectangulaire du plan P est désignée par le terme de *bloc*. Elle est représentée dans la figure 1.10 et définie comme suit :

Definition 3 *Un bloc B_l est une zone rectangulaire dont le coin haut gauche se situe a la position $p = (px, py)$ et dont les dimensions sont données par $s = (nx, ny)$.*

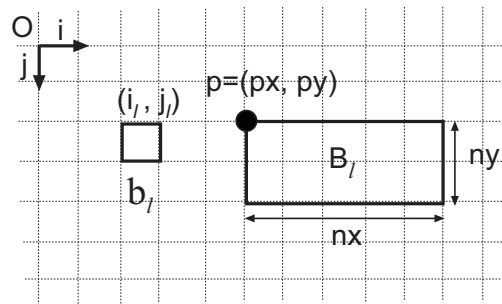


FIG. 1.10 – Représentation du point de test b_l et du bloc B_l .

Dans la suite du manuscrit, les notations suivantes sont utilisées :

F_l^k	la puissance reçue en dBm en b_l de l'AP k ,
$F_l^{BS} = \max_{k \in [1, N]} F_l^k$	la puissance en dBm du signal le plus fort (Best Serveur) en b_l ,
$A_l^k = P^k - F_l^k$	l'atténuation en dB du signal émis par l'AP k en b_l ,
$A_l^{BS} = \min_{k \in [1, N]} A_l^k$	l'atténuation en dB du signal le plus fort (Best Serveur) en b_l ,
P_l^n	la puissance du bruit en dBm en b_l ,
S_q	seuil de qualité en dBm,
$SNR_l = F_l^{BS} - P_l^n$	le rapport signal sur bruit en dB en b_l ,
NI_l	le nombre d'interférents en b_l .
SIR_l	le rapport signal sur interférences en dB en b_l ,

Pour un utilisateur mobile, le rapport signal sur interférences au point b_l a pour forme générale :

$$(SIR_l)_{mW} = \frac{F_l^{BS}}{(P^n)_{mW} + (PI_l)_{mW}} \quad (1.1)$$

PI_l représente la puissance en mW des signaux qui interfèrent avec le signal utile au point b_l . Le détail du calcul de la puissance des interférents est détaillé ci-après à la page 35.

Definition 4 Une carte de couverture $\mathcal{C}$ est une représentation en deux dimensions de la puissance du signal Best Serveur F_l^{BS} en chaque point du plan :

$$\mathcal{C} = \{F_l^{BS}, b_l \in \mathbf{E}_{TP}\} \quad (1.2)$$

Definition 5 La cellule C_k est formée par l'ensemble des points couverts par le point d'accès k au-dessus du seuil de qualité S_q et où cet AP est Best Serveur :

$$C_k = \{b_l / F_l^k \geq S_q ; F_l^k > F_l^m \forall m \in \mathbf{E}_{AP}\} \quad (1.3)$$

1.3.2 Les objectifs de couverture radio

Le premier service que doit offrir un réseau est la fourniture d'accès. Pour un réseau sans-fil, du fait de la nature du médium radio utilisé, il est nécessaire de garantir un accès aux utilisateurs sur tout le bâtiment en proposant un canal de communication de qualité.

Il est possible de formuler mathématiquement un critère de couverture à partir de plusieurs grandeurs dérivées de l'estimation de la puissance reçue et du bruit ambiant au point b_l .

DÉFINITION DE LA COUVERTURE RADIO

La grandeur communément utilisée est basée sur la notion de couverture radio. Un point b_l du plan P est couvert par le réseau si la puissance du signal F_l^k qu'il reçoit depuis au moins un point d'accès k du réseau est suffisante pour pouvoir comprendre le message transmis. Cette condition s'exprime par l'équation 1.4 :

$$b_l \in P \text{ couvert} \iff \exists k \in \mathbf{E}_{\mathbf{AP}} \text{ tq. } F_l^k \geq P_l^n + S \quad (1.4)$$

Dans l'équation 1.4, S représente le rapport signal sur bruit minimal qui permette de garantir un taux d'erreur acceptable et $\mathbf{E}_{\mathbf{AP}}$ l'ensemble des points d'accès présents sur le plan P . On désigne par le terme *trous de couverture* les portions du plan qui ne respectent pas la contrainte de couverture.

Bahri et Chamberland [41], *Wong et al.* [35], *Prommak et al.* [36], *Amaldi et al.* [44] décrivent le problème de planification à l'aide d'un programme linéaire. Ils imposent une **contrainte dure de couverture** où tous les points du plan doivent satisfaire la condition de l'équation 1.4. L'objectif principal de planification est soit la minimisation du nombre de points d'accès, soit l'obtention d'une qualité de service adéquate. La contrainte de couverture garantit l'absence de trou de couverture.

MAXIMISATION DE LA SURFACE COUVERTE

Frühwirth et Brisset [34], *Anderson et McGeehan* [33] et *He et al.* [28] proposent de **maximiser le nombre de points du plan couverts**. *Frühwirth et Brisset* et *He et al.* travaillent avec un nombre de points d'accès constant tandis qu'*Anderson et McGeehan* minimisent le nombre d'AP. Le même objectif est présenté par *Stamatelos et Ephremides* [24] sous la forme d'une minimisation du nombre de points de test non couverts avec N fixe.

MAXIMISATION DE LA COUVERTURE GLOBALE

Mateus et al. [29] définissent un critère de couverture qui **maximise la somme des puissances reçues** en chaque point de test. *Maksuriwong et al.* [39] proposent de **maximiser le rapport signal sur bruit moyen** obtenu pour tout le plan. Ces deux critères ne garantissent pas l'absence de trous de couverture. En effet, la somme des puissances reçues ou le SNR moyen ne rendent pas compte de la présence ou non de ces trous.

OPTIMISATION CONJOINTE DE LA COUVERTURE GLOBALE ET LOCALE

Sherali et al. [25] proposent un critère unique qui **minimise à la fois l'atténuation moyenne du signal et l'atténuation maximale de chaque point de test**. Le critère d'optimisation f à minimiser agrège deux objectifs f_1 et f_2 comme présenté dans l'équation 1.5.

$$\text{Minimiser } f = \alpha \cdot f_1 + (1 - \alpha) \cdot f_2 \quad (1.5)$$

Le premier objectif f_1 est donné par :

$$f_1 = \sum_{l=1}^{N_P} w_l [A_l^{BS} + \mu \max(0, A_l^{BS} - A_{max})] \quad (1.6)$$

Il calcule la moyenne pondérée des atténuations obtenues en chaque point de test et y ajoute un terme de pénalité ($\mu \max(0, A_l^{BS} - A_{max})$). Ce terme est nul quand l'atténuation A_l^{BS} de l'AP Best Serveur au point l est inférieure à l'atténuation maximale tolérée A_{max} , c'est-à-dire quand la contrainte de couverture est respectée. Cette pénalité renforce le coût des solutions qui présentent des trous de couverture. Le critère f_1 favorise le choix de solutions présentant une puissance moyenne reçue élevée.

Le second objectif f_2 est donné par :

$$f_2 = \max_{l=1 \dots N_P} w_l [A_l^{BS} + \mu \max(0, A_l^{BS} - A_{max})] \quad (1.7)$$

Il recherche la plus grande atténuation présente parmi tous les points de test. Ce critère permet de pénaliser des solutions qui présentent des trous de couverture et donc d'optimiser localement la couverture radio. Cette plus grande atténuation est également pondérée par le terme de pénalisation à seuil ($\mu \max(0, A_l^{BS} - A_{max})$).

Les coefficients de pondération $w_l, l \in [1, N_P]$ permettent d'accorder plus ou moins d'importance à une zone du plan. La fonction objectif présente un paramètre α qui permet de définir quel objectif prime dans la recherche d'une solution.

Unbehauen et Kamenetsky [27], *Aguado et al.* [30] et *Ji et al.* [31] réutilisent la même définition du critère de couverture dans leurs travaux.

LES OBJECTIFS DE COUVERTURE À SEUIL

He et al. [28] utilisent un critère de couverture défini dans l'équation 1.8. Ce critère calcule la valeur moyenne de la puissance qui manque dans les trous de couverture. Pour tous les points de test b_l de l'ensemble des points de test **ETP**, on calcule l'écart entre la puissance reçue F_l^{BS} et la puissance minimale requise S_q si et seulement si la contrainte de couverture n'est pas respectée.

$$f_{seuil} = 1/N_P \cdot \sum_{l=1}^{N_P} \max(0, S_q - F_l^{BS}) \quad (1.8)$$

Nous proposons de formuler ce critère comme la valeur moyenne d'une **fonction de mesure** de la couverture radio **fmes_l** :

$$f_{seuil} = 1/N_P \cdot \sum_{l=1}^{N_P} \text{fmes}_l \quad (1.9)$$

Le critère proposé par *He et al.* [28] présente alors une fonction de mesure de la forme **fmes_l** = $\max(0, S_q - F_l^{BS})$. Les choix que nous avons effectués pour définir un critère de couverture nous ont mené à étudier plusieurs variantes de la fonction **fmes**. Ces variantes sont représentées sur la figure 1.11.

La figure 1.11-(a) représente la fonction de mesure qui associe un poids de 1 à chaque point non couvert. Cette fonction de mesure permet de calculer le pourcentage de surface non couverte.

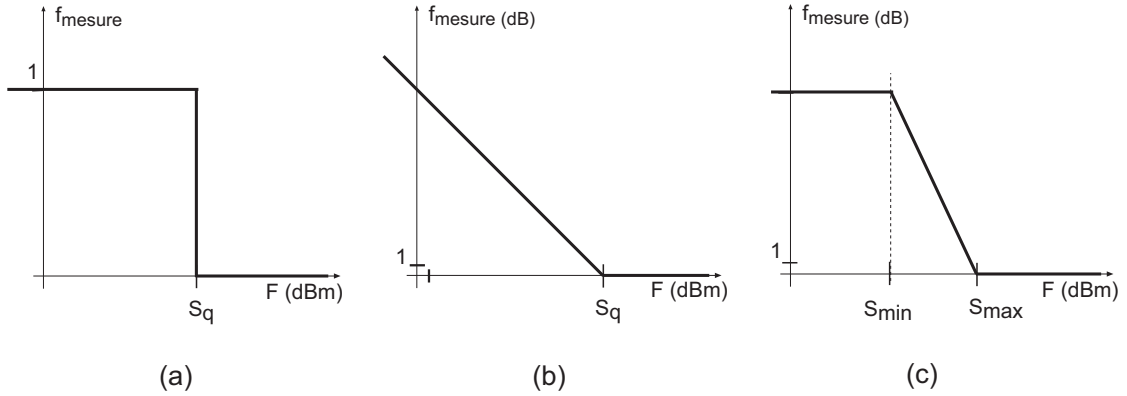


FIG. 1.11 – Représentation des fonctions de mesure de couverture à seuil.

La figure 1.11-(b) représente la fonction de mesure de *He et al.* On observe qu'elle n'est pas bornée quand F_l^{BS} tend vers $-\infty$. Ce type de fonction peut alors être biaisée par des variations locales de la puissance. Ainsi, un seul point non couvert à un niveau très faible peut entraîner une pénalisation trop forte.

Pour palier à cette évaluation peu discriminante, il peut être intéressant de borner la valeur de f_{mes} par une valeur maximale comme présenté sur la figure 1.11-(c) pour que la pénalisation soit identique à partir d'un seuil S_{min} donné. Dans la définition du critère de couverture que nous présentons au chapitre 5, nous exploitons ce formalisme pour définir une fonction de mesure de la couverture adéquate.

Wertz et al. [42] ont également proposé un critère basé sur une fonction de mesure de type rampe (cf. figure 1.11-(c)). Leur fonction est inversée car leur critère principal est à maximiser. Elle évalue chaque point de test par une valeur comprise entre 0 et 1. En dessous de la puissance minimale requise S_{min} , la contribution du point de test à l'objectif global est nulle. A partir d'une puissance supérieure à S_{max} , la contribution du point de test est bornée à $\Delta \in [0, 1]$.

L'objectif global est de maximiser la contribution moyenne calculée avec cette fonction de mesure. Le fait de borner la contribution permet de diminuer le biais introduit par les valeurs extrêmes de puissance.

La valeur de Δ est fixée en fonction du poids que l'on affecte au point de test courant b_l . Les auteurs ont défini 6 valeurs de $\Delta = (0, 0.2, 0.4, 0.6, 0.8, 1.0)$ permettant de définir 6 zones de service. Les points de test pourvus d'une valeur de $\Delta = 1.0$ auront une contribution plus importante que des points avec une valeur de Δ plus faible. Cette fonction d'évaluation de la couverture permet de différencier des zones de service et d'en tenir compte au moment de la planification du réseau.

LES OBJECTIFS DE COUVERTURE AVEC PRISE EN COMPTE D'UN MODÈLE DE CANAL RADIO

Pour pouvoir modéliser de façon plus fine le canal radio indoor, *Cheung et Murch* [26] ont proposé d'introduire un critère de couverture qui **minimise la valeur moyenne de la probabilité de coupure** P . Ils définissent la probabilité de coupure $P_{out}(i, j)$ au point b_l en fonction de l'estimation du rapport signal à bruit SNR_l et de la nature du canal indoor.

Le premier canal modélisé est un canal de Rayleigh et la probabilité de coupure associée est donnée par l'équation 1.10. Le second canal modélisé et présenté dans l'équation 1.11 tient compte des interférences co-canal.

$$P_{out}(i, j) = 1 - \exp \left[\frac{-\gamma_0}{SNR_l} \right] \quad (1.10)$$

$$P_{out}(i, j) = 1 - \prod_{i=1}^I \left[\frac{\Lambda_i}{\alpha + \Lambda_i} \right] \quad (1.11)$$

γ_0 représente le rapport signal à bruit minimal.

I est le nombre d'interférents co-canal présents au point b_l , $\Lambda_i = SNR_l / SNR_i^i$ le rapport signal sur interférences entre le signal Best Serveur et le i^{me} interférent co-canal et α un coefficient de protection.

He et al. proposent dans [28] un second critère qui **minimise le taux d'erreur bit** en chaque point de test. Le BER (Bit Error rate) est défini par le rapport entre le nombre de bits mal reçus et le nombre total de bits envoyés. Une valeur seuil de BER est fixée. Une solution de planification est évaluée en sommant les points où ce BER seuil est atteint.

L'estimation du taux d'erreur bit est réalisée pour un canal CDMA à large bande et un canal CDMA à bande étroite. Une telle estimation passe par le calcul en chaque point de test de la réponse impulsionnelle du canal. Ce calcul peut-être réalisé à l'aide de simulations de lancer de rayons mais il est très coûteux. Pour diminuer les coûts de calcul de la réponse impulsionnelle au moment de la planification, une simulation complète du canal radio de chaque système CDMA a été réalisée sur un environnement de test donné.

A partir des réponses impulsionnelles obtenues, des lois d'approximation du BER en fonction du rapport signal à bruit ont été définies. Dans la modélisation d'un système à bande étroite, seule la composante la plus forte de la réponse impulsionnelle a été prise en compte. Pour la modélisation du système large bande, les deux premières impulsions sont modélisées.

Les objectifs définis par *Cheung et Murch* et *He et al.* permettent de modéliser plus finement le comportement du canal radio. Leur efficacité dépend néanmoins de l'exactitude du modèle utilisé. Le modèle de probabilité de coupure de *Cheung et Murch* est théorique et n'a pas été validé par des tests réels. Le modèle de BER proposé par *He et al.* a l'avantage d'être adapté à l'environnement indoor qui a permis de le définir.

Finalement, dans ces approches, le critère basé sur le niveau de signal est remplacé par un critères basé sur le BER, qui est une fonction monotone du rapport signal à bruit. Les fonctions de mesure définies à la figure 1.11 peuvent également être utilisées pour ce critère. La principale différence pour sa mise en oeuvre tient dans la nécessité d'estimer le niveau d'interférences en chaque point, ce qui est coûteux.

1.3.3 Les objectifs de recouvrement et d'interférences

Le deuxième critère de planification communément rencontré a rapport aux interférences. En effet, la dégradation du débit fourni par le canal radio peut être liée à un rapport signal sur interférences trop faible.

Comme il a été présenté dans la description de la technologie IEEE 802.11, il est possible d'optimiser l'utilisation des ressources spectrales en répartissant au mieux les canaux affectés aux AP présents sur le site. L'allocation de ces canaux est un problème d'optimisation combinatoire qui peut se réduire au problème NP-complet de coloriage de graphes. Il est communément référencé par l'acronyme FAP (Frequency Assignment Problem).

En planification cellulaire, ce problème a été traité intensivement dans la littérature car la taille d'un réseau cellulaire et le nombre de canaux GSM rendent l'allocation de canaux très difficile. Il est le plus souvent traité après la phase de planification du réseau. En planification WLAN, le nombre de canaux et d'AP présents est moins important et des heuristiques plus simples donnent de bons résultats pour le FAP[14].

Quelques travaux, dont ceux de *Mathar et al.* [6] ont proposé de réaliser de façon conjointe à la fois l'allocation des canaux et la planification du réseau. Il en est de même en planification WLAN où *Bahri et Chamberlain* [41], *Mateus et al.* [29], *Molina et Gonzalez* [43], *Lee et al.* [38], *Prommak et al.* [36] et *Wertz et al.* [42] proposent de rajouter des variables permettant d'allouer les canaux aux points d'accès dans le processus de planification.

Le problème conjoint de planification et d'allocation des canaux est formulé à l'aide d'un programme linéaire ayant pour objectif principal de minimiser le nombre de points d'accès ou de répartir de façon homogène des ressources en bande passante. La forme générale de la contrainte sur les interférences est donnée par :

$$SIR_l \geq (SIR_l)_{min} \quad (1.12)$$

Cette équation est généralement appliquée au lien descendant, c'est-à-dire au niveau de la puissance reçue par le récepteur mobile et en considérant que seules les stations de base sont des éléments actifs du réseau.

La contrainte de SIR peut également être exploitée, comme l'ont proposé *Wong et al.*[35], sur le lien montant en utilisant les valeurs de puissances reçues par le point d'accès. *Wong et al.* ont traité le problème de planification WLAN pour la technologie CDMA. Cette technologie est particulièrement sensible aux interférences et il est nécessaire de garantir un SIR minimal aussi bien sur le lien montant que sur le lien descendant. Leurs travaux ne cherchent pas à allouer des canaux au moment de la planification puisque le système CDMA ne présente pas de multiplexage fréquentiel.

Les travaux de *Stamatelos et Ephremides* [24] et d'*Aguado et al.* [30] définissent un objectif principal qui a pour but de réduire le recouvrement entre les zones de service des points d'accès sans pour autant réaliser l'allocation des canaux. Si la taille des zones de recouvrement entre des points d'accès voisins est faible en surface, il sera bien plus aisé d'allouer des canaux par la suite.

Stamatelos et Ephremides proposent de minimiser à la fois la taille de la surface non couverte et la taille de la zone interférée. Cette minimisation est réalisée en définissant une fonction unique agrégée (cf. Eq. 1.5). La zone interférée est définie par l'ensemble des points où la contrainte de l'équation 1.12 n'est pas satisfaite.

Un objectif qui cherche à maximiser l'écart entre le signal Best Serveur F_l^{BS} et le signal interférent le plus fort a été proposé par *Aguado et al.*[30]. Il est défini par :

$$f = \frac{1}{N_P} \sum_{l=1}^{N_P} \min_{k \in [1, N], k \neq BS} | F_l^{BS} - F_l^k | \quad (1.13)$$

Cet objectif est agrégé en une seule fonction avec l'objectif de couverture défini par *Sherali et al.* (cf. Eq. 1.5). Le problème de planification tel qu'ils l'ont défini cherche à sélectionner des solutions qui couvrent tout l'environnement et qui minimisent le recouvrement entre les zones de service des AP.

1.3.4 Les objectifs de trafic et de qualité de service

Seuls les travaux les plus récents définissent des problématiques de qualité de service. Ils répondent à la nécessité de fournir des réseaux sans-fil qui garantissent une bande passante aux utilisateurs.

Les premières estimations de bande passante ont été réalisées à l'aide de la loi de Shannon-Hartley :

$$\tilde{d}u_l = \mathcal{B} \cdot \log_2 (1 + SNR_l) \quad (1.14)$$

Le débit $\tilde{d}u_l$ utilisé au point b_l est calculé connaissant la bande passante du signal $\mathcal{B}$ et le rapport signal à bruit SNR_l .

Adickes et al. [37] ont proposé en 2002 d'intégrer un objectif de QoS pour un ensemble de points, les TTP (Traffic Test Points), qui possèdent une demande de trafic que le réseau doit fournir. Ce placement des points de trafic s'inspire des travaux de planification cellulaire. L'estimation de la capacité que peut fournir un point d'accès est calculée à partir de la loi de Shannon-Hartley. La fonction objectif de trafic calcule le pourcentage de points TTP pour lesquels la contrainte de capacité minimale est remplie. La fonction de coût de trafic est optimisée en même temps que deux autres critères de couverture. La loi de Shannon-Hartley est une autre forme de critère de couverture. Dans le modèle proposé par *Adickes et al.*, la capacité des points d'accès n'est pas prise en compte et il est possible de trouver des solutions où un AP ne pourra fournir assez de bande passante à tous les TTP qu'il couvre.

Les travaux ultérieurs formulent le problème à l'aide d'un programme linéaire et s'assurent que le trafic total demandé par l'ensemble des TTP couverts par un AP n'excède pas sa capacité. *Prommak et al.* [36] ont fixé la capacité d'absorption de trafic d'un point d'accès à $C_{AP} = \beta C_0$, avec $\beta = 0.9$ et C_0 le débit le plus élevé que peut fournir l'AP (en 802.11b, $C_0 = 11$ Mbits/s). Le coefficient β permet de prendre en compte la perte de débit due aux techniques d'accès au canal radio (couche MAC). Nous allons voir ci-après que cette capacité est encore grandement surestimée.

En 2004, *Molina et Gonzalez* [43] combinent un critère de couverture et un critère de trafic. Ce dernier vérifie également que la demande des TTP n'excède pas la capacité du point d'accès fixée. De même, *Bahri et Chamberland* [41] imposent la même contrainte de trafic dans un programme linéaire qui minimise le nombre de points d'accès.

Les deux travaux proposés par *Lee et al.* [38] et *Amaldi et al.* [44] sont les premiers à avoir choisi de définir comme objectif principal d'optimisation un critère de qualité de service. Ils ont défini un modèle qui a pour objectif de répartir le mieux possible entre les TTP le débit fourni par les points d'accès. La couverture et le recouvrement sont pris en compte par la mise en place de contraintes.

Lee et al. [38] définissent la même contrainte de capacité sur les points d'accès $C_{AP} = \beta C_0$, mais leur objectif principal est de minimiser β pour obtenir une répartition uniforme du trafic sur les points d'accès.

Amaldi et al. [44] se placent dans le contexte des réseaux WLAN et considèrent qu'un seul canal est utilisé dans le réseau pour tous les points d'accès. L'analyse qu'ils ont effectuée du protocole d'accès CSMA/CA les a menés à définir une mesure qualitative de la capacité du réseau. Un utilisateur pourra accéder au réseau si tous ses interférents se taisent. Ainsi, la probabilité d'accès d'un utilisateur i au médium radio est de $1/nbInter(i)$, avec $nbInter(i)$ le nombre d'utilisateurs qui interfèrent l'utilisateur i . La mesure de capacité du réseau est la somme des probabilités d'accès pour tous les utilisateurs du réseau. L'objectif présenté

par *Amaldi et al.* est de maximiser la capacité du réseau sous la contrainte de couverture totale.

1.3.5 Résumé

Pour synthétiser les différentes approches étudiées dans cet état de l'art, un tableau récapitulatif des objectifs définis par chaque article cité est proposé ici. Les articles sont classés en fonction des 3 principaux objectifs de planification : couverture, interférences et QoS.

La première colonne stipule si le nombre de points d'accès N est variable et la seconde si l'objectif principal est de minimiser le coût, c'est-à-dire le nombre d'AP. Les objectifs de couverture sont répartis en fonction de la grandeur utilisée pour quantifier la couverture : la puissance reçue (P_R), le taux d'erreur bit (BER) ou le taux de coupure (TxC). Dans la description des objectifs d'interférences, il est précisé si l'allocation des canaux est effectuée conjointement à la planification (FAP). De plus, il est précisé si le critère d'interférences a été calculé en évaluant la taille des zones de recouvrement (Rec), le rapport SIR sur le lien descendant (S_{IRD}) ou le rapport SIR sur le lien montant (S_{IRM}).

	N var	min N	Couverture			Interférences				QoS
			P_R	B_{ER}	TxC	FAP	Rec	S_{IRD}	S_{IRM}	
Cheung et Murch[26]					×					
Sherali et al. [25]			×							
Fortune et al. [23]			×							
Ji et al. [31]			×							
Kamenetsky et Unbehaun [27]			×							
He et al. [28]			×	×						
Anderson et McGeehan [33]	×	×	×							
Maksuriwong et al. [39]	×	×	×							
Frühwirth et Brisset [34]	×	×	×							
Stamatelos et Ephremides [24]			×				×			
Mateus et al. [29]			×			×				
Aguado et al. [30]			×					×		
Wong et al. [35]	×	×	×					×	×	
Wertz et al. [42]	×		×			×		×		
Adickes et al. [37]	×	×	×							×
Prommak et al. [36]	×	×	×			×				×
Lee et al. [38]	×		×			×	×			×
Amaldi et al. [44]	×		×				×			×
Molina et Gonzalez [43]	×	×			×	×				×
Bahri et Chamberland [41]	×	×	×			×		×		×

Le critère principal défini par tous les travaux cités dans ce tableau est relatif à la couverture radio. Plusieurs formes de critères ont été proposées pour garantir un accès correct à une station mobile quelque soit sa position. Ces critères nécessitent tous une estimation du canal radio, soit parce qu'il faut connaître la puissance reçue en un point, soit parce qu'il faut connaître la réponse impulsionnelle du canal. Ainsi, la qualité des solutions obtenues par planification est fortement corrélée à la qualité des prédictions de couverture exploitées.

Or, comme nous le verrons dans la partie suivante 2.1 qui présente les modèles de prédiction de couverture, il est nécessaire de trouver un compromis entre la qualité des prédictions et le temps nécessaire à l'obtention d'une carte de couverture radio. En effet, une estimation précise de la couverture radio passe par des temps de calculs relativement longs tandis que l'utilisation de modèles plus simples permet d'estimer le canal bien plus

rapidement. La recherche d'un compromis entre temps de calcul et précision reste donc une problématique majeure.

Les critères qui traitent soit du recouvrement entre cellules, soit des interférences ont été pris en compte par la moitié des travaux présentés. En effet, les interférences sont une des causes majeures de dégradation du canal radio WLAN. La plupart des critères d'interférences présentés ci-avant considèrent que les seuls émetteurs actifs du réseau sont les points d'accès. De ce fait, ils ne tiennent compte que des interférences présentes sur le lien de communication descendant, c'est-à-dire de l'AP vers la station mobile.

Seuls *Wong et al.* [35] ont pris en compte le calcul du rapport signal sur interférences sur le lien montant au niveau du point d'accès. Pour déterminer le SIR montant, il faut estimer la couverture radio de chaque point de test en plus des couvertures radio des AP, ce qui est coûteux en temps de calcul. La section suivante présente une étude originale des interférences au niveau des noeuds mobiles pour améliorer l'évaluation de performances du réseau.

Tous les travaux relatifs au trafic considèrent que le débit global proposé par le point d'accès à tous les utilisateurs qu'il couvre est constant. Or, les modèles d'évaluation de performance et les mesures de débit d'un réseau WLAN de type 802.11b [15, 45] montrent que ce débit global varie avec le nombre d'utilisateurs qui le couvrent. Ainsi, pour prendre en compte une capacité réaliste de point d'accès nous introduisons dans la section suivante un modèle issu d'une évaluation de performances de la technique d'accès au canal radio.

Il est également possible de planifier un réseau pour une application spécialisée qui nécessite une répartition des niveaux de puissance qui réponde à certaines contraintes. C'est en analysant les performances d'algorithmes de localisation WLAN que nous nous sommes rendu compte de l'importance du placement des AP pour ce genre d'application [46].

Les algorithmes de localisation travaillent à partir d'une base de connaissance qui décrit l'environnement radio d'un bâtiment. A chaque tentative de localisation, la puissance des signaux reçus par les AP au point courant est recherchée dans cette base de connaissance pour en déduire la position du récepteur. S'il existe des zones du bâtiment qui présentent une répartition des puissances reçues par tous les points d'accès qui est similaire, il existe une indétermination dans la recherche puisque, pour un même vecteur signal, il existe plusieurs positions possibles dans le plan. De ce fait, les erreurs de localisation sont d'autant plus fréquentes.

Les seuls travaux à notre connaissance qui cherchent à positionner les AP pour améliorer la qualité d'un algorithme de localisation sont proposés par *Jan et al.* dans [40]. Les auteurs proposent une procédure de localisation qui exploite l'intersection des zones de service des AP. La localisation de la station mobile est réalisée à partir de l'identifiant de tous les AP que cette station capte. Ce jeu d'identifiants permet de déterminer une portion du plan.

Plus le plan est partitionné en un nombre important de portions, plus la localisation est précise. C'est pourquoi ils ont choisi de minimiser la taille de la plus grande portion du plan, le tout avec un nombre d'AP fixé. Ce qui est dommage, c'est qu'ils utilisent un modèle circulaire de couverture d'AP. De ce fait, ils se retrouvent toujours avec des cellules connexes et peu d'indéterminations dans la localisation.

1.3.6 Modélisation du comportement du réseau.

Cette partie présente deux modèles qui permettent de rendre compte du comportement du réseau. Le premier modèle propose une estimation du trafic fourni par un AP aux utilisateurs qu'il dessert et le second quantifie le brouillage dû aux interférences.

MODÈLE DE DÉBIT

Nous proposons d'étudier comment le débit se répartit entre les utilisateurs pour estimer le débit offert par un AP. Pour cela, il faut connaître la répartition des utilisateurs et le mode d'accès au canal radio qu'ils utilisent. Dans un réseaux de type 802.11, il n'y a pas de duplexage fréquentiel et les communications montantes (de l'utilisateur vers l'AP) et descendantes (de l'AP vers l'utilisateur) sont réalisées sur le même canal par accès concurrent. Ici, on considère que l'AP ne cherche pas à communiquer et ne fait que recevoir des paquets. Dans ce cadre, comme l'ont montré plusieurs travaux d'évaluation de performances de réseaux wLAN ([45, 47]), le débit fourni par un AP varie en fonction du nombre d'utilisateurs présents dans sa zone de service. De ce fait, nous avons choisi d'utiliser dans ces travaux de thèse le modèle analytique d'évaluation de performances proposé en 2005 par *J.-L. Lu et F. Valois* dans [48]. Ce modèle estime les performances de débit d'un réseau IEEE 802.11 en mode DCF. Il est inspiré des travaux de *Bianchi* [45] qui modélisent les états du backoff du protocole d'accès DCF de 802.11 (*cf.* 1.1.3).

Le modèle de débit détermine le débit utile fourni par un point d'accès aux utilisateurs connaissant le nombre d'utilisateurs communiquant à 11 Mbits/s, 5.5 Mbits/s, 2 Mbits/set 1 Mbits/s. On considère que les utilisateurs ont toujours un paquet à émettre : ils fonctionnent en régime saturé. De ce fait, on modélise le réseau wLAN dans le pire cas d'utilisation où la limitation de la bande passante est due à une forte probabilité de collisions. On s'affranchit du choix d'un modèle de trafic car dans ces travaux, on ne souhaite pas planifier un réseau pour une application dédiée.

Les travaux de *J.-L. Lu et F. Valois* se distinguent de ceux de *Bianchi* par la prise en compte des zones de service et par l'utilisation d'une probabilité de retransmission p_r qui modélise à la fois la probabilité d'erreur p_e due à une mauvaise transmission et une probabilité de collision p_c . La probabilité de collision p_c est soit due au problème des noeuds cachés où les deux stations émettent croyant trouver le médium libre alors qu'il ne l'est pas, soit due aux interférences entre les deux signaux émis.

Le modèle prend en entrée le nombre d'utilisateurs communiquant à 11 Mbits/s, 5.5 Mbits/s, 2 Mbits/set 1 Mbits/spour chaque AP. Ces quantités peuvent être obtenues à partir de prédictions de couverture radio comme nous le présenterons au chapitre 5. L'analyse des états du backoff mène à la formulation d'une chaîne de Markov. Cette chaîne est détaillée dans l'annexe 1. Sa résolution permet de déterminer la probabilité τ de transmission réussie sans erreur dans un slot de temps pour un noeud couvert par un AP.

Calcul de τ . Pour pouvoir utiliser le modèle d'évaluation de performances, il est nécessaire de calculer la valeur de τ , qui représente la probabilité de transmission réussie sans erreurs dans un slot pour un noeud couvert par un AP. Cette valeur de τ ne dépend que du nombre de noeuds total couvert par ledit AP. La recherche de τ doit être réalisée pour chaque AP présent dans l'environnement.

τ est donné par la résolution du système d'équations 11 présenté dans l'annexe 1, page 208. Un algorithme de Newton (*cf.* equation 2.9, p. 61) recherche le passage à zéro de l'équation $\tau = b_{0,0} \cdot (1 - p_r^{m+1}) / (1 - p_r)$ après substitution de p_r par sa valeur $1 - (1 -$

$\tau)^{n-1} + p_e$. Cette équation n'est pas résoluble analytiquement car l'état stationnaire de la chaîne de Markov, $b_{0,0}$, dépend également de p_r . La valeur de la probabilité d'erreur p_e , déterminée expérimentalement (cf. [48]), est fixée à 0.04.

La valeur maximale de τ obtenue pour un seul noeud couvert est de 0.0572. Quand le nombre de noeuds tend vers l'infini, la valeur de τ converge vers 0.035. La valeur maximale est une bonne solution initiale pour la recherche de Newton car la convergence est rapide quand la solution initiale est proche de la solution optimale. La valeur de τ est calculée à 1.10^{-6} . L'algorithme converge en un maximum de 5 itérations. Nous pouvons en conclure que la fonction présentée est proche d'une fonction convexe.

Le modèle d'évaluation de performances donne des résultats réalistes pour un seul point d'accès car la présence d'interférences entre plusieurs AP n'est pas prise en compte. Pour que ce modèle soit applicable à un réseau complet, il est nécessaire de répartir les canaux de façon optimale pour minimiser les interférences. De ce fait, dans la phase de planification, il sera important d'utiliser conjointement au critère de QoS un critère qui limite les interférences.

Evolution du débit fourni par un AP en fonction du nombre de noeuds mobiles.

L'hypothèse la plus simple consiste à supposer que le débit fourni par l'AP à l'ensemble de ses utilisateurs reste constant. Or, si l'on observe les résultats de ce modèle d'évaluation de performances présenté sur le graphe de la figure 1.12, on se rend compte que ce n'est pas le cas.

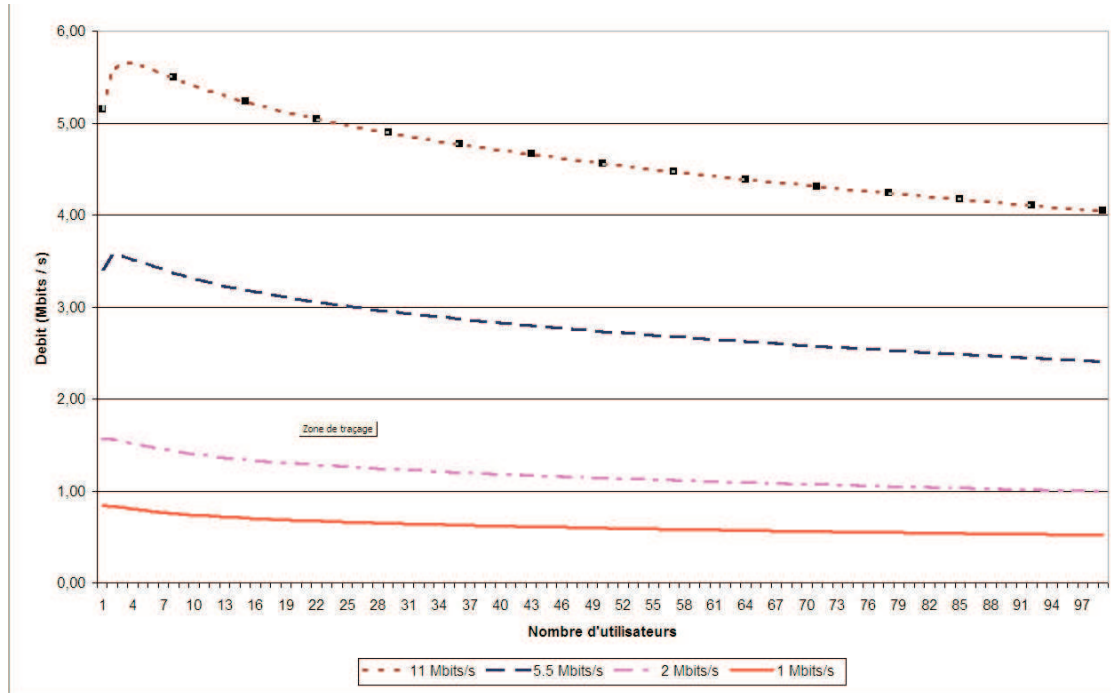


FIG. 1.12 – Evolution du débit total fourni par un AP en fonction du nombre de noeuds mobiles.

Ce graphe présente l'évolution du débit total en fonction du nombre de noeuds communiquant dans chaque classe de débit. Chaque courbe a été calculée en considérant que tous les utilisateurs transmettent au même débit. C'est avec 3 utilisateurs que le canal est utilisé le plus efficacement. Par la suite, plus le nombre d'utilisateurs augmente, plus les

collisions sont fréquentes et plus le débit de l'AP chute.

Dans le modèle présenté, le point d'accès n'émet pas de trafic sur le réseau sans-fil. Ainsi, les performances caractérisent une utilisation du réseau sans trafic descendant. Si l'on souhaite utiliser ce modèle pour obtenir les performances d'un réseau de broadcast, il ne faut définir qu'un seul utilisateur du réseau : l'AP. Pour modéliser un réseau qui présente un trafic descendant et montant similaires, l'AP est considéré comme un utilisateur standard du canal car du point de vue du protocole d'accès DCF, l'AP accède au canal comme n'importe quel noeud du réseau.

Nous avons utilisé ce modèle de performances pour définir un critère de trafic dans la partie 5.2.3 (*cf.* p.161). Il est également exploité dans le calcul des interférences présenté ci-après.

CALCUL DE LA PUISSANCE DES INTERFÉRENCES.

La formule générique du calcul du rapport signal sur interférences est donné dans l'équation 1.1 (*cf.* p. 24). Cette sous-partie présente deux modèles de calcul de la puissance des signaux interférents PI_l pour un point b_l .

On peut répartir les signaux interférents en un point b_l en deux catégories :

- les signaux issus des AP différents de l'AP best serveur,
- les signaux issus des noeuds mobiles associés aux AP voisins.

Actuellement, seuls les signaux issus des AP sont pris en compte pour quantifier les interférences [35],[30]. Ce modèle est présenté dans le paragraphe suivant. Notre proposition de prise en compte des interférences issues des autres noeuds du réseau est décrite par la suite.

La puissance des interférents au point b_l , si l'on ne tient compte que des signaux émis par les AP, est facilement calculable à partir des puissances reçues au point b_l . Il est nécessaire de connaître les canaux c_i de l'ensemble des canaux $\mathbb{C}$ attribués à chaque AP i :

$$\mathcal{C} = (c_1, \dots, c_i, \dots, c_N), c_i \in \mathbb{C} \quad (1.15)$$

Pour un noeud mobile présent au point b_l , on peut classer tous les signaux reçus du plus fort au plus faible :

$$F_l^{BS} \geq F_l^1 \geq \dots \geq F_l^i \geq \dots \geq F_l^N$$

Le signal le plus puissant est le signal best serveur F_l^{BS} avec lequel le mobile placé au point b_l dialogue. L'ensemble des signaux interférents au point b_l , dénommé I_l , est constitué de tous les signaux F_l^i différents de F_l^{BS} . Le calcul de la puissance totale des signaux interférents est donné par l'équation suivante :

$$PI_l = 10 \cdot \log_{10} \left(\sum_{i \in PI_l} \mu(c_{bs}, c_i) \cdot [F_l^i]_{mW} \right) \quad (1.16)$$

La fonction μ est définie comme suit :

$$\begin{cases} \mathbb{N}_+ \times \mathbb{N}_+ & \rightarrow &]0, 1] \\ \mu(c_{bs}, c_i) & \rightarrow & R(|c_{bs} - c_i|)^{-1} \leq 1 \end{cases}$$

Elle permet de tenir compte du recouvrement inter-spectre dans le calcul des interférences. Elle dépend de la fonction de réjection $R(n)$. Les valeurs en dB de cette fonction pour les écarts de canaux compris entre 1 et 4 sont données dans le tableau 1.3 pour les systèmes 802.11b et 802.11g.

$n = c_{bs} - c_i $	0	1	2	3	4
$10\log_{10}R(n)$ pour 802.11b	0	2.25 dB	5.25 dB	9.9 dB	29.8 dB
$10\log_{10}R(n)$ pour 802.11g	0	3.9 dB	6.9 dB	12 dB	25.5 dB

TAB. 1.3 – Réjections $R(n)$ du signal interférent en fonction de l'écart entre le canal de l'AP best serveur c_{bs} et le canal interférent c_i .

La puissance des interférents au point b_l avec prise en compte des signaux émis par les autres mobiles est plus complexe à calculer.

Pour réaliser cela, il est nécessaire de connaître la répartition des utilisateurs. Il est alors possible de déterminer le numéro du canal de transmission que ces utilisateurs utilisent puisqu'ils communiquent sur le même canal que leur AP "Best Serveur". Ainsi, un sous-réseau de communication est constitué par les N_i utilisateurs attachés à un même AP i . Ils travaillent tous sur le même canal c_i .

La zone de brouillage $\mathcal{B}_i$ associée à un canal c_i se déplace au cours du temps comme le présente la figure 1.13. On peut y observer la zone $\mathcal{B}_1$ relative aux éléments actifs du canal c_1 . Une partie de l'environnement Foch est ici représentée avec 1 AP et 3 noeuds qui lui sont rattachés. La carte supérieure gauche présente la couverture de l'AP. Les autres cartes présentent les cartes de couverture des noeuds quand ils communiquent. La zone de brouillage correspond à la couverture des noeuds en cours d'émission. On observe qu'au cours du temps, la couverture de la zone de brouillage se modifie de façon non négligeable. La couverture du noeud numéro 1 qui émet dans le couloir est bien plus importante que la couverture de l'AP.

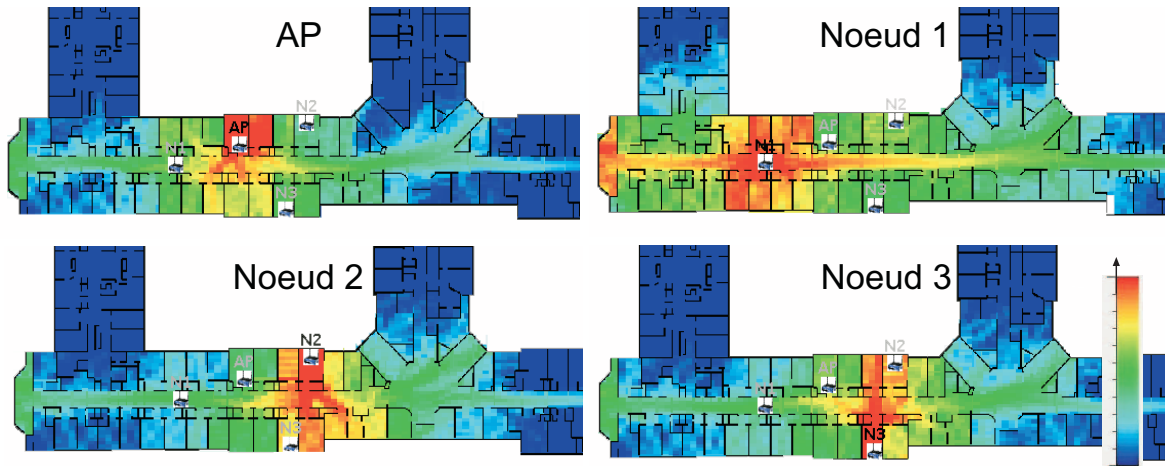


FIG. 1.13 – Evolution de la zone de brouillage d'un AP par simulation, en fonction de l'équipement actif.

Pour modéliser cette variabilité temporelle de la zone de brouillage, il est nécessaire de quantifier le pourcentage de temps où chaque élément actif du sous-réseau communique. Pour cela, il faut déterminer le taux d'occupation du canal de l'AP et des noeuds. Le

protocole MAC le plus souvent utilisé en 802.11 est le protocole d'accès DCF (*cf.* 1.1.3). Contrairement au GSM, l'AP accède au canal avec les mêmes chances que les noeuds de sa zone de service. Les seuls paquets qu'il émet en plus sont des 'beacons' de signalisation.

De plus, chaque noeud du réseau transmet ses données avec une rapidité de modulation différente en fonction de la qualité du canal. Ainsi, un noeud peut soit émettre à 1, 2, 5.5 ou 11 Mbits/s en 802.11b. Le modèle d'évaluation de performances présenté dans la section suivante (*cf.* p. 33 et annexe 1) permet d'évaluer le taux d'occupation du canal des noeuds travaillant avec un même AP en fonction de leur rapidité de modulation. On y considère que les mobiles cherchent à émettre en continu et que les AP ne génèrent jamais de trafic sur le réseau sans-fil. Or, dans un réseau standard, le trafic de l'AP vers le mobile n'est pas négligeable (téléchargements, broadcast, requêtes, ...).

Nous avons choisi de modéliser l'AP comme un utilisateur standard puisqu'il accède au canal avec la même priorité que les autres utilisateurs. On suppose que le noeud qui modélise l'AP communique à 11 Mbits/s, même si en réalité il communique à la rapidité de modulation du noeud qu'il sert. Nous avons fait ce choix pour se placer dans le pire cas possible. Le modèle d'évaluation de performances nous procure les valeurs de p_{AP}^i , le taux d'occupation du canal de l'AP i , et p_j^i , le taux d'occupation du noeud j rattaché à l'AP i .

Nous proposons deux estimations de la dégradation du canal que l'on peut impacter aux interférences. La première évalue la puissance moyenne des signaux interférents en un point. On peut alors en déduire une carte de couverture de brouillage et calculer en chaque point du plan un rapport SIR. La seconde estimation propose de quantifier le taux d'occupation du canal en chaque point pour un canal donné. Cette estimation ne permet plus de calculer de rapport SIR.

Calcul de la puissance moyenne des interférents. Il est possible d'estimer en chaque point b_l du plan une puissance reçue équivalente qui soit représentative de la variabilité temporelle de la zone de brouillage. Pour cela, on réalise une *moyenne temporelle* des puissances reçues au point b_l par les éléments actifs du sous-réseau. Cette valeur moyenne $\overline{F}_l^i$ est la moyenne des puissances reçues au point b_l par l'AP i et des noeuds j calculée à l'aide des probabilités d'accès au canal comme suit :

$$\overline{F}_l^i = 10 \cdot \log_{10} \left(p_{AP}^i \cdot [F_l^{BS}]_{mW} + \sum_{j \in N_i} p_j^i \cdot [F_l^{N_j}]_{mW} \right) \quad (1.17)$$

$F_l^{N_j}$ représente la puissance reçue du noeud N_j au point b_l . Pour connaître la zone de brouillage de chaque AP, $F_l^{N_j}$ est calculée pour chaque point du plan. On peut alors calculer la puissance des interférences d'après l'équation 1.16 en remplaçant F_l^i par sa valeur moyennée temporellement $\overline{F}_l^i$. La modélisation des interférences présentée ici est une modélisation statistique du comportement de la zone de brouillage $\mathcal{B}_i$.

Exemple. Nous illustrons cette modélisation statistique des interférences en utilisant l'environnement Foch dans lequel on a positionné 2 points d'accès au canal. L'AP₁ couvre 5 noeuds mobiles et l'AP₂ couvre 4 noeuds. Tous les noeuds communiquent à 11Mbits/s. Dans le modèle d'évaluation de performances, l'AP₁ et l'AP₂ sont respectivement modélisés par 5 et 4 noeuds à 11 Mbits/s. Voici les taux d'occupation calculés pour chaque sous-réseau :

- $p_{AP}^1 = p_j^1 = 0.102$, le taux d'occupation du canal par les communications à 11 Mbits/s de l' AP_1 et de ses noeuds mobiles.
- $p_{AP}^2 = p_j^2 = 0.085$, le taux d'occupation du canal par les communications à 11 Mbits/s de l' AP_2 et de ses noeuds mobiles.

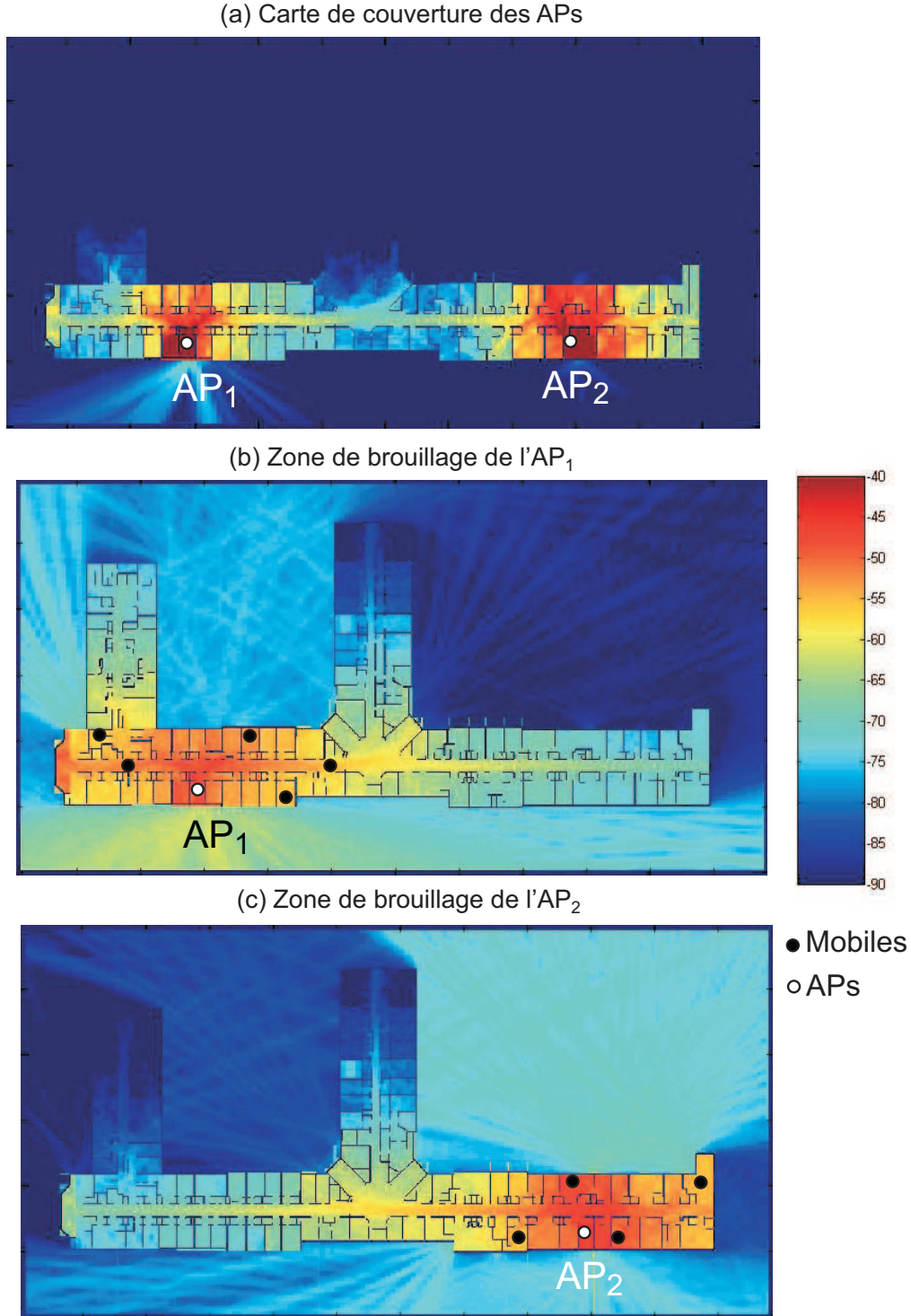


FIG. 1.14 – (a) Carte de couverture standard des deux AP. (b) Carte de brouillage statistique de l' AP_1 . (c) Carte de brouillage statistique de l' AP_2 .

Les zones de brouillage d' AP_1 et d' AP_2 sont représentées respectivement dans la figure 1.14-(b) et -(c). Les noeuds mobiles sont représentés par des points noirs sur les mêmes figures. Les zones sont comparées à la carte de couverture des AP. On observe que la prise en compte de la contribution des noeuds augmente de façon significative la puissance de la zone de brouillage à l'intérieur du bâtiment. Cette augmentation rend compte d'une étendue plus importante de la zone de réception du même canal. On observe également que la puissance au niveau de l'AP est moins élevée. Le fait de prendre en compte cette zone de brouillage pour calculer le rapport SIR permet de représenter le comportement moyen du réseau en charge. Si l'algorithme d'allocation des canaux utilise cette valeur de SIR, le plan de fréquences trouvé sera plus robuste au moment de l'utilisation du réseau.

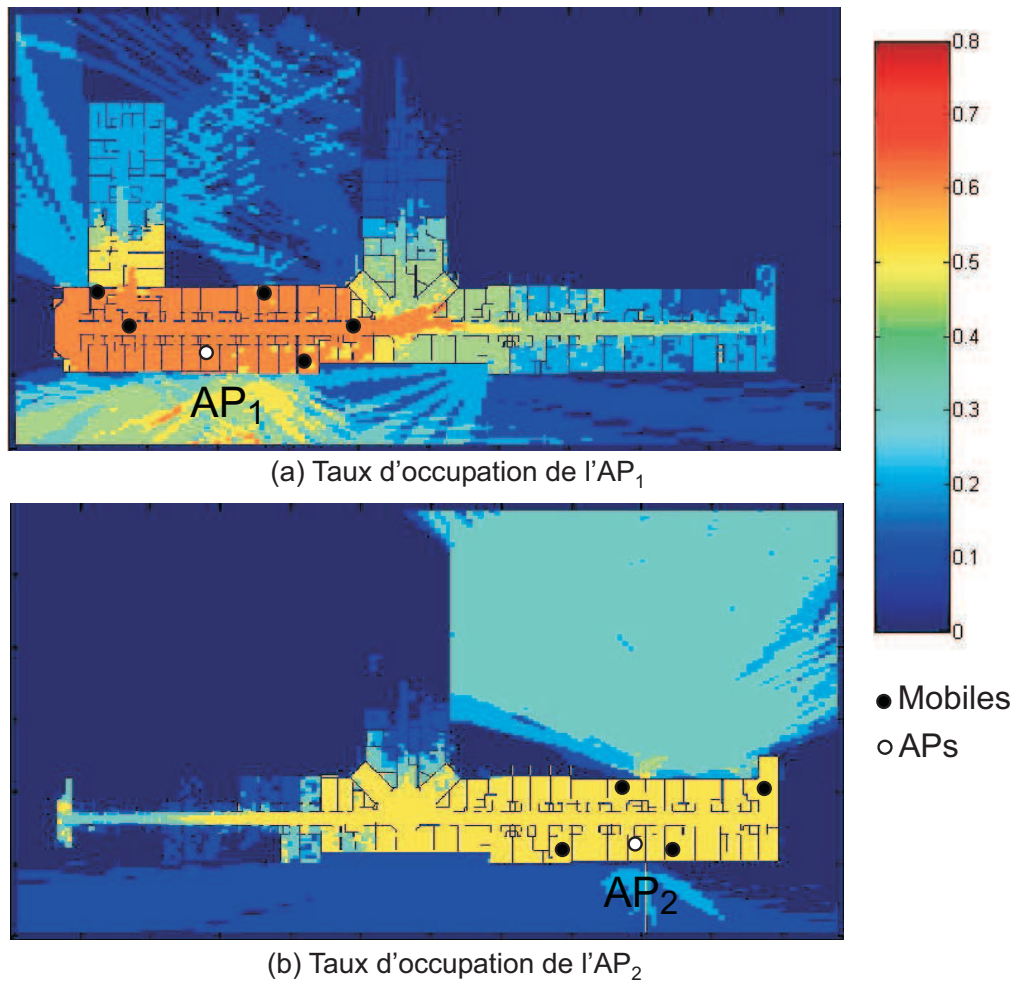


FIG. 1.15 – (a) Carte du taux d'occupation du canal pour le sous-réseau de l' AP_1 . (b) Carte du taux d'occupation du canal pour le sous-réseau de l' AP_2 .

Calcul du taux d'occupation du canal pour un sous-réseau. Nous proposons ici de quantifier les interférences en calculant pour chaque point le taux d'occupation du canal par tous les éléments actifs du même sous-réseau relatif un l'AP numéro i . Pour cela, on exploite les mêmes valeurs p_{AP}^i et p_j^i issues du modèle d'évaluation de performances. En chaque point b_l , le taux d'occupation total est calculé comme suit :

$$T_l = [F_l^i \geq P^n] \cdot p_{AP}^i + \sum_{j \in N^i} [F_l^j \geq P^n] \cdot p_j^i \quad (1.18)$$

où :

- N^i est le nombre de noeuds rattachés à l'AP i .
- F_l^i est la puissance reçue au point d'indice l depuis le noeud j ,
- P^n est la puissance de détection de porteuse,
- $[.]$ représente une condition booléenne.

Si le point b_l est couvert par l'AP ou un des noeuds, le taux d'occupation du canal de l'élément est ajouté au taux d'occupation global Tx_m . Cette carte de brouillage permet de déterminer la proportion de temps où le canal est occupé en chaque point du plan. La figure 1.15 présente cette carte pour l'exemple présenté précédemment (*cf.* p.38).

Dans ces cartes de taux d'occupation, on observe bien que le nombre de noeuds a une importance non négligeable. La prise en compte des interférences dues aux utilisateurs est importante pour répartir correctement les canaux pour un réseau 802.11.

1.4 Les formulations du problème wLP

Le problème de planification peut être défini soit à l'aide d'une formulation continue soit à l'aide d'une formulation discrète, toutes deux présentées ci-après. Ces deux approches sont illustrées dans la suite de cette partie par la présentation des principaux modèles proposés dans la littérature de planification wLAN.

1.4.1 Formulations génériques

APPROCHE CONTINUE

La formulation continue du problème wLP est basée sur la définition d'un espace continu des variables du problème. Ainsi, 3 variables (x, y, z) de position, une variable représentant la puissance d'émission p et une variable d'azimut Θ peuvent être définies pour chaque point d'accès. Si l'on cherche à planifier N points d'accès, la dimension de l'espace des solutions vaut $D = 5 \times N$.

Une solution est représentée par un vecteur :

$$\mathbf{x} = [(x_1, y_1, z_1, p_1, \Theta_1), \dots, (x_i, y_i, z_i, p_i, \Theta_i), \dots, (x_N, y_N, z_N, p_N, \Theta_N)]$$

Si le problème ne comporte pas de contrainte, une fonction d'évaluation unique est définie par :

$$\hat{x} = \text{Argmin}_{x \in \Omega^0} f(\mathbf{x}), \quad f : \mathbb{R}^D \rightarrow \mathbb{R} \quad \text{avec } D \text{ le nombre de variables} \quad (1.19)$$

Pour pouvoir prendre en compte les contraintes d'un problème d'optimisation, un terme de pénalisation est rajouté à la fonction de coût $f(\mathbf{x})$. Ce terme de pénalisation pondère l'évaluation de $f(\mathbf{x})$ quand la contrainte n'est pas satisfaisante. Ainsi, une contrainte d'inégalité $c_i(\mathbf{x}) \geq 0$ qui s'applique au point de test i pour la solution $\mathbf{x}$ est incluse dans la fonction de coût comme suit :

$$P(\mathbf{x}, \mu) = f(\mathbf{x}) + \mu \sum_{i=1}^{N_P} \max(0, c_i(\mathbf{x})) \quad (1.20)$$

Le coefficient de pénalisation μ permet de discriminer de façon continue des solutions qui respectent la contrainte $c_i(x)$ de celles qui ne la respectent pas. Avec une formulation continue, la minimisation du nombre de points d'accès ne peut s'envisager avec une seule étape d'optimisation. Pour pouvoir ajuster le nombre de points d'accès, il est nécessaire d'appliquer plusieurs fois la même heuristique de résolution en ajustant intelligemment le nombre d'AP à chaque lancement.

La formulation continue a surtout été utilisée dans les premiers travaux présentant le problème wLP : [33], [25], [23], [26], [24], [31].

APPROCHE COMBINATOIRE

Dans une approche combinatoire du problème wLP, un ensemble de positions candidates de point d'accès, référencé par $\mathbf{E}_{\mathbf{AP}}$ et de taille finie M , est déterminé soit par l'installateur soit automatiquement par l'heuristique d'optimisation. Un point d'accès candidat numéro k est désigné par sa position b_l , sa puissance d'émission P^k et son azimut Ψ^k .

Chaque candidat est défini dans le processus d'optimisation par une variable binaire x_k qui vaut 1 si le site candidat fait partie de la solution courante et 0 sinon. Ainsi, une solution issue d'une formulation discrète est donnée par le vecteur binaire des $x_k, k \in [0, M]$:

$$(x_1, \dots, x_k, \dots, x_M)$$

L'heuristique d'optimisation sélectionne le meilleur sous-ensemble de N AP candidats selon les objectifs définis au préalable. Un ensemble de contraintes d'égalité ($c_i(x), i \in [1, I]$) ou d'inégalités ($d_j(x), j \in [1, J]$) peuvent être définies. La formulation récurrente du problème d'optimisation est réalisée à l'aide d'un programme mathématique qui présente une fonction d'évaluation principale à optimiser et une série de contraintes, linéaires ou non. Un exemple générique de programme mathématique est donné par :

$$\hat{x} = \text{Argmin } f(x) \quad (1.21)$$

$$\begin{cases} c_i(x) & \geq 0 & i \in [1, I] \\ d_j(x) & = 0 & j \in [1, J] \end{cases} \quad (1.22)$$

La formulation discrète est la formulation qui a été la plus souvent exploitée dans la littérature relative au problème wLP : [35], [34], [27], [24], [37], [36], [40], [38], [41], [39], [42], [43], [29], [44].

1.4.2 Modèles utilisés

Les travaux de planification wLAN proposent des modèles obtenus à l'aide de techniques différentes, dont le choix dépend de l'approche retenue (continue ou combinatoire) et du nombre d'objectifs définis.

A la vue de la diversité des objectifs que l'on peut chercher à atteindre (cf. partie 1.3), il n'est pas possible d'appliquer les mêmes modèles pour optimiser conjointement tous les critères. Ainsi, avec une approche continue, on peut soit agréger les critères à optimiser dans une seule fonction, soit définir une hiérarchie entre les critères. Ces deux choix, présentés ci-après, permettent d'obtenir des solutions qui sont conditionnées soit par le choix de la pondération des critères, soit par le choix de la hiérarchie entre critères.

Pour ne pas avoir à faire de choix a priori sur l'importance relative des critères, une formulation basée sur la dominance entre solutions peut être réalisée. Ainsi, il est possible d'obtenir plusieurs solutions reflétant différents compromis entre les critères de planification.

L'approche combinatoire du problème a été particulièrement utilisée car elle permet d'utiliser la programmation linéaire. Ces programmes mathématiques permettent de sélectionner l'objectif primordial à optimiser et de considérer les autres objectifs comme des contraintes. Le dernier type de formulation réside dans la définition du problème avec uniquement des contraintes et sans optimiser de fonction de coût. Cette formulation vise à réduire l'espace des solutions en appliquant un langage de programmation sous contraintes.

DÉFINITION D'UNE FONCTION D'ÉVALUATION UNIQUE

L'approche la plus élémentaire consiste à optimiser un seul objectif par une approche continue. Cette optimisation est réalisée dans un espace continu des solutions et la fonction unique inclut l'ensemble des contraintes. Les travaux de *Fortune et al.* [23], *Stamatelos et Ephremides* [24], *Cheung et Murch* [26], *Sherali et al.* [25], *Kamenetzky et Unbehauen* [27], *He et Al.* [28] et *Anderson et McGeehan*[33] utilisent cette formulation.

Fortune et Al. [23] sont les premiers à avoir travaillé sur le problème wLP en 1995 en proposant un outil de planification dénommé WISE. Ils définissent une fonction d'optimisation unique qui maximise le pourcentage de points couverts. *He et Al.* [28] proposent deux objectifs selon le critère de couverture défini dans l'équation 1.8. Les deux objectifs diffèrent selon la nature de la grandeur optimisée : la première grandeur est la puissance reçue et la seconde le taux d'erreur bit.

La probabilité de coupure est minimisée par *Cheung and Murch* [26] en introduisant une fonction objectif qui calcule la moyenne pondérée de la probabilité de coupure P_{out} (cf. Eq. 1.10 and 1.11) :

$$f = \int_S P_{out}(x) p(x) dA \quad (1.23)$$

Ici, $p(x)$ représente la densité de probabilité du trafic uniformément réparti au point x .

Stamatelos and Ephremides [24] minimisent une fonction unique qui agrège deux objectifs, l'un quantifiant la surface non couverte et le second la surface interférée. Le poids de chaque objectif est défini à l'aide d'un coefficient α : $f = \alpha U + (1 - \alpha)I$. *Sherali et Al.* [25] proposent également une fonction d'optimisation qui est la somme pondérée de deux critères.

Les modélisations proposés par *Stamatelos and Ephremides* et *Sherali et Al.* sont des modèles d'optimisation multiobjectifs qui permettent d'utiliser les heuristiques standard d'optimisation mono-objectif. La difficulté de ce type de fonction réside dans le choix de la valeur du poids α .

DÉFINITION DE PLUSIEURS FONCTIONS HIÉRARCHIQUES

Pour pouvoir faire face à la multiplicité des objectifs à atteindre pour le problème wLP, *Adickes et Al.* [37] ont choisi d'utiliser plusieurs fonctions d'optimisation de façon hiérarchique. Cette stratégie a également été utilisée dans la planification cellulaire par *Vasquez and Hao* [21]. *Adickes et Al.* ont défini trois objectifs distincts : le premier maximise le nombre de points de test couverts, le second le nombre de points où la contrainte de trafic définie est respectée et le dernier la moyenne des puissances reçues.

Ils ont défini des règles de priorité sur les objectifs pour donner plus d'importance à la couverture, puis au trafic, puis à la moyenne des niveaux de puissance. En appliquant ces règles, ils sont capables de classer un ensemble de solutions et de leur attribuer un coût qui soit proportionnel au rang. Ils utilisent une métaheuristique génétique pour faire évoluer cet ensemble de solutions.

Cette formulation est une approche multiobjectifs qui permet de quantifier la qualité d'une solution à partir de plusieurs critères. Les algorithmes multiobjectifs qui sont détaillées dans la section 2.2.4 du chapitre 2 permettent d'obtenir un ensemble de solutions optimales pour différentes pondérations entre les critères choisis. Au contraire, le choix de la hiérarchie entre les 3 critères ne permet d'obtenir que des solutions qui suivent cette hiérarchie.

FORMULATION MULTI-OBJECTIFS

Molina et Gonzalez [43] ont choisi de formuler le problème wLP à l'aide de trois critères :

- $f_1(\mathbf{x})$ la minimisation du nombre de points d'accès,

- $f_2(\mathbf{x})$ la minimisation de la probabilité de coupure,
- $f_3(\mathbf{x})$ la répartition homogène du débit.

Pour ne pas avoir à faire de choix sur l'importance relative des critères les uns par rapport aux autres, ils ont proposé de traiter le problème avec une modélisation basée sur la dominance au sens de Pareto. Cette modélisation nécessite la mise en place d'un ensemble de solutions qui seront évaluées par chaque critère d'optimisation. En fonction des trois valeurs de critères, il est possible de diviser l'ensemble des solutions en deux parties : l'ensemble des solutions *non dominées* et l'ensemble des solutions *dominées*. La dominance a également été adoptée par Adel Jedidi dans sa thèse [18] pour résoudre le problème de planification cellulaire.

Definition 6 Dans le cadre d'un problème de minimisation qui exploite n critères, une solution $\mathbf{x}$ domine une solution $\mathbf{y}$ si et seulement si :

$$\forall i \in [1, n] : f_i(\mathbf{x}) \leq f_i(\mathbf{y}) \quad \wedge \quad \exists j \in [1, n] : f_j(\mathbf{x}) < f_j(\mathbf{y}) \quad (1.24)$$

La solution dominante $\mathbf{x}$ est meilleure que la solution $\mathbf{y}$ sur au moins un des critères. Les ensembles des solutions dominées et non dominées peuvent se représenter dans l'espace des fonctions d'évaluation. La figure 1.16 représente plusieurs solutions dans l'espace des fonctions d'évaluation f_1 et f_2 . Chaque solution s est positionnée dans cet espace en fonction de ses évaluations par f_1 et f_2 . Les solutions représentées par les croix sur le graphe sont des solutions non dominées, les solutions représentées par des points sont des solutions dominées. Graphiquement, une solution non dominée ne possède aucune autre solution dans la zone rectangulaire qui la sépare du point O (pour un problème de minimisation).

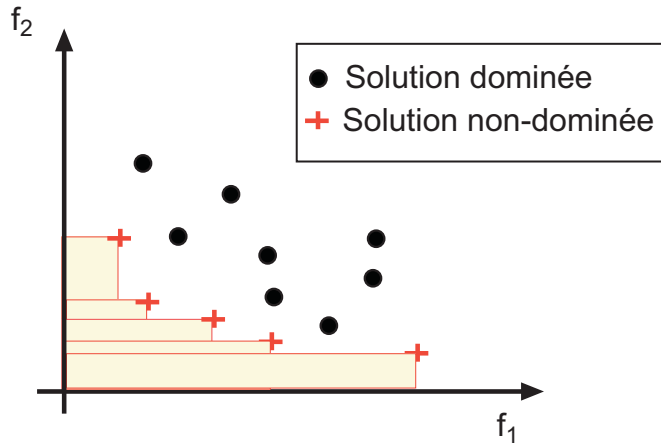


FIG. 1.16 – Solutions dominées et solutions non dominées pour la minimisation de f_1 et f_2

Les solutions non dominées sont intéressantes car ce sont les meilleures solutions de l'ensemble. Chacune est la meilleure solution pour une pondération donnée entre f_1 et f_2 . Ces solutions non dominées constituent le front de Pareto de l'ensemble des solutions représentées.

Definition 7 Le front de Pareto Théorique d'un problème d'optimisation est formé par toutes les solutions non dominées de l'ensemble complet des solutions admissibles du problème.

Le but d'une heuristique d'optimisation multiobjectif est de faire évoluer les solutions du front de Pareto des solutions courantes pour obtenir le front de Pareto optimal du problème. Ce front optimal comporte des solutions que l'installateur de réseau peut analyser après la recherche pour sélectionner la solution qui lui convient le mieux.

DÉFINITION D'UN PROGRAMME MATHÉMATIQUE

N'importe quel programme linéaire de n variables $x = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ requiert la minimisation ou la maximisation d'une fonction objectif, définie par une combinaison linéaire des variables sous m contraintes d'égalités ou d'inégalités linéaires. Formellement, on a :

$$\begin{aligned} & \text{minimise} && c^T x \\ & \text{subject to} && Ax \geq b \\ & && x \geq 0. \end{aligned} \tag{1.25}$$

Un *Programme Linéaire en nombres entiers* est obtenu à l'aide d'un programme linéaire en restreignant les variables à des valeurs entières. Par exemple, on peut restreindre x à $x = \{0, 1\}$. Dans ce cas, on parle de *programme linéaire en nombre entiers binaires*.

Un programme linéaire en nombres entiers binaires a été défini par *Wong et Al.* [35] pour modéliser le problème de planification d'un réseau CDMA. L'objectif est de minimiser le nombre de points d'accès. Plusieurs contraintes sont définies qui imposent la couverture de tous les points de test, la limitation de la puissance d'émission des AP et un rapport signal sur interférences garanti pour le lien montant et le lien descendant.

Un autre programme linéaire a été proposé par *Mateus et Al.* dans [29]. L'objectif principal est de maximiser la surface couverte. Comme *Lee et Al.* [38] ou *Bahri et Chamberland* [41], ils imposent une contrainte sur le rapport signal sur interférences pour pouvoir réaliser l'allocation des canaux en même temps que la planification.

Les contraintes de qualité de service qui imposent que le trafic demandé à un point d'accès soit borné se définissent aisément sous la forme d'un programme linéaire ([36], [38], [41]).

FORMULATION PAR CONTRAINTES

Frühwirt et Al. [34] ne cherchent même plus à optimiser une fonction objectif. Ils définissent le problème de planification de façon à pouvoir le résoudre à l'aide de leur propre outil de résolution de contraintes, CHR. Pour cela, ils définissent un jeu de positions d'AP de test. L'algorithme place un point d'accès en chaque position test et calcule sa couverture radio. Sachant qu'un émetteur placé à l'intérieur de la couverture d'un AP de test couvrira cette position de test, le langage CHR va appliquer des contraintes géométriques qui permettront de placer les points d'accès de la solution finale dans des zones où le plus grand nombre de couvertures de test s'interceptent. Cette modélisation qui exploite la réciprocité du canal radio est astucieuse.

Kabara et Al. présentent dans leurs travaux [49] un algorithme de validation de contraintes. Des contraintes de débit, d'interférences, de couverture, de canal disponible et de puissance d'émission admissible sont abordées. Leur modèle ne définit que des contraintes qui produisent plusieurs solutions qui présentent souvent un nombre de points d'accès supérieur au nombre minimal planifiable. Ce choix a été réalisé car le coût de quelques AP de plus n'est pas prohibitif pour un réseau WLAN.

2.1 La prédiction de couverture radio

2.1.1 Le canal radio Indoor

Dans un environnement *Indoor*, c'est-à-dire un environnement clos, la propagation des ondes est plus complexe à prédire que pour des environnements ouverts qui présentent peu d'obstacles. En effet, la présence d'obstacles rend d'une part le trajet des ondes radio plus complexe car les réflexions et réfractions sont plus nombreuses, et d'autre part la diffraction survient plus fréquemment. De plus, la multitude des chemins empruntés par les ondes issues d'un émetteur a pour conséquence d'élargir la réponse impulsionnelle du canal radio. De ce fait, il n'est plus possible de modéliser la propagation des ondes par une simple fonction de la distance entre l'émetteur et le récepteur.

T.S. Rappaport présente dans [50] les deux approches théoriques communément utilisées pour décrire un canal radio :

L'approche à grande échelle permet d'estimer la puissance moyenne du signal reçue par le récepteur en fonction de la distance source - récepteur pour des distances relativement courtes. Dans ce cas, le décalage entre l'arrivée de deux chemins issus d'une même onde est grand par rapport à la taille de la trame transmise. On observe alors une lente dégradation du niveau de puissance moyen du signal en fonction de la distance. Cette atténuation peut être modélisée par une atténuation log-normale $A_l^k(d)$:

$$A_l^k(d)_{dB} = \bar{A}_l^k(d_0)_{dB} + 10.a.\log_{10}\left(\frac{d}{d_0}\right) + X_\gamma \quad (2.1)$$

où $\bar{A}_l^k(d_0)$ est l'atténuation moyenne à une distance de référence d_0 et X_γ une variable aléatoire de distribution gaussienne à moyenne nulle et de variance γ . Cette variable aléatoire permet de modéliser la variabilité du canal radio. C'est cette approche qui s'applique au canal radio Indoor.

L'approche à petite échelle permet de rendre compte des fluctuations rapides du canal radio dues à la propagation des ondes suivant des chemins multiples. Dans ce cas, on observe un étalement temporel de la réponse impulsionnelle du canal radio avec des variations rapides d'amplitude. Si l'émetteur et le récepteur sont en ligne de vue, le canal est modélisé à l'aide d'une distribution de Rice. Si ce n'est pas le cas, il est alors modélisé par une loi de probabilité de Rayleigh.

La présence d'obstacles rend la prédiction de la propagation des ondes radio difficile. En effet, chaque obstacle génère une onde réfléchie et une onde transmise. La puissance et la direction de ces deux ondes dépend de la nature du matériau, plus particulièrement de son indice de réfraction n . La diffraction des ondes au niveau des arêtes contribue également à complexifier le problème.

Pour obtenir des cartes de couverture réalistes dans leur processus de planification, *Mateus et al.* [29] ont choisi de ne pas utiliser de modèle de prédiction. Ils ont réalisé un ensemble de mesures pour obtenir une carte de couverture pour chacune des 6 positions candidates de station de base. Pourtant, il est important de noter que des mesures sont représentatives du moment où elles ont été réalisées et ne sont pas forcément valables pour d'autre périodes de la journée. En effet, le comportement du canal radio est fortement influencé par la densité des personnes présentes, la configuration des meubles, etc...

La carte de couverture établie par *Mateus et al.* n'est pas assez générique et peut ne pas représenter le comportement moyen du canal radio. De plus, le temps de prise de mesure et de traitement est vraiment important, ce qui ne permet pas un passage à grande échelle aisé. On peut en conclure que la simulation du canal radio est essentielle pour la planification wLAN car elle permet de traiter des environnements de grande taille. L'objectif essentiel d'un bon simulateur est de décrire le comportement moyen du canal radio.

La propagation en environnement Indoor ou en environnement urbain dense, pour le déploiement de picocells ou microcells est un problème étudié depuis plus de 10 ans [51, 52, 53, 54, 55, 56, 57, 58, 59, 60]. Une synthèse des différentes approches peut être trouvée dans [61, 62, 63]. Si l'on se concentre plus particulièrement sur les techniques développées pour l'Indoor, on trouve principalement 2 familles de méthodes : les méthodes empiriques et les méthodes basées sur l'optique géométrique. Plus rarement, quelques travaux ont été consacrés à des approches de type éléments finis ou hybrides.

2.1.2 Les approximations circulaires

Le modèle le plus simple est de représenter la couverture d'un point d'accès par une cellule circulaire dont le rayon est défini par la portée de l'AP. *Lee et al.* [38], *Amaldi et al.* [44] et *Jan et al.* [40] ont utilisé le modèle circulaire pour présenter leur travaux de planification. Le modèle circulaire leur permet de supprimer un calcul coûteux de couverture radio et de présenter des premiers résultats de fonctionnement de leurs heuristiques de placement. Cependant, leurs solutions ne sont pas directement exploitables car elles sont basées sur des approximations de couverture trop grossières.

2.1.3 Les modèles empiriques

Le principe des méthodes empiriques repose sur l'analyse de données et l'extraction d'un modèle statistique d'évolution de la puissance radio en fonction de la distance, prenant en compte différents paramètres comme la fréquence radio, la directivité et la hauteur des antennes. Le modèle de référence à 1 pente (One slope model, 1SM) est donné par [61, 52, 59] :

$$L = L_0 + 10n \cdot \log_{10}(d) \quad (2.2)$$

où n et L_0 sont des paramètres de réglage, et d est la distance entre l'émetteur et le récepteur. Ce modèle conduit à des couvertures circulaires. Les paramètres du modèle n et L_0 permettent de prendre en compte l'affaiblissement moyen des murs si on les détermine à partir d'un ensemble de mesures. Il peut s'avérer correct dans des conditions où les murs présentent partout les mêmes caractéristiques et sont assez régulièrement disposés. Il conduit à des couvertures circulaires, et l'adaptation des paramètres du modèle revient finalement à régler le rayon de la zone de couverture circulaire.

Pour mieux prendre en compte la géométrie de l'environnement et plus exactement la présence déterministe d'obstacles (les murs principalement), le modèle empirique a été

adapté et a conduit au modèle Multi wall (MWM) [61] décrit par :

$$L = L_{FS} + L_0 + \sum_{i=1}^I k_{wi} L_{wi} + k_f^{\left[\frac{k_f+2}{k_f+1}-b\right]} L_f \quad (2.3)$$

avec

- L_{FS} = atténuation en espace libre entre l'émetteur et le récepteur,
- L_0 = constante d'atténuation,
- k_{wi} = nombre de murs de type i traversés,
- k_f = nombre d'étages traversés,
- L_{wi} = atténuation du matériau de type i ,
- L_f = atténuation entre des étages adjacents,
- b = paramètre empirique,
- I = nombre de types de matériaux.

Cette approche, qui reste à raie unique, tient compte du nombre et du type de murs et d'étages traversés entre l'émetteur et le récepteur pour modifier l'affaiblissement. Bien que les travaux faits dans [61] proposent des valeurs empiriques pour chacun des paramètres, il reste préférable de les adapter à chaque environnement, à partir d'un jeu de mesures.

Enfin, Cheung et al. [64] ont proposé d'adapter ce modèle de 3 façons : la première modification consiste à utiliser un modèle à 2 pentes avec un point de rupture. Cette proposition a pour but de considérer qu'à une distance faible de l'antenne d'émission, l'onde se propage selon un modèle quasiment d'espace libre. La deuxième modification introduit une variation du coefficient de transmission à travers chaque obstacle, en fonction de l'angle d'incidence. Enfin, la 3ième modification propose d'introduire un terme de diffraction sur l'ensemble des arêtes (murs, portes, etc..) de l'environnement. En effet, les points de diffractions se comportent comme des sources secondaires qui viennent compléter la couverture radio.

Cette dernière approche est probablement la plus élaborée des approches empiriques, dont la spécificité est d'être basée sur une modélisation à chemin unique. Notons que la troisième modification basée sur la diffraction dans l'approche de Cheung et al. [64] revient à prendre en compte des chemins secondaires par diffraction sur l'angle le plus proche. L'auteur ne précise pas dans son travail la complexité de calcul qui en découle. Plus récemment, Hassan-Ali et Pahlavan [65] ont proposé un nouveau modèle empirique basé sur une modélisation géométrique de l'environnement et s'inspirant des méthodes déterministes d'optique géométrique.

La complexité du calcul de couverture des approches empiriques est assez simple à calculer :

$$C_{emp} = N_r \cdot C_0 \quad (2.4)$$

où N_r est le nombre de points de réception, et C_0 la complexité de calcul pour un récepteur. Le coefficient C_0 dépend de la simplicité du modèle. Dans la version la plus simple donnée par l'équation 2.2, la complexité est liée uniquement au calcul de la distance et du logarithme de cette distance, et donc à moins de 10 opérations élémentaires. Dans l'approche de Cheung [64], la complexité est augmentée d'une part par la recherche d'intersection avec les obstacles et d'autre part par le calcul des coefficients d'affaiblissement en fonction des angles. Par une approche "brute force", le nombre d'intersections à évaluer est égal au nombre de murs N_w , ce qui peut être réduit à $\sqrt{N_w}$ si l'on utilise une structure de données appropriées [66]. Dans ce cas, la complexité est de l'ordre de :

$$C_{emp} = \sqrt{N_w} \cdot N_r \cdot C_0 \quad (2.5)$$

La précision obtenue avec ces méthodes varie en fonction de l’environnement. Les résultats obtenus pour le COST [61] affichent des valeurs de l’ordre de quelques dB d’erreur moyenne et entre 5 et 10dB d’écart à la moyenne. L’erreur moyenne peut toujours se compenser par un meilleur facteur de mise à l’échelle, alors que l’écart type caractérise la capacité de la méthode à modéliser la propagation. Dans des travaux plus récents, Valenzuela et al. [67] rapportent une erreur de prédiction de l’ordre de ($e_m = 10dB, \sigma_e = 10dB$) lorsqu’ils ne tiennent compte que du chemin principal (0 réflexions). Wölfe et al. [68, 69] rapportent eux des erreurs pour l’approche MWM, très variables en fonction du lieu, de 4 à 15dB.

Wong et al. [35], *Sherali et al.* [25], *Cheung et Murch* [26], *Adickes et al.* [37], *Prommak et al.* [36], *Aguado et al.* [30], *Ji et al.* [31], *Bahri et Chamberland* [41], *Maksuriwong* [39] et *Molina et al.* [43] ont choisi d’utiliser un modèle empirique pour prédire la couverture radio dans leur processus de planification du réseau.

2.1.4 Les modèles déterministes

Afin d’améliorer la qualité des prédictions de couverture radio, de nombreux auteurs ont travaillé au développement de méthodes dites déterministes, car basées directement sur les caractéristiques de l’environnement. Parce-que le temps de calcul est un facteur important pour rendre exploitable toute méthode de propagation Indoor dans le contexte de la planification des réseaux sans-fil, et parce-que, dès le départ, ces méthodes ont été considérées dans un contexte 3D, la plupart des approches proposées reposent sur une modélisation géométrique de la propagation [51, 53, 54, 55, 56, 57, 58, 60, 66, 70, 71, 72, 68, 69, 73, 74, 75, 76, 77, 78, 79, 80].

Notons que la bibliographie présentée ici, et probablement non exhaustive, se limite aux travaux directement liés à l’Indoor. En effet, de nombreux travaux depuis 10 ans ont été menés à propos du lancer de rayon et assimilés dans le contexte urbain. Introduites dans le contexte Indoor par plusieurs travaux fondateurs [51, 53, 54, 55], l’approche géométrique repose sur le calcul de la propagation des ondes selon un mode géométrique par un lancer de rayons. Dans sa version initiale [51], l’approche était relativement lente car basée sur le lancement de rayons depuis le récepteur (recherche des rayons illuminants). Plus tard, Seidel et al. ont introduit la prise en compte de la diffraction [54] dans le modèle de propagation en utilisant la théorie unifiée de la diffraction (UTD). Souvent repris par la suite, la diffraction a pour inconvénient d’alourdir fortement les temps de calcul.

Depuis ces articles fondateurs, l’ensemble des publications liées au domaine s’est focalisé sur 3 points durs :

- l’amélioration de la précision,
- l’optimisation du temps de calcul,
- la validation expérimentale.

Avant de détailler ces différents points, il convient de préciser qu’il existe 2 grandes approches pour le calcul de couverture à base de tracé de rayon :

1. la technique des images ou encore lancer de rayon point à point [58, 60, 81, 67, 79, 82] qui consiste à calculer successivement des sources équivalentes,
2. la technique de lancer de rayons au sens classique, qui consiste à lancer les rayons depuis l’émetteur [51, 53, 54, 66], jusqu’à ce que le rayon sorte de la zone de simulation ou atteigne un niveau de puissance inférieur à un seuil.

Il faut enfin considérer 2 cas bien différents, suivant que l’on cherche à calculer une couverture radio (grand nombre de récepteurs) ou à calculer le signal reçu en quelques points

mais avec une grande précision. Pour la planification, nous nous intéressons uniquement au premier cas.

La précision est fortement dépendante de deux grandes caractéristiques :

- la résolution angulaire choisie,
- le nombre de réflexions ou diffractions prises en compte avant arrêt de chaque rayon [66, 70, 82].

Plus la précision est importante, plus le temps de calcul augmente exponentiellement.

La méthode de lancer de rayons est celle qui a la plus faible complexité [66, 65], en particulier lorsque le nombre de réflexions à prendre en compte diminue. Par contre, plusieurs artefacts de calcul sont générés du fait de la discrétisation angulaire de la source. En effet, plus on s'éloigne de la source, plus la distance entre 2 raies augmente. Pour réduire ces artefacts, Fortune et al. [66] ont proposé le principe de séparation de rayon (ray-splitting) qui en contrepartie augmente considérablement le temps de calcul. L'autre possibilité consiste à lancer des faisceaux ou tubes [70] de façon à réduire l'effet de l'échantillonnage angulaire.

D'un autre côté, Suzuki and Mohan [73, 75] ont proposé la notion de Frustum. Il s'agit d'un polyèdre dont les faces sont limitées par les obstacles. Néanmoins, cette technique s'approche alors très exactement de la technique image. En effet le Frustum correspondant à la zone d'illumination de l'onde réfléchie correspond exactement à la définition de la zone d'illumination de la source image. L'auteur ne donne pas suffisamment d'éléments d'implémentation pour évaluer les différences avec une approche image. Cette méthode s'assimile donc pleinement à la méthode des images, et sa complexité est identique. La différence tient dans le fait que cette approche est directement adaptée au calcul de couverture radio (l'ensemble des points illuminé par une source image est défini).

Notons que le premier facteur limitant de cette approche est l'augmentation exponentielle de sa complexité avec le nombre de réflexions à prendre en compte. Pour limiter les temps de calcul, Rajkumar et al. [58] proposent de construire un arbre de partitionnement de l'espace tenant compte des objets réduisant ainsi la complexité des algorithmes de test d'intersection. De façon similaire Zhong [77] ou Imai [76] proposent de partitionner l'espace en blocs équivalents à des pièces pour le premier, et simplement à des zones régulières de l'espace pour le deuxième. Ceci permet d'accélérer la recherche d'intersections entre les murs et le rayon incident.

La méthode des images quant à elle ne génère que peu d'artefacts [66, 67, 79, 82], mais nécessite en contrepartie un temps de calcul qui augmente exponentiellement avec le nombre de réflexions que l'on veut considérer. Les travaux les plus récents ont été surtout dédiés à la réduction du temps de calcul, et en particulier sur la réduction du temps de calcul dédié à la recherche des chemins [79, 83, 84].

Agelet et al.[79] proposent de découper l'environnement en boîtes (bounding boxes) contenant chacune le même nombre d'obstacles, ou un nombre d'obstacles limité. D'autre part, ils séparent le traitement en 2 parties : la première consistant à calculer un arbre de visibilité (visibility tree), et la deuxième à l'utiliser pour calculer les résultats souhaités. Sans donner beaucoup de détails, Athanasiadou et al. [82] font de même, tout en réduisant encore le temps de calcul en utilisant une approche multi-plans 2D plutôt qu'une vraie approche 3D.

Les approches les plus récentes cherchent à réduire le temps de calcul sans perdre en précision pour les microcellules en environnement urbain [84, 78, 85]. Après une première illumination, Pousset et al. [84] proposent de classer les points de réception en zones à effet majoritaire : la zone en LOS, la zone de réflexion, les zones de diffraction. Ceci permet de négliger les effets secondaires dans les zones déjà illuminées. Chen et al. [78] proposent la mise en oeuvre d'approches progressives en sélectionnant de façon intelligente les rayons à lancer prioritairement et dans [85] en exploitant une architecture parallèle sur réseau d'ordinateurs.

Wolfe et al. ont proposé le concept de chemin dominant [71]. Leur approche repose tout d'abord sur la définition de pièces et d'arêtes séparant les pièces. Chaque pièce est bordée par un ensemble d'arête, et les pièces sont toujours connectées par une arête. Ils construisent ensuite un arbre de connectivité en partant de la pièce contenant la source. Le premier niveau de l'arbre est constitué des arêtes associées à cette pièce, puis le niveau suivant des pièces voisines, etc... Le processus est réitéré, sauf que chaque branche est arrêtée si une arête a déjà été utilisée. Puis finalement leurs travaux ultérieurs reposent sur l'idée de ne garder que le chemin le plus fort [72, 68, 69].

Enfin, Hassan-Ali et al. [65] proposent également une approche originale que les auteurs qualifient d'approche statistique, mais qui se classe finalement plus dans les approches déterministes qu'empiriques. Ils définissent une zone elliptique d'influence entre l'émetteur et le récepteur qui n'est pas sans rappeler l'ellipsoïde de Fresnel. L'environnement est découpé lui en zones rectangulaires, ou pièces. Un ensemble de paramètres de propagation est associé à chaque mur et à chaque pièce. Enfin, l'atténuation moyenne par chemin est calculée à partir de l'intersection entre l'ellipsoïde et les différentes pièces. La complexité de calcul d'une telle approche repose sur le calcul de l'ellipsoïde et de l'intersection avec les pièces pour chaque couple émetteur - récepteur. Bien que supérieur, elle évolue linéairement en fonction du nombre de récepteurs, comme dans les approches empiriques, tout en ayant tenu compte statistiquement de la propagation dans les blocs de l'ellipsoïde. Cette approche et celle de Wolfe sont toutes les deux à l'interface entre les approches empiriques et déterministes.

L'approche par tracé de rayon (lancé ou images) est donc probablement la plus populaire parmi les méthodes déterministes. En résumé, la complexité de la technique des images peut être approchée par $N_r \cdot n_w^r$ [66, 75, 65] où n_w est le nombre d'objets et r le nombre de réflexions (ou diffractions) successives autorisée. Ce résultat correspond en fait à une approche de force brute, où le processus de calcul est lancé successivement pour chaque point de réception possible. Lorsque l'on calcule une couverture complète, on peut considérer que la puissance reçue est calculée pour tous les points illuminés par une source. Fortune et al [66] estiment à $\sqrt{N_r}$ le nombre de points de réception moyen par zone illuminée. Enfin, avec une bonne organisation des données et la mise en oeuvre d'un arbre de visibilité approprié, le nombre total de murs n_w peut être remplacé par m_w correspondant au nombre moyens d'objets illuminés par une source image. Fortune et al. [66] estiment empiriquement cette valeur à $m_w = \sqrt{n_w}$. Finalement la complexité, après optimisation, peut être donnée par : $\sqrt{N_r \cdot n_w^r}$. Concernant l'approche de lancé de rayons, la complexité dépend en premier lieu du nombre de rayons lancés k_r . A chaque réflexion, un rayon est divisé en 2 : le rayon réfléchi, et le rayon transmis. Cela conduit à un nombre total de rayons [65] $K_r = k_r \cdot 2^{r+1} - 1$. Pour chaque rayon, 2 types de calcul sont à effectuer : la recherche des intersections entre 1 rayon et les objets de l'environnement, et le calcul de l'atténuation pour chaque point de réception situé sur la trajectoire. Tous les auteurs présentant cette méthode négligent cette seconde charge de calcul car il s'avère que la charge principale de calcul est plutôt liée à la recherche d'intersection. Pour une approche non

optimisée, on trouve une complexité de l'ordre de : $K_r \cdot (n_w + n_r)$, n_r étant le nombre de récepteurs moyen par rayon. Si l'on optimise la structure des données encore une fois par blocs, on peut réduire considérablement le nombre d'objet à tester. Approximons encore une fois le nombre d'objets moyen testé par $m_w = \sqrt{n_w}$, et on obtient une complexité donnée par : $k_r \cdot (2^{r+1} - 1) \cdot \sqrt{n_r} + n_r \cdot C_{PL}$, où C_{PL} est la complexité de calcul du pathloss. Si l'on veut tenir compte de l'angle d'incidence sur chaque mur, d'effets de diffraction, et de l'affaiblissement logarithmique, le nombre d'opérations élémentaires est de l'ordre de la dizaine. Pour limiter les artefacts géométriques, le splitting des rayons ne modifie pas fondamentalement cette estimation. En effet, en 2D, le splitting revient aussi à séparer une raie en 2. Il faut simplement remplacer r dans l'expression ci-dessus par le nombre r' contenant le nombre de splitting et le nombre de réflexions autorisés.

Application des méthodes déterministes à la planification. *Stamatelos and Ephremides* [24], *Cheung et Murch* [26], *Sherali et al.* [25] et *Anderson et McGeehan* [33] exploitent un moteur de lancer de rayon en deux dimensions. *Stamatelos et Ephremides* utilisent soit des antennes omnidirectionnelles, soit des antennes directives dans leur présentation du problème de planification. Ils considèrent que les prédictions d'un modèle empirique pour la prédiction de couverture d'antennes omnidirectionnelles sont suffisantes, par contre ils ont besoin d'un moteur de ray tracing 2D pour calculer la couverture des antennes directives.

Pour réduire la complexité du problème, *Frühwirth et al.* [34] et *Fortune et al.* [23] ont choisi de limiter le nombre de rayons pour obtenir des cartes de couverture en 3 dimensions.

Les travaux récents de *Kamenetsky et Unbehauen* [27], *He et al.* [28] et *Wertz et al.* [42] ont pu accéder à une capacité de calcul leur permettant d'exploiter des moteurs de lancer de rayons en 3 dimensions performants. *He et al.* [28] et *Wertz et al.* [42] exploitent leurs propres modèles de prédiction décrits respectivement dans [28] et [86]. Ces modèles font appel à des techniques de *beam tracing*, où ce ne sont plus des rayons mais des faisceaux coniques qui sont lancés. Pour pouvoir réaliser toutes les simulations de couverture nécessaires à la planification de réseau, ils ont dû utiliser une grappe de calculateurs en parallèle.

2.1.5 Résumé et Perspectives

Le tableau présenté ci-après répertorie les techniques utilisées par chaque article cité.

	Mesures	Cercles Approx.	Modèle Empirique	Lancer de rayons	
				2D	3D
Mateus et al. [29]	×				
Lee et al. [38]					
Amaldi et al. [44]		×			
Jan et al. [40]					
Stamatelos et Ephremides [24]					
Prommak et al. [36]					
Cheung et Murch [26]					
Sherali et al. [25]					
Adickes et al. [37]					
Wong et al. [35]			×		
Agiado et al. [30]					
Ji et al. [31]					
Bahri et Chamberland [41]					
Maksuriwong et al. [39]					
Molina et al. [43]					
Stamatelos et Ephremides [24]				×	
Frühwirt et Brisset [34]					
Fortune et al. [23]					
He et al. [28]				×	
Unbehaun et Kamenetsky [27]					
Wertz et al. [42]					

La plupart des travaux cités exploitent un modèle de prédiction de couverture empirique. Comme nous l'avons détaillé, ces méthodes sont à la fois rapides et faciles à mettre en oeuvre, ce qui explique le fait qu'elles aient été très souvent utilisées, surtout dans les premiers travaux.

Avec l'augmentation de la puissance de calcul, des méthodes déterministes ont été utilisées, mais souvent au détriment de la précision. Pour pouvoir aborder un calcul d'optimisation avec une fonction de coût moins complexe à calculer, un nombre moins important de réflexions est pris en compte pour des méthodes de type lancer de rayon. De ce fait, la précision des estimations se voit réduite.

2.2 Algorithmes d'optimisation pour le problème wLP

Un nombre important de problèmes relatifs à l'ingénierie, à la biologie ou issus de la vie quotidienne sont en fait des problèmes d'optimisation. Cet ensemble de problèmes cherche à identifier une ou plusieurs solutions qui répondent le mieux à un ou plusieurs critères donnés. Guy Cohen définit l'optimisation dans [87] comme l'art de décrire les problèmes de décision. Pour lui, l'optimisation n'est pas juste une théorie mathématique, mais c'est également une *cuisine algorithmique*, où le choix d'un algorithme efficace pour résoudre un problème donné relève plus de l'expérience que de la théorie.

Dans cette partie, la difficulté du problème de planification de réseau sans-fil est introduite dans la section 2.2.1. Les parties suivantes présentent une taxonomie des deux familles d'algorithmes utilisés dans la littérature relative au problème wLP :

- les algorithmes mono-objectif,
- les algorithmes multiobjectif.

Les deux sections 2.2.2 et 2.2.3 présentent respectivement les algorithmes d'optimisation mono-objectif *continus* et *combinatoires*. La section 2.2.4 présente les algorithmes multiobjectif déjà implantés pour résoudre le problème de planification wLAN.

2.2.1 La difficulté du problème wLP

CONTEXTE

Quand on cherche à résoudre un problème d'optimisation, il est nécessaire de prendre en compte le contexte dans lequel va se faire la résolution. Pour cela, il faut connaître les contraintes qui s'appliquent au problème en terme de moyens et de temps en répondant aux deux questions suivantes :

1. En combien de temps devra-t-on résoudre le problème ?
2. De quelle puissance de calcul dispose-t-on ?

Ces deux questions permettent de quantifier le *nombre d'opérations* moyen ou maximal que l'on peut exécuter pour trouver la solution du problème d'optimisation. En effet, la première réponse donne un temps moyen de résolution et la seconde le nombre d'opérations à la seconde que l'on peut effectuer. Typiquement, pour le problème wLP, il est bon de trouver une solution au bout d'une demi-heure, voire une heure de recherche avec un ordinateur standard.

La planification d'un réseau sans-fil est réalisée par des intégrateurs de solutions réseau qui sont des entreprises de taille moyenne, voire petite. Contrairement à un opérateur de télécommunications, ils ne peuvent se permettre d'acheter une grappe de machines parallèles ou des stations de traitement spécialisées pour cela.

De plus, du point de vue économique, ces intégrateurs réseau ne peuvent se permettre de facturer un temps de conception trop important au client. En effet, le prix du matériel vendu au client n'est pas très élevé et le surcoût de conception peut s'avérer prohibitif à l'achat. Ainsi, la mise en place d'un outil de planification automatique doit proposer une solution en un temps limité pour limiter le coût de conception du réseau wLAN avec des ressources de calcul standard.

OPTIMISATION ET DIFFICULTÉ

La résolution d'un problème d'optimisation peut-être également présentée sous la forme d'un problème d'optimisation sous contrainte. Je définis ici la *résolution du problème d'op-*

timisation comme étant la recherche d'un algorithme Ξ appartenant à l'ensemble des algorithmes possibles $\mathbb{A}$ qui permettent de résoudre un problème d'optimisation P avec un nombre d'opérations élémentaires $N^{op}(\Xi, P)$ inférieur ou égal au nombre maximal d'opérations possible N_{max}^{op} . Ce nombre maximal d'opérations est issu des contraintes décrites au paragraphe précédent.

On définit communément la *complexité d'un algorithme* $C(\Xi)$ comme le nombre d'opérations élémentaires effectuées par l'algorithme pour trouver la solution S d'un problème de taille N , où N caractérise la taille de l'espace de recherche.

La *complexité d'un problème* P est la complexité du meilleur algorithme que l'on ait trouvé pour le résoudre.

Les caractéristiques d'un problème P qui vont rendre sa résolution plus ou moins aisée sont les suivantes :

- N : la taille de l'espace de recherche,
- C_f : le nombre d'opérations élémentaires nécessaires à l'évaluation d'une solution,
- la nature de la fonction d'évaluation.

Le seul algorithme qui assure dans tous les cas l'obtention de l'optimum est l'algorithme exhaustif qui teste toutes les solutions. Sa complexité vaut $N \times C_f$.

Plus l'espace de recherche est grand, plus l'énumération des solutions est longue et plus la complexité d'un algorithme de recherche exhaustive est grande. De même, plus il faut d'opérations élémentaires pour évaluer une solution, plus il est difficile de trouver une solution en respectant une contrainte de complexité maximale.

S'il n'est pas possible de résoudre P avec un algorithme exhaustif en respectant la contrainte de complexité maximale, il faut trouver un algorithme Ξ qui nécessite moins d'évaluations de solutions ($N^{sol} < N$). En effet, la complexité d'une évaluation dépend du problème et n'est pas modifiable par l'algorithme.

Cet algorithme Ξ va explorer l'espace des solutions de façon intelligente. Pour cela, il pourra tenir compte de la forme de la fonction d'évaluation pour guider sa recherche vers des parties de l'espace des solutions qui présentent des solutions proches de l'optimal.

Si la fonction d'évaluation est une fonction convexe sur tout son espace de définition, la recherche de l'optimum est simple. En effet, comme on sait qu'il n'y a qu'un seul optimum, un algorithme de recherche locale qui n'accepte à chaque itération qu'une solution meilleure de l'optimum actuel pourra converger vers l'optimum global. Si la fonction d'évaluation n'est pas convexe, il peut exister plusieurs optimums locaux. De ce fait, une stratégie de recherche locale converge vers l'optimum le plus proche du point de départ. L'optimum trouvé n'est pas forcément l'optimum global. Plus la forme de la fonction d'évaluation est rugueuse, plus il est difficile d'exploiter la connaissance a priori sur sa forme pour l'optimiser.

Le problème de planification est un problème d'optimisation difficile. D'une part, les contraintes de temps de traitement et de puissance de calcul sont fortes vis à vis de la combinatoire du problème décrite dans la partie 1.4.1. Il est nécessaire de produire une solution en un temps de calcul faible (1 heure) et avec une puissance de traitement restreinte. Si l'on cherche à planifier un environnement comprenant M positions candidates, le nombre de solutions possibles est de k^M , k étant le nombre d'états possibles d'un AP.

De plus, le calcul d'une seule fonction de coût fait intervenir l'estimation de la couverture radio des N points d'accès de la solution. Si l'approche du problème est combinatoire, il est possible d'estimer la couverture des points d'accès candidats au début du processus

d'optimisation et ainsi de minimiser le temps de calcul des prédictions de couverture radio. Par contre, si l'on choisit d'exploiter une approche continue, il sera nécessaire d'estimer la carte de couverture de chaque point d'accès à chaque évaluation.

Le problème de planification wLAN est également difficile car la fonction d'évaluation n'est ni convexe, ni monomodale. Déplacer un point d'accès d'une pièce à l'autre d'un bâtiment crée une discontinuité dans la fonction d'évaluation.

Le problème wLP peut être réduit au problème d'optimisation combinatoire *Minimum Set Covering Problem*. Ce problème recherche un sous-ensemble des points d'accès de taille minimale qui couvre l'ensemble du bâtiment. Pour l'instant, il n'existe pas d'heuristique qui permette de résoudre ce problème en temps polynomial car ce problème appartient à la classe des problèmes NP-complets.

Le problème wLP est un problème d'optimisation difficile. Différentes heuristiques de résolution ont été présentées dans la littérature. La suite de ce chapitre présente les grandes lignes des algorithmes employés et l'application qui en a été faite.

2.2.2 L'optimisation mono-objectif continue

La plupart des formulations rencontrées dans la littérature appliquent des méthodes d'optimisation mono-objectif. Ces méthodes sont bien connues et ont été appliquées à de nombreux problèmes. Les méthodes d'optimisation continues peuvent être scindées en deux groupes : les méthodes *linéaires* et les méthodes *non-linéaires*. Le premier groupe contient principalement les techniques de programmation linéaire. Le second groupe fait appel à des méthodes locales qui peuvent faire appel ou non au gradient de la fonction d'évaluation. Si la fonction possède trop de minima locaux, on fera appel dans ces méthodes non-linéaires à des algorithmes d'optimisation globale. Le problème de planification wLP exploite dans la plupart des cas une fonction de coût non linéaire. Cette famille de problèmes non-linéaires relève de l'optimisation difficile comme le présentent *Dréo et al.* dans [88].

Cette partie présente d'abord la programmation linéaire, puis les méthodes locales dérivatives et par la suite les méthodes locales non dérivatives. Cette partie se termine par la présentation d'un algorithme de recherche globale, DIRECT, qui appartient à la famille des algorithmes de recherche directe. Nous l'avons implanté pour calibrer le moteur de prédiction de couverture radio dans la partie 2.3.

Une représentation schématique des méthodes décrites dans cette partie est donnée dans la figure 2.1.

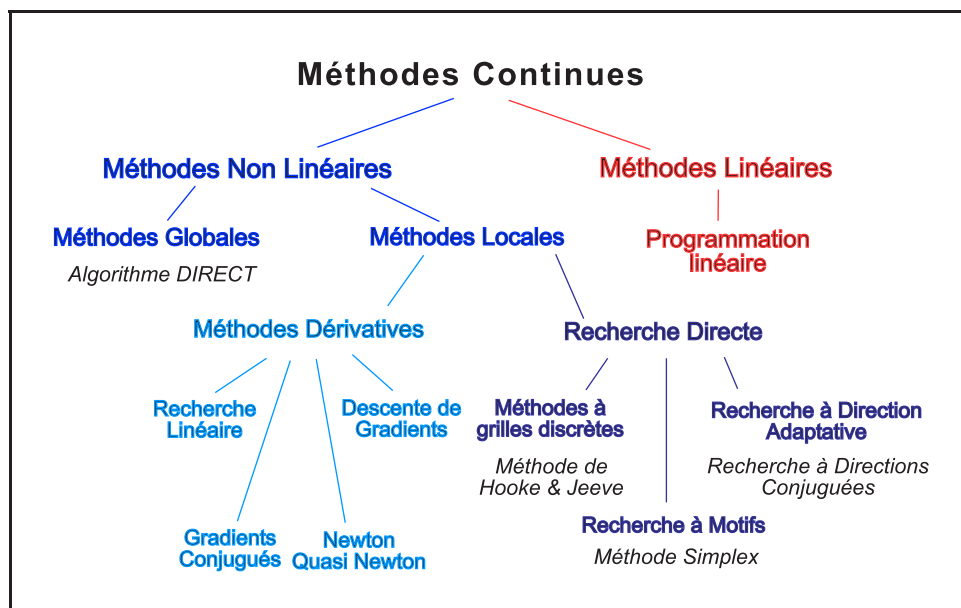


FIG. 2.1 – Algorithmes continus.

A- LA PROGRAMMATION LINÉAIRE

Il existe plusieurs approches qui permettent de formuler un problème d'optimisation sous la forme d'un programme linéaire. Cette forme ne permet pas de simplifier la résolution du problème mais d'élaborer des algorithmes qui, dans certains cas, conduisent à une bonne approximation de la solution optimale. La forme générale d'un programme linéaire a été présentée dans le chapitre précédent, par l'équation (1.25), p. 45.

Plusieurs algorithmes ont été proposés pour résoudre des *programmes linéaires*. Le plus utilisé est la *méthode du simplexe* développée par Dantzig à la fin des années 1940. Le simplexe peut être présenté comme une visite du polyèdre spécifié par l'ensemble des

contraintes d'inégalités $Ax \geq b$ jusqu'à ce que l'on trouve une solution optimale. Cette méthode est vraiment efficace en pratique mais il existe des instances de problèmes pour lesquelles la méthode nécessite un temps de traitement exponentiel.

Les programmes linéaires en nombres entiers sont basés sur une approche discrète du problème traité. C'est pourquoi ce paragraphe pourrait aussi bien être inclus dans la partie dédiée aux algorithmes d'optimisation combinatoire (2.2.3).

La résolution d'un programme linéaire en nombre entier (ILP : Integer Linear Program) la plus simple recherche la solution du programme linéaire relaxé et arrondit la solution obtenue pour obtenir une solution entière. La résolution est plus simple car il n'existe pas de contrainte sur l'obtention d'un nombre entier dans le programme relaxé. La solution du programme relaxé est une approximation de l'optimum. Cette méthode définit un programme linéaire avec un nombre important de contraintes, c'est pourquoi elle est souvent lourde en calculs. Une approche *primale-duale* permet d'obtenir plus aisément une approximation de la solution.

La méthode Primale-Duale exploite la version duale du programme linéaire obtenue après relaxation de la contrainte sur les nombres entiers. Si on souhaite minimiser un programme linéaire en nombre entier, appelé ci-après le programme *primal*, il est possible de définir un programme linéaire à maximiser, appelé le programme *dual*. Ce programme est défini comme suit : pour chaque contrainte du problème primal, il existe une variable duale ; pour chaque variable du problème primal, il existe une contrainte duale. Ceci s'exprime de la façon suivante :

Primal		Dual	
contr. i	$\sum_{j=1}^n a_{ij}x_j = b_i$	var. i	y_i sans contr. de signe
contr. i	$\sum_{j=1}^n a_{ij}x_j \leq b_i$	var. i	$y_i \geq 0$
var. j	x_j sans contr. de signe	contr. j	$\sum_{i=1}^n a_{ij}y_i = c_j$
var. j	$x_j \geq 0$	contr. j	$\sum_{i=1}^n a_{ij}y_i \leq c_j$
<i>minimise</i>	$c^T x$	<i>maximise</i>	$b^T y$

De la même façon, il est possible de définir une problème dual de minimisation pour un problème primal de maximisation. Si l'on nomme P et D les problèmes respectivement primal et dual, le *théorème de dualité* précise que si les deux programmes sont réalisables, alors les valeurs des solutions optimales coïncident.

Si l'on cherche à minimiser le programme linéaire en nombres entiers (*ILP*) dont la version relaxée est un programme linéaire *LP*, n'importe quelle solution du programme dual de *LP*, appelée *DLP*, présente un coût inférieur ou égal à la valeur optimale du programme *ILP*. Ainsi, cette solution réalisable du problème dual peut être utilisée comme une borne inférieure quand on estime la qualité d'une solution de *ILP* (cf. fig. 2.2).

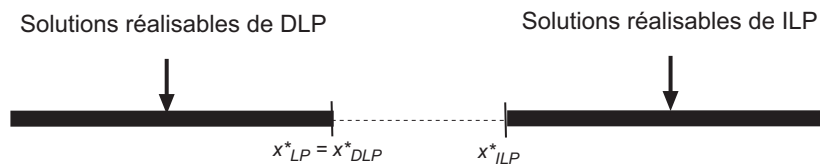


FIG. 2.2 – Espace des valeurs des solutions réalisables de ILP et DLP.

Un *algorithme primal-dual* exploite cette propriété pour trouver une solution approximative d'un programme linéaire en nombres entiers *ILP*. Tout au long de la résolution de l'algorithme, il est possible de maintenir une solution faisable x de *ILP* et une solution y du problème *DLP*. A chaque étape, x et y sont examinés et modifiés pour dériver une nouvelle paire de solutions x' et y' . y' est la solution duale de *LP* qui possède un meilleur coût que y et x' est une solution 'plus réalisable' que x . L'algorithme s'arrête quand la solution en nombre entiers devient réalisable. La qualité de cette solution est évaluée en la comparant à la solution duale finale. Cette approche permet d'obtenir des algorithmes plus rapides car il n'est pas nécessaire de résoudre de façon optimale *ILP* ou *DLP*.

Applications au problème wLP. Ces méthodes primales-duales sont implantées dans des solveurs de programmes linéaires. *Lee et al.* [38], *Wong et al.* [35] et *Mateus et al.* [29] ont choisi de résoudre le programme linéaire wLP qu'ils ont défini à l'aide du solveur CPLEX [89].

B- LA RECHERCHE LINÉAIRE

La recherche linéaire est la brique de base des méthodes continues locales, qu'elles soient dérivatives ou non. Cette méthode itérative recherche le minimum de la fonction d'évaluation dans une seule direction de l'espace des solutions. A l'itération k , la valeur de $x_{k+1} = x_k + \lambda_k d_k$ est calculée pour que f vérifie la condition $f(x_{k+1}) \leq f(x_k)$. Ici, d_k est la direction de recherche et λ_k le pas du déplacement. Si on pose $\phi(\lambda) = f(x_k + \lambda d_k)$, la recherche linéaire *optimale* détermine le meilleur pas λ^* qui vérifie :

$$\begin{cases} \phi'(\lambda^*) &= 0 \\ \phi(\lambda^*) &\leq \phi(\lambda), \text{ pour } 0 \leq \lambda \leq \lambda^* \end{cases} \quad (2.6)$$

Le pas λ^* est le pas qui assure la décroissance de f au premier minimum local. Dans la plupart des algorithmes modernes de recherche linéaire, la valeur exacte de λ^* n'est pas calculée car la charge de calcul est trop importante. En pratique, une valeur de λ est choisie pour qu'elle assure une décroissance suffisante de f . Trois lois ont été proposées par Armijo, Goldstein et Wolfe pour définir des intervalles de sécurité pour le choix de λ .

C- LES MÉTHODES LOCALES DÉRIVATIVES

L'objectif de ces méthodes locales est d'exploiter la forme de la dérivée du premier ordre ou des ordres supérieurs pour guider la recherche d'un extremum. La recherche est alors effectuée dans la direction de la plus forte pente. Si la fonction de coût est convexe, ces méthodes convergent vers l'optimum absolu. Si la fonction est multimodale, elles convergent vers l'optimum le plus proche. Pour que ces méthodes soient exploitables, il faut que la fonction de coût soit continue et dérivable au premier, voire au second ordre, en chaque point de l'espace. Si l'on ne possède pas d'expression analytique des dérivées de f , il faut les approximer par différence finie. On peut classer ces méthodes à l'aide du nombre de termes de la série de Taylor qui sont exploités par l'algorithme.

La descente de gradient est la méthode de recherche dérivative la plus simple. A l'itération k , connaissant la solution courante x , on réalise une recherche linéaire dans la direction donnée par le gradient de la fonction de coût $g(x_k) = \nabla f(x_k)$ comme présenté dans l'équation 2.7 :

$$x_{k+1} = x_k - \lambda_k \cdot \nabla f(x_k) = x_k - \lambda_k \cdot g(x_k) \quad (2.7)$$

Ici, λ_k représente la longueur du pas de recherche. Au point minimum trouvé par la recherche linéaire, la dérivée dans la direction du gradient est nulle et donnée par :

$$\frac{d}{d\lambda_k} f(x_{k+1}) = \nabla f(x_{k+1})^T \cdot \frac{d}{d\lambda_k} x_{k+1} = -\nabla f(x_{k+1})^T \cdot g(x_k)$$

Si on annule cette expression, on se rend compte qu'il suffit de choisir λ_k pour que $\nabla f(x_{k+1})^T$ et $g(x_k)$ soient orthogonaux. Le point où cette condition est remplie est sélectionné comme point de départ de la recherche pour l'itération suivante. La descente de gradient réalise une recherche selon une série de directions orthogonales le long de la surface décrite par la fonction.

Si le minimum existe, la descente de gradient le trouve dans le pire des cas en un nombre infini d'itérations. Cette méthode est simple mais son principal désavantage est sa lenteur de convergence car à chaque itération, la recherche est réalisée dans une direction orthogonale à la précédente. De plus, l'obtention d'une solution avec une fonction multimodale est conditionnée par le choix du point de départ de la recherche. Cette méthode est rarement choisie comme méthode de résolution principale, mais elle peut être combinée à d'autres techniques.

La méthode des gradients conjugués permet de palier au problème de convergence de la descente de gradients. L'algorithme de recherche est quasiment identique, seul le choix des directions de recherche est différent.

Deux vecteurs différents d_i et d_j sont *conjugués*, i.e. orthogonaux relativement à une matrice définie positive $\mathcal{Q}$, si la propriété de l'équation (2.8) est vérifiée :

$$d_i^T \cdot \mathcal{Q} \cdot d_j = 0 \quad (2.8)$$

Cette propriété est une généralisation de la propriété d'orthogonalité de l'espace Cartésien où $\mathcal{Q}$ est égale à la matrice identité. L'idée de la méthode est de rendre chaque direction de recherche d_i dépendante des directions précédentes pour pouvoir localiser le minimum de $f(x)$ à l'aide de l'équation (2.8). L'ensemble des directions de recherche obtenues est un ensemble $\mathcal{Q}$ -orthogonal, i.e. un ensemble de vecteurs conjugués. Une série de recherches linéaires effectuées selon ces directions conjuguées permet d'atteindre le minimum d'une fonction quadratique définie positive de dimension n en au plus n itérations.

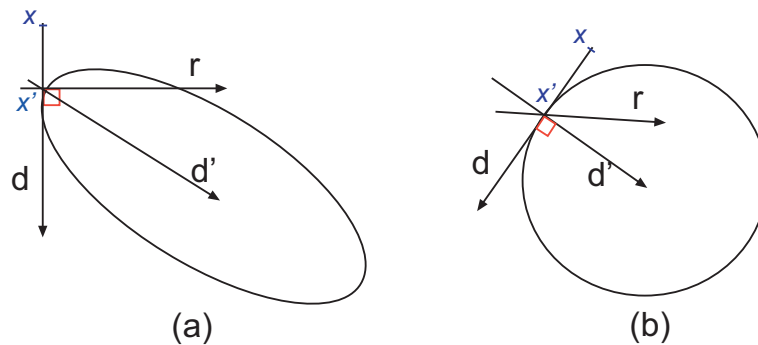


FIG. 2.3 – (a) Espace cartésien : d et r sont orthogonaux. (b) Espace conjugué : d et d' sont orthogonaux

La descente de gradient et des gradients conjugués commence de la même manière : on recherche le minimum x' dans la direction de plus forte pente d à partir du point x (cf.

Fig 2.3-a). C'est par le choix de la nouvelle direction de recherche que les deux méthodes diffèrent. La descente de gradient réalise une recherche selon la direction r , tandis que la méthode des gradients conjugués utilise la direction d' , la direction conjuguée à d .

Dans l'espace conjugué (cf. Fig 2.3-b), d est tangent au cercle au point x' . Comme la direction suivante d' est $\mathcal{Q}$ -orthogonale à d , d' et d sont perpendiculaires sur la figure 2.3-b. Puisque la direction d' passe par le minimum de la fonction quadratique $f(x)$, la méthode des gradients conjugués trouve directement l'optimum global.

La méthode des gradients conjugués permet de trouver l'optimum d'une fonction quadratique, mais elle donne également de bon résultats pour une fonction continue et dérivable $f(x)$. Plus la fonction s'éloigne d'une forme quadratique, moins les directions de recherches sont conjuguées et plus la convergence est lente. Malgré cela, cet algorithme est à préférer à la méthode de descente de gradients.

Les méthodes de Newton et de Quasi-Newton. La méthode de Newton est utilisée pour résoudre un système d'équations non-linéaires $g(x) = 0$, avec $g : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^n$. Elle commence avec une solution $x_0 \in \mathbb{R}^n$ et détermine x_{k+1} de la façon suivante :

$$x_{k+1} = x_k - g'(x_k)^{-1}g(x_k) \quad (2.9)$$

avec $g'(x_k)$ la dérivée d'ordre 1 de g . Pour pouvoir appliquer cette méthode à la minimisation de $f(x)$, on pose $g(x) = \nabla f(x)$. Dans ce cas, on a l'équation suivante à chaque itération k :

$$x_{k+1} = x_k - \nabla^2 f(x_k)^{-1} \nabla f(x_k) \quad (2.10)$$

La convergence de la méthode de Newton est quadratique près de l'optimum x^* , mais x_0 doit être suffisamment proche de x^* . Cette propriété limite l'intérêt de cette méthode. Pour palier à ce problème, une étape de recherche linéaire a été rajoutée dans la direction $d_k = -\nabla^2 f(x_k)^{-1} \nabla f(x_k)$ pour chaque itération. Cette étape est intéressante si et seulement si cette direction d_k est une direction de descente :

$$\nabla f(x_k)^T d_k = -\nabla f(x_k)^T \nabla^2 f(x_k)^{-1} \nabla f(x_k) < 0,$$

Cette expression est vraie si $\nabla^2 f(x_k)$ est une matrice définie positive, ce qui n'est pas toujours le cas.

La *méthode de Quasi-Newton* consiste en la substitution du Hessien $\nabla^2 f(x_k)$ par une matrice définie positive qui est réévaluée à chaque itération. La définition générale d'un algorithme de Quasi Newton est donnée par l'équation 2.11 :

$$\begin{cases} d_k &= -B_k g_k \\ x_{k+1} &= x_k + \rho_k d_k \end{cases} \quad (2.11)$$

B_k est la matrice qui approche l'inverse du Hessien de f au point x_k . A l'itération 0, on pose $B_0 = I$ et on cherche la meilleure mise à jour possible de la matrice courante B_k par $B_{k+1} = B_k + \Delta_k$. Il existe plusieurs formules pour définir Δ_k . La formule de *Broyden*, celle de *Davidon*, *Fletcher and Powell* (DFP) et celle de *Broyden*, *Fletcher*, *Goldfarb and Shanno* (BFGS) sont les plus performantes.

Applications au problème wLP. L'algorithme de *descente de gradient* a été utilisé par *Stamatelos and Ephremides* dans [24]. Dans leurs travaux, ils proposent à la fois une approche continue et une approche combinatoire du problème wLP. Pour résoudre la formulation continue du problème, ils mettent en oeuvre une descente de gradient et l'algorithme

Simplex de recherche directe (cf. Fig. 2.5, p.64). Le problème combinatoire est résolu par un algorithme de réseaux de neurones. Comme il n'est pas possible de calculer analytiquement la dérivée de la fonction de coût proposée, le gradient est calculé par différences finies.

Les performances de l'algorithme de descente de gradient sont vraiment limitées au vu des résultats présentés dans leur article [24]. La solution optimale n'a pas été trouvée au bout de 200 itérations de recherche pour les scénarios de tests exploitant des antennes directives. C'est l'algorithme des réseaux de neurones qui a trouvé des solutions les plus proches de l'optimum.

Sherali et al. [25] ont appliqué la *méthode des gradients conjugués* et la méthode de *Quasi-Newton* au problème de placement d'un seul émetteur. La méthode de Quasi-Newton implantée utilise la formule BFGS. Le gradient est également évalué par différence finie mais Sherali et al. ont introduit un paramètre de perturbation $\delta > 0$ qui permet d'adapter l'estimation du gradient. A chaque point $x \in \mathbb{R}^3$, la i^e coordonnée du gradient est donnée par l'équation 2.12 :

$$\frac{\partial f(x)}{\partial e_i} = \frac{f(x + \delta e_i) - f(x)}{\delta} \quad (2.12)$$

δ est un paramètre important quand on utilise un algorithme de recherche basé sur la dérivée de f . Si sa valeur est trop importante, la convergence ne peut se faire aux abords du minimum car l'évaluation du gradient n'est pas assez fine. Pourtant, dans ce cas, la convergence vers la zone où se trouve le minimum est bien plus rapide. Si δ est trop petit, la convergence est lente mais la valeur minimale obtenue est plus précise. *Sherali et al.* ont choisi une valeur de $\delta = 0.5$ qui est divisée par deux à chaque itération jusqu'à $\delta = 0.125$.

Les deux algorithmes ont été testés et comparés à un algorithme de recherche directe, la méthode de *Hookes and Jeeve* (cf. Fig. 2.4, p.63). C'est la méthode de *Hooke et Jeeve* qui produit les meilleures solutions, mais c'est elle qui réalise le plus d'évaluations de fonctions avant de converger. La méthode des gradients conjugués donne de meilleurs résultats que la méthode Quasi-Newton car cette dernière doit être réinitialisée trop souvent.

Ji et al. ont également implanté un algorithme de Quasi-Newton utilisant la formule BFGS. Ils l'ont comparée à une descente de gradient, un algorithme Simplex de recherche directe et deux métaheuristiques (Recuit Simulé et Génétique). La méthode de descente n'arrive même pas à placer un seul émetteur dans un environnement très simple. Le placement de trois points d'accès révèle également la faiblesse des méthodes à base de gradients qui n'arrivent pas à trouver de résultats corrects. Ce sont les deux métaheuristiques qui présentent les meilleurs résultats avec un nombre plus faible d'évaluations de fonctions.

Le principal inconvénient des méthodes dérivatives, c'est qu'il n'est pas toujours possible d'obtenir une formulation analytique de la fonction d'évaluation. Ainsi, pour obtenir une seule évaluation du gradient, il est nécessaire de calculer $2N + 1$ évaluations de fonctions si on travaille dans un espace à N dimensions. Pour le problème wLP, ceci implique un même nombre d'estimations de couvertures radio.

D- LA RECHERCHE DIRECTE.

Les méthodes de recherche directe ont été principalement développées pour résoudre des problèmes sans contraintes où on cherche à optimiser une seule fonction de coût. La

définition de ces techniques est donnée par *Hooke et Jeeve* en 1961 dans [90] :

"We use the phrase 'Direct Search' to describe sequential examination of trial solutions involving comparison of each trial to be *best* obtained up to that time together with a strategy for determining what the next trial solution will be."

Ces méthodes locales n'exploitent que les évaluations de la fonction de coût f . Elles ont été proposées dans les années 60, avant la définition des règles de convergence d'Armijo, Goldstein et Wolfe et avant la mise au point de l'algorithme de Quasi-Newton. Leur convergence vers le premier point stationnaire de la fonction de coût est prouvée pour la majorité d'entre elles. Il existe trois groupes d'algorithmes :

- les méthodes à grille discrète (Discrete Grid Methods),
- les méthodes à directions adaptatives (Adaptative Direction Search Methods),
- les méthodes de recherche à motifs (Pattern Search Algorithms).

Une présentation générale des méthodes à recherche directe est donnée dans [91]. Une description détaillée de chaque méthode a été réalisée par D.R. Powell dans [92].

Les méthodes à grille discrète sont utilisées si l'espace de recherche $\mathbb{R}^n$ est limité par des contraintes $a_i \leq x_i \leq b_i, i \in [1, n]$. Une grille régulière G est définie dans cet espace où chaque noeud est une solution réalisable.

L'objectif d'un algorithme à grille discrète est de produire à chaque itération k la valeur $x_{k+1} \in G$ qui satisfait la contrainte $f(x_{k+1}) \leq f(x_k)$. Une solution de départ x_0 est choisie et l'algorithme s'arrête quand il n'y a pas eu d'amélioration de f pendant L itérations. Une méthode à grille discrète est efficace s'il est possible de tester un nombre suffisant de directions de recherche. Si l'espace des solutions est de dimension n , il faudra tester les n directions à chaque itération pour explorer tout l'espace des solutions.

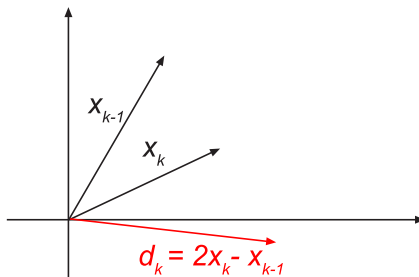


FIG. 2.4 – La direction de recherche d_k de Hooke et Jeeve

La méthode à grille discrète la plus souvent utilisée est **la méthode de Hooke et Jeeve**. Pour chaque itération $k > 2$, une recherche linéaire est réalisée dans la direction $d_k = 2x_k - x_{k-1}$ représentée dans la figure 2.4. La solution y^* obtenue est sélectionnée pour l'itération suivante si et seulement si $f(y^*) \leq f(x_k)$. Vu que f diminue entre x_{k-1} et x_k , il est supposé qu'il y a des chances pour que f décroisse en réalisant une recherche dans la direction de d_k . S'il n'y a pas de décroissance, une recherche dans les n directions de $\mathbb{R}^n$ est réalisée. Sa convergence a été prouvée pour des fonctions strictement convexes.

Les méthodes à directions adaptatives font évoluer les directions de recherche utilisées à chaque étape au fur et à mesure que l'on avance dans le déroulement de l'algorithme. La **recherche à directions conjuguées** (conjugate direction search) est une méthode de

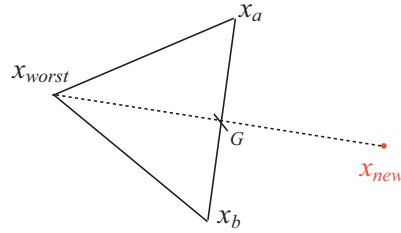


FIG. 2.5 – L'étape de réflexion de la méthode Simplex.

recherche à direction adaptative. Elle a été proposée par *Powell* en 1964 [93]. Le but de la procédure est de créer un ensemble de D directions conjuguées en D étapes de calcul.

A la première étape, n recherches linéaires sont réalisées dans les n directions de l'ensemble des solutions $\mathbb{R}^n$. Puis, une dernière recherche linéaire est réalisée dans la direction d_{n+1} qui relie la première solution obtenue à la précédente. Si cette recherche améliore f , le nouveau point x_{n+1} est choisi comme point de départ pour l'étape suivante et la meilleure des D directions de recherche stockées est mise à jour avec d_{n+1} . S'il n'y a pas d'amélioration dans la direction d_{n+1} , les D directions de recherche ne sont pas modifiées. Au bout de D étapes on peut mettre à jour les D directions de recherche pour construire un ensemble de directions conjuguées.

Les méthodes de recherche à motifs utilisent une figure géométrique pour explorer l'espace de recherche. L'évolution de la figure ou du motif permet de diriger la recherche vers les zones intéressantes de l'espace des solutions. L'exemple le plus connu est la **méthode Simplex** qui a été proposée par *Spenceley et al.* en 1962 [94]. *Spenceley et al.* avaient pour objectif de borner le nombre d'évaluations de fonctions par itération à $(n + 1)$ évaluations si n est la dimension de l'espace de recherche.

Un simplex est une figure géométrique qui comporte $(n + 1)$ points dans un espace de dimension n . Si le simplex n'est pas vide, ses $(n + 1)$ sommets définissent un plan dans l'espace $\mathbb{R}^n \times \mathbb{R}$. L'idée de base de la méthode est de construire à chaque itération un simplex non vide dont l'inclinaison puisse guider la recherche sur f . A chaque sommet du simplex est attribué une solution $x \in \mathbb{R}^n$.

A chaque itération, chaque sommet est évalué par f et le sommet le plus mauvais est sélectionné. La position de ce pire sommet est modifiée à l'aide d'une réflexion par rapport au centre de gravité du simplex. Un exemple avec $n = 2$ est donné dans la figure 2.5.

Pour améliorer les performances de l'algorithme, *Nelder et Mead* ont rajouté d'autres mouvements du simplex dans [95] : l'expansion, la contraction et la réduction. L'expansion déplace le pire sommet deux fois plus loin que la réflexion, la contraction deux fois moins loin et la réduction divise toutes les arêtes du triangle par deux. Pour pouvoir déterminer dans quels cas il est intéressant d'effectuer ces mouvements, des conditions relatives aux valeurs de la fonctions de coût aux sommets du simplex ont été définies. Des paramètres permettent d'adapter le comportement de l'algorithme au problème traité.

La méthode du Simplex, à ne pas confondre avec la méthode du Simplexe utilisée en programmation linéaire, est utilisée très souvent même si sa convergence n'est pas toujours possible. En effet, quand le simplex décrit un plan orthogonal à la direction du gradient, la convergence ne peut se faire (cf. [96]).

Applications au problème wLP Les méthodes de recherche directe ont été souvent employées pour résoudre le problème wLP car il n'est pas nécessaire d'estimer la dérivée de la fonction de coût. L'algorithme **Simplex** a été utilisé par *Stamatelos et Ephremides* [24], *Fortune et al.* [23] et *Cheung et Murch* [26] sous la forme proposée par *Nelder et Mead*.

Fortune et al. ont modifié le jeu de paramètres utilisé dans le Simplex pour adapter la sélection des mouvements à leur fonction de coût. Pour un nombre important de tests sur plusieurs bâtiments avec plus de 1500 murs, l'algorithme du Simplex converge vers une solution locale acceptable en un nombre raisonnable d'itérations. Le nombre d'itérations dépend à peu près linéairement de la dimension du problème. Pour placer un AP (3 variables), la convergence survient en 15 itérations nécessitant 20 à 25 évaluations de f .

Stamatelos et Ephremides et *Cheung et Murch* ont comparé la méthode du Simplex à d'autres algorithmes. *Stamatelos et Ephremides* ont implanté un algorithme de descente de gradient et un algorithme de réseaux de neurones. Le Simplex a toujours convergé vers une solution, mais ses solutions présentent des évaluations moins bonnes que celles du réseau de neurones. Néanmoins, le Simplex donne de meilleurs résultats que l'algorithme de descente.

Cheung and Murch ont comparé les performances du Simplex avec celles de la **recherche à directions conjuguées** de Powell. Ils ont montré que le Simplex nécessitait moins d'évaluations de fonctions que l'algorithme de Powell pour converger. Les minima trouvés par les deux méthodes sont très proches voire identiques.

La **méthode de Hooke et Jeeve** a été utilisée par *Sherali et al.* et comparée à une recherche à directions conjuguées et à une méthode Quasi-Newton pour le placement d'un AP. Après plusieurs tests, ils observent que la méthode de Quasi-Newton fournit des résultats bien moins intéressants que les deux méthodes de recherche directe. L'algorithme de Hooke et Jeeve leur semble bien plus robuste vis-à-vis de la qualité de la solution finale même s'il nécessite plus d'évaluations de fonctions.

E- L'ALGORITHME DIRECT

Cet algorithme a été proposé par *Jones et al.* [97] en 1993 pour l'optimisation de fonctions à plusieurs variables dans un espace continu borné. C'est un algorithme d'optimisation globale qui appartient également à la famille des méthodes de recherche directe. L'algorithme DIRECT décompose l'espace de recherche en hyper-rectangles dont la dimension est donnée par le nombre de variables.

Au cours de son exécution, DIRECT réalise un compromis entre recherche globale et recherche locale par son mode de sélection des hyper-rectangles à explorer. Les hyper-rectangles sélectionnés sont dits 'optimaux'. Les blocs qui ne sont pas optimaux à une itération donnée peuvent le devenir par la suite. Cette stratégie permet selon *He et al.* [28] de converger rapidement dans un espace de recherche raisonnablement large. He et al. présentent DIRECT comme un algorithme très utile pour évaluer l'optimum d'une fonction de type 'boite noire' qui nécessite peu de paramétrage.

L'OPTIMISATION LIPSCHITZIENNE DIRECT est présenté dans l'article [97] comme un algorithme d'optimisation lipschitzienne ne nécessitant pas la connaissance de la constante de Lipschitz. Une fonction $f : M \rightarrow \mathbb{R}$ est dite continue sur $M \subseteq \mathbb{R}^1$ au sens de Lipschitz et de constante de Lipschitz κ si :

$$\forall x, y \in M \quad |f(x) - f(y)| \leq \kappa |x - y|$$

Si l'on connaît une évaluation $f(y)$, il est possible de déterminer une borne inférieure et une borne supérieure pour les autres points $x \in [a, b]$ de f :

$$f(y) - \kappa|x - y| \leq f(x) \leq f(y) + \kappa|x - y| \quad (2.13)$$

Les bornes obtenues dans ce cas sont représentées dans la figure 2.6

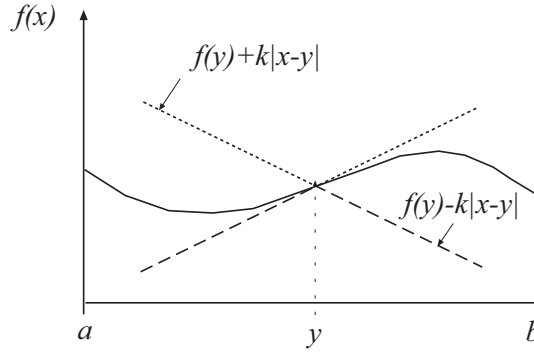


FIG. 2.6 – Bornes supérieures et inférieures dérivées de l'évaluation en y .

Si l'on continue à échantillonner l'intervalle M , il est possible d'améliorer la borne connue. Par exemple, pour $M = [a, b] \in \mathbb{R}^1$, si on connaît $f(a)$ et $f(b)$, on obtient les deux bornes supérieures suivantes :

$$f(x) \leq f(a) + \kappa(x - a) \quad \text{et} \quad f(x) \leq f(b) - \kappa(x - b)$$

et les deux bornes inférieures suivantes :

$$f(x) \geq f(a) - \kappa(x - a) \quad \text{et} \quad f(x) \geq f(b) + \kappa(x - b)$$

Dans le cadre d'une maximisation de f , on utilise la borne supérieure et dans le cadre de la minimisation de f , on utilise la borne inférieure. Les bornes inférieures obtenues avec les évaluations en a et en b sont représentées sur la figure 2.7 et se croisent en un point x_1 .

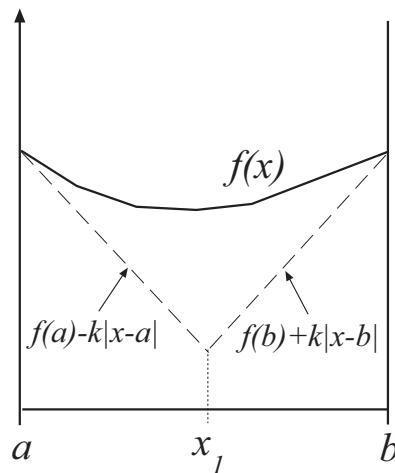


FIG. 2.7 – Borne inférieure pour f utilisant la constante de Lipschitz κ .

L'algorithme de Schubert est une des applications qui utilise cette borne inférieure. Celui-ci va calculer dans l'intervalle de départ la valeur de f en x_1 et calculer la borne inférieure pour chaque intervalle $[a, x_1]$ et $[x_1, b]$. Il va recalculer une valeur de f dans

chaque sous-intervalle en commençant pas le domaine contenant la plus petite valeur de f . L'algorithme se termine quand les bornes sont confondues avec f .

Deux problèmes surviennent lors de l'utilisation de l'algorithme de Shubert. Premièrement, cet algorithme ne se transpose pas de manière intuitive dans des espaces de plus grandes dimensions, ce qui le rend difficilement généralisable. Deuxièmement, il présuppose la connaissance de la constante de Lipschitz κ . Si la fonction est dérivable, n'importe quelle borne relative à l'amplitude de la fonction dérivée peut être utilisée pour κ . La plupart des fonctions présentes dans des problèmes industriels ne donnent pas lieu à des fonctions continues au sens de Lipschitz sur leur domaine d'application. Si l'estimation de κ est trop faible, on peut trouver un résultat qui n'est pas le minimum de f car on converge trop rapidement. Si la valeur de la constante est trop importante, la convergence de l'algorithme de Schubert est très lente car la borne utilisée est très éloignée de f en x_i . D'autres algorithmes qui utilisent les mêmes bornes pour optimiser une fonction ont été proposés et sont présentés par J. Pintér [98]. Ils nécessitent tous une connaissance a priori de la constante de Lipschitz.

Ce sont ces deux limitations de l'optimisation lipschitzienne qui ont mené au développement de l'algorithme DIRECT. DIRECT évalue la fonction au centre d'hyper-rectangles, ce qui règle le problème de passage à des dimensions supérieures. De plus, DIRECT n'utilise plus directement la constante de Lipschitz mais teste toutes les dimensions du problème pour déterminer si une région ou un domaine de l'espace doit être divisé en sous régions pour l'itération en cours.

PRINCIPE DE L'ALGORITHME DIRECT. Cet algorithme commence par normaliser l'espace de recherche dans un hypercube unité. L'hypercube est calculé dans un espace de dimension n égal au nombre n de variables continues et bornées du problème. Il évalue ensuite la solution qui se trouve au centre c_1 de ce cube. Cette solution est affectée au minimum courant f_{min} . Ce cube est alors subdivisé en hyper-rectangles selon un protocole de découpage précis décrit ci-après.

Les hyper-rectangles qui résultent de la subdivision sont évalués et seuls les hyper-rectangles considérés comme potentiellement optimaux sont sélectionnés pour l'itération suivante. A chaque itération, ces blocs potentiellement optimaux sont à nouveau subdivisés et leurs fils sont évalués à leur tour. L'algorithme se termine quand il n'y a plus de bloc sélectionné à la fin d'une itération. Bien entendu, f_{min} est mis à jour à la fin de chaque itération.

Protocole de découpage.

Dans un premier temps, on évalue dans chaque dimension e_i les valeurs $f(c_1 \pm \delta e_i)$. La grandeur δ représente un tiers de la longueur du côté de l'hyper-rectangle testé dans la dimension. Le schéma de gauche de la figure 2.8 présente les positions de ces points pour un problème à deux dimensions.

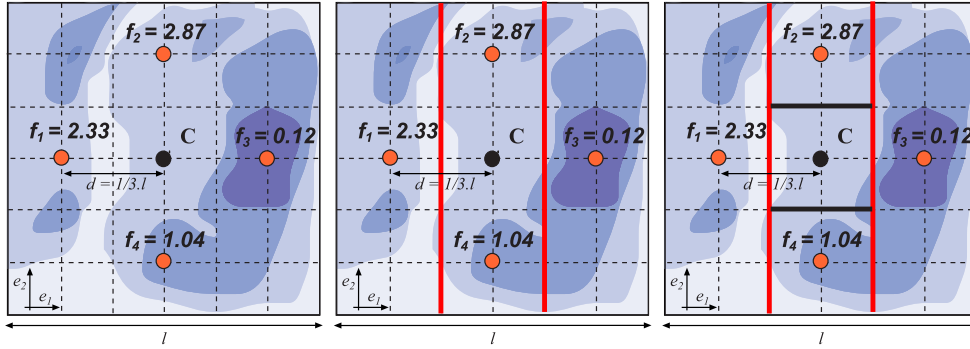


FIG. 2.8 – Protocole de découpage d'un cube.

Par la suite, les dimensions $e_{i,i \in [1,n]}$ sont classées à l'aide des valeurs de w_i calculées par $w_i = \min(f(c_1 - \delta e_i), f(c_1 + \delta e_i))$. Les dimensions sont classées par ordre croissant de w_i , ce qui revient à les classer par ordre croissant des meilleures évaluations effectuées dans chaque dimension.

On divise alors le cube central en tiers dans l'ordre des dimensions obtenu précédemment. Dans l'exemple de la figure 2.8, on commence par découper en tiers dans la direction e_1 qui comporte la plus faible valeur de f . Puis on découpe le rectangle central en tiers dans la dimension suivante, la dimension e_2 . On va ainsi créer cinq nouveaux hyper-rectangles dont on connaît déjà la valeur $f(c_i)$ de la fonction de coût en leur centre.

Sélection des blocs potentiellement optimaux.

Les hyper-rectangles potentiellement optimaux sont les rectangles subdivisés à l'itération suivante. Le choix des rectangles est important car il va conditionner le type de recherche effectuée. Ainsi, si l'on choisit des hyper-rectangles de petite taille, on réalise une recherche locale analogue à une descente de gradient. Par contre, si l'on subdivise des hyper-rectangles de grande taille, on réalise une recherche globale.

La sélection des blocs dits *potentiellement optimaux* est réglée par les équations 2.14 et 2.15. Ces conditions s'appliquent au choix du rectangle j de centre c_j .

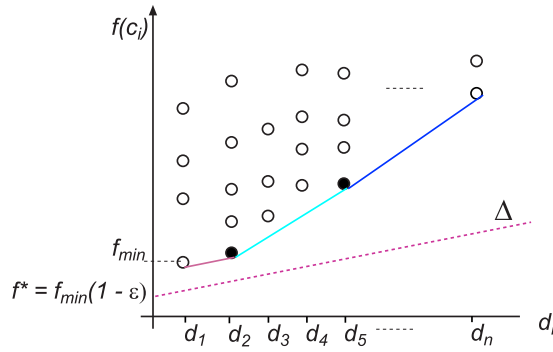
Definition 8 Soit $\epsilon > 0$ une constante positive et f_{min} la meilleure solution actuelle. Un hyper-rectangle j est dit "potentiellement optimal" s'il existe $\kappa > 0$ tel que :

$$f(c_j) - \kappa d_j \leq f(c_i) - \kappa d_i, \forall i \in [1, N] \quad (2.14)$$

$$f(c_j) - \kappa d_j \leq f_{min} - \epsilon |f_{min}| \quad (2.15)$$

La valeur d_j est une mesure de la taille de l'hyper-rectangle j . Jones et al. proposent dans [97] d'utiliser la distance du centre à un des sommets du cube. D'autres mesures sont proposées dans [99]. Nous avons utilisé la distance de Jones et al. dans notre implémentation. κ est la constante de Lipschitz. Le paramètre ϵ est utilisé ici pour régler la rapidité de convergence de l'algorithme. Selon Jones et al. [97], l'expérience montre qu'avec $1.10^{-7} \leq \epsilon \leq 1.10^{-2}$, la valeur d' ϵ a un effet négligeable sur la précision de la solution obtenue.

Si l'on représente la distribution des hyper-rectangle sur un graphe avec en abscisse la taille des blocs d_i et en ordonnée l'évaluation du centre des blocs $f(c_i)$, on obtient pour une itération quelconque une répartition des hyper-rectangles de la forme de la figure 2.9.


 FIG. 2.9 – Evaluations $f(c_i)$ en fonction de la taille des hyper-rectangle d_i .

Sur ce graphe, d'après les équations 2.14 et 2.15, un hyper-rectangle est potentiellement optimal s'il appartient à l'enveloppe convexe des points représentés. Les points noirs de la figure sont les hyper-rectangles potentiellement optimaux. La condition 2.14 peut se traduire à l'aide des pentes des courbes présentes à droite et à gauche du point $P(d_i, f(c_i))$ que l'on teste. Si les pentes des courbes passant par P et les points à droite de celui-ci sont toutes supérieures aux pentes des courbes passant par P et les points à gauche de celui-ci, alors il existe un $\kappa > 0$ vérifiant 2.14.

La condition 2.15 contraint plus le choix des blocs en terme de taille. En effet, l'hyper-rectangle i ne sera sélectionné que si les pentes des courbes à droite de P sont supérieures à la droite passant par P et f_{min} . Ceci permet de ne pas sélectionner de blocs trop petits et ainsi de stopper la convergence plus tôt.

La sélection présentée ici permet d'explorer à la fois des blocs de taille importante pour réaliser une recherche globale et des blocs de faible taille pour réaliser une recherche locale. Le paramètre ϵ influe sur la pente de la droite passant par P et f_{min} . Plus cette pente est faible ($\epsilon = 0$), plus des hyper-rectangle de faible taille seront sélectionnés et plus on favorisera une recherche locale. Si epsilon est proche de 1, la pente de cette courbe est plus forte et seuls quelques hyper-rectangles de petite taille sont sélectionnés. On favorise alors la recherche globale.

Applications au problème wLP. DIRECT a été implanté par *He et al.* [28]. Ils ont choisi d'utiliser cet algorithme pour sa capacité à réaliser en parallèle une recherche locale et globale. Ils ont défini deux critères d'arrêt supplémentaires que sont la taille minimale des blocs et une tolérance limite sur la convergence de la fonction d'évaluation.

Il définissent la tolérance $\tau_f = (\tilde{f}_{min} - f_{min}) / (1.0 + \tilde{f}_{min})$ à partir de la valeur précédente de la fonction $\tilde{f}_{min}$ et de la valeur courante f_{min} . L'algorithme s'arrête quand cette tolérance est inférieure à un seuil fixé, c'est-à-dire quand l'amélioration de la fonction de coût n'est pas suffisante.

F- TABLEAU RÉCAPITULATIF.

Le tableau 2.2.2 récapitule les algorithmes d'optimisation continue utilisés dans la littérature relative au problème wLP.

	Prog. Linéaire	Algorithmes Dérivatifs			Recherche Directe			
		Gradients Conjugués	Descente Gradients	Quasi- Newton	Hooke & Jeeve	Simplex	DIRECT	Powell's method
Wong et al. [35]	×							
Mateus et al. [29]	×							
Lee et al. [38]	×							
Sherali et al. [25]		×		×	×			
Ji et al. [31]			×	×	×	×		
Aguado et al. [30]				×		×		
He et al. [28]							×	
Fortune et al. [23]						×		
Stamatelos et Ephremides [24]			×			×		
Cheung et Murch [26]						×		×

2.2.3 L'optimisation mono-objectif combinatoire

Le problème de planification wLAN peut être modélisé avec une approche discrète (cf. §1.4.1). Cette partie a pour objectif de présenter les principaux algorithmes combinatoires qui ont été utilisés pour résoudre le problème wLP.

Les approches combinatoires permettent de modéliser des problèmes complexes qui présentent un nombre important de variables qu'il est souvent difficile de résoudre de façon exacte. Pour cela, des algorithmes d'approximation ont été développés et sont présentés en premier lieu.

Pour faire face à la difficulté de certains problèmes, des heuristiques qui suivent une stratégie globale de recherche, des métaheuristiques, ont été mises en oeuvre. Elles sont décrites à la suite des algorithmes d'approximation. Il est important de souligner que ces métaheuristiques sont également de plus en plus utilisées pour résoudre des problèmes d'optimisation continue de grande taille.

Une représentation schématique des méthodes décrites dans cette partie est donnée dans la figure 2.10.

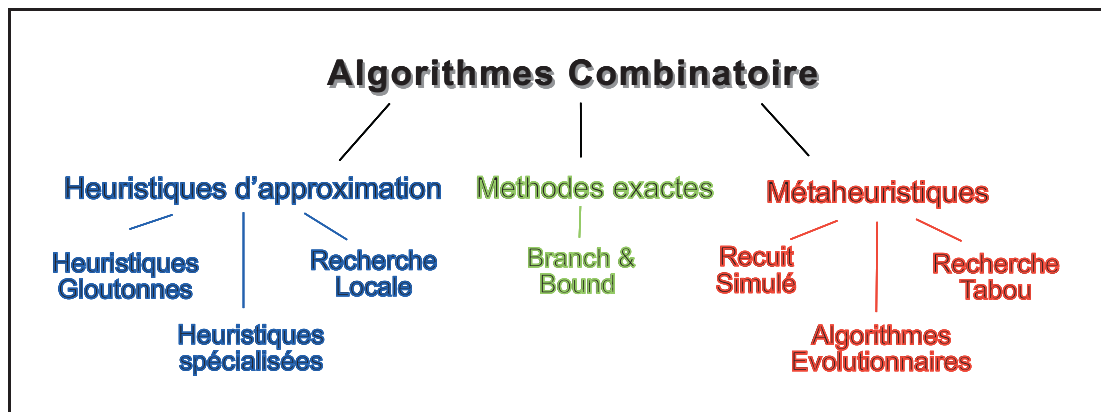


FIG. 2.10 – Algorithmes combinatoires appliqués au problème wLP.

A- LES ALGORITHMES D'APPROXIMATION

L'obtention de l'optimum global est une tâche souvent ardue qui peut demander des heures voire des journées de calcul. Dans ces cas, il est souvent plus intéressant de calculer une solution approchée du problème qui soit somme toute suffisamment bonne, le tout en un temps de calcul polynomial. Les algorithmes qui permettent d'obtenir ces solutions approchées en un temps polynomial sont appelés algorithmes d'approximation. Dans [100], des heuristiques connues d'approximation de problème difficiles (NP-Complets) sont présentées et discutées. Les méthodes suivantes sont décrites ci-après car elles ont été utilisées pour résoudre le problème wLP :

- la stratégie gloutonne,
- la recherche locale,

Bahri et Chamberland utilisent une heuristique d'approximation du problème de coloration de graphes dans [41] pour attribuer les fréquences aux points d'accès dans leur processus de planification. Cette heuristique, DSATUR, est décrite par *Riihijärvi et al.* dans [14].

La stratégie gloutonne est utilisée pour des problèmes d'optimisation où il est nécessaire de sélectionner un sous-ensemble d'éléments pour composer une solution optimale qui respecte les contraintes existantes. Pour appliquer cette stratégie, il est nécessaire que l'ensemble des éléments que l'on considère soit monotone, i.e. que si un ensemble S d'éléments compose une solution réalisable, alors un sous-ensemble S' de S compose également une solution réalisable.

Un algorithme glouton (greedy en anglais) commence par trier tous les éléments de l'espace des solutions selon un critère donné, qui n'est pas forcément le critère d'évaluation final. Par exemple, on pourrait trier l'ensemble des points d'accès candidats par rapport à la taille de leur zone de service. La solution s^* finale est initialisée soit à un ensemble vide, soit égalée à l'ensemble des solutions. Par la suite, à chaque itération, on va dans le premier cas rajouter des éléments dans s^* , soit dans le second cas, supprimer des élément de s^* . A chaque rajout ou suppression, on va tester si la solution remplit ou non les contraintes du problème.

Le schéma présenté de l'algorithme est générique et se doit d'être adapté à chaque problème. Clairement, le choix du critère de tri a une importance non négligeable dans la procédure. Pour chaque instance du problème il existe un tri optimal, mais il n'est pas évident de le trouver. Un algorithme glouton est souvent implanté pour obtenir une première solution réalisable du problème. Cette solution est alors réutilisée par d'autres algorithmes pour trouver l'optimum voulu.

Applications au problème wLP. Par exemple, *Unbehaun et Kamenetsky* [27] et *Amaldi et al.* [44] ont proposé une approche gloutonne pour obtenir une première solution réalisable.

La stratégie de *Unbehaun et Kamenetsky* est la suivante : la solution est initialisée à l'ensembles des AP candidats. A chaque itération, on teste toutes les solutions que l'on peut créer en supprimant un seul AP candidat de la solution courante. A la fin de l'itération, on retire l'AP qui a donné la meilleure solution. L'algorithme s'arrête quand il reste N points d'accès dans la solution. Cette stratégie gloutonne ne permet pas d'obtenir de solution optimale, mais elle donne une première solution réalisable.

L'algorithme glouton d'*Amaldi et al.* a pour objectif de fournir une première solution qui limite le recouvrement entre les AP. Ils initialisent leur solution avec le point d'accès candidat dont la zone de service recouvre le moins celle des autres AP. A chaque étape, un AP candidat est rajouté à la solution s'il maximise une grandeur qui est proportionnelle à l'augmentation de la fonction objectif et inversement proportionnelle au nombre de points de test couverts par cet AP. Cette stratégie de choix permet de sélectionner une solution qui limite le recouvrement car on sélectionne des AP qui ont une petite zone de service et qui améliorent la fonction de coût. L'algorithme s'arrête quand tous les points de test sont couverts.

Unbehaun et Kamenetsky et *Amaldi et al.* ont choisi de modifier la solution gloutonne à l'aide d'un algorithme de recherche locale.

Wertz et al. proposent également une heuristique d'inspiration gloutonne [42]. Leur ensemble de départ comporte l'ensemble des points d'accès candidats dont on calcule à l'avance les cartes de couverture radio. L'écart moyen de puissance est calculé pour chaque couple de cartes de couverture. L'algorithme calcule sa solution de départ après avoir regroupé les AP qui présentent un écart moyen de puissance inférieur à une limite donnée. Ceci leur permet de créer des groupes d'AP qui présentent des zones de services très proches. Pour chaque groupe, l'AP qui a la plus grande zone de service est ajouté à la

solution gloutonne S . Les AP qui n'appartiennent à aucun groupe sont également ajoutés dans S . L'algorithme glouton rajoute ensuite à chaque itération l'AP qui améliore le plus la fonction de coût.

La recherche locale est la version combinatoire de la descente de gradients. L'algorithme commence avec une solution de départ et améliore itérativement la solution courante en choisissant dans un voisinage donné la solution qui améliore la fonction de coût. Cet algorithme n'accepte pas de solution plus mauvaise que l'optimum courant. Quand il n'y a pas d'amélioration possible du critère, l'algorithme s'arrête car il a convergé en un extremum local.

Il est important de définir correctement le voisinage d'une solution pour permettre à l'algorithme d'atteindre toutes les solutions possibles. Comme pour les algorithmes de descente, la convergence vers l'optimum global dépend du choix du point de départ.

Applications au problème wLP. *Unbehaun et Kamenetsky*[27] et *Amaldi et al.* [44] utilisent une approche de recherche locale et l'appliquent à une solution obtenue avec l'heuristique gloutonne présentée précédemment.

Pour *Unbehaun et Kamenetsky*, le voisinage d'une solution est défini géographiquement : c'est l'ensemble formé par les voisins de tous les AP qui appartiennent à la solution courante S . Les voisins d'un AP sont les AP candidats qui se trouvent à côté de lui dans le plan.

Le voisinage de *Amaldi et al.* est calculé à partir de la solution S en supprimant un, puis deux AP, et en reconstruisant une solution complète en appliquant l'heuristique gloutonne qui a servi à créer la solution initiale. La meilleure solution ainsi obtenue est sélectionnée comme solution suivante.

B- LES MÉTHODES EXACTES

Les méthodes Branch & Bound ont pour objectif de n'explorer que des sous-parties intéressantes de l'espace de recherche. Si on suppose que l'on minimise une fonction $f(x)$ sur un domaine de définition restreint, pour pouvoir mettre en oeuvre une technique Branch & Bound, il faut être capable de calculer une borne inférieure de f pour une instance du problème d'optimisation et également de pouvoir diviser l'espace de recherche pour résoudre indépendamment les sous problèmes engendrés par la division.

Cette technique présente deux étapes. Le but de la première étape est de trouver une solution réalisable du problème qui soit également un optimum local. Pour cela on commence par considérer le problème original sur l'espace des solutions complet. Une recherche de borne supérieure et inférieure de f est lancée sur le problème complet. Si la recherche se termine et que les deux bornes sont égales, alors un optimum local est trouvé. Sinon, l'espace des solutions est divisé en deux régions ou plus qui couvrent l'intégralité de la région originale. Le problème initial restreint aux régions créées devient un sous problème, problème fils du problème principal. La hiérarchie des problèmes est souvent représentée par un arbre dont la racine est le problème principal et les noeuds les sous problèmes fils. La recherche de bornes est alors appliquée aux sous problèmes engendrés jusqu'à l'obtention de l'optimum local S .

La seconde étape cherche un optimum global connaissant la valeur de f pour la solution S . L'objectif de cette étape est de supprimer les branches de l'arbre qui ne permettront pas d'atteindre une solution meilleure que S . Ainsi, si la borne inférieure d'une région de l'espace est supérieure au coût de la solution réalisable déjà trouvée, la région ne peut contenir

d'optimum plus intéressant. Cette région n'est pas explorée et la branche de l'arbre est coupée. La recherche est réitérée jusqu'à ce que tous les noeuds de l'arbre soient supprimés ou explorés. Cette technique permet de restreindre l'espace de recherche pour n'explorer que les zones intéressantes.

Applications au problème wLP. *Frühwirth et al.* [34] résolvent le problème de planification qu'ils ont formulé à l'aide d'un algorithme proche d'une technique Branch & Bound. Leur méthode recherche itérativement une solution avec un nombre plus faible d'AP jusqu'à trouver une solution avec le nombre minimal d'AP. Au début, la couverture d'un ensemble de cellules de test est calculée. L'objectif de l'algorithme est de trouver une solution qui couvre toutes ces cellules. La solution de départ est calculée en plaçant un AP à l'intersection de ces cellules de test. Pendant le déroulement de l'algorithme, la contrainte principale stipule que chaque cellule doit comprendre au moins un AP. Le solveur utilisé, dénommé 'Constraint Handling Rules' (CHR), a été développé par les auteurs. C'est un langage de programmation par contraintes qui traduit chaque contrainte de haut niveau en un ensemble de contraintes de plus en plus simples, jusqu'à ce qu'elles soient résolues.

Le mécanisme proposé définit deux procédures : la première vérifie que chaque AP appartienne à une cellule de test et la seconde crée une nouvelle cellule en fusionnant deux cellules qui contiennent le même AP. Quand ces deux procédures ont été appliquées, l'algorithme Branch & Bound cherche à diminuer le nombre de points d'accès. Pour cela, les cellules sont regroupées deux à deux. Si l'intersection des deux cellules est non vide, on positionne un AP dans cette intersection. Ainsi, au fur et à mesure, le nombre d'AP diminue et la position est d'autant plus figée. Cette fusion de cellules est continuée jusqu'à ce que l'aire de toutes les intersection devienne nulle.

C- LES MÉTAHEURISTIQUES

Actuellement, les métaheuristiques sont de plus en plus souvent employées car elles permettent de faire face à des problèmes difficiles. Pourtant, au vu du nombre de techniques et de concepts compris sous le terme de métaheuristiques, il n'existe toujours pas de définitions communément admises de ces méthodes. La définition proposée par le Metaheuristics Network est la suivante :

Une métaheuristique est un ensemble de concepts qui peuvent être utilisés pour définir une heuristique applicable à un large ensemble de problèmes. En d'autres mots, une métaheuristique peut être vue comme un algorithme générique applicable à différents problèmes d'optimisation avec relativement peu de modifications.

Ces techniques s'inspirent souvent d'un processus d'optimisation qui intervient spontanément dans la nature. C'est pourquoi les décisions ne sont plus déterministes : une partie des choix est faite avec une probabilité donnée. Ces méthodes sont des méthodes d'optimisation stochastiques. Les exemples de métaheuristiques sont nombreux : le *recuit simulé* (simulated annealing (SA)), la *recherche tabou* (tabu search (TS)), les *algorithmes évolutionnaires* (evolutionary algorithms (EC)), la recherche locale itérative (Iterative Local Search (ITS)) ou encore l'optimisation par colonie de fourmis (ant colony optimization (ACO)). Les méthodes en italique ont été utilisées pour résoudre le problème de planification wLAN et sont présentées dans la suite du document.

Le recuit simulé est une métaheuristique bien connue inspirée du procédé de recuit des métaux. Pour refroidir un métal et garantir l'obtention d'un arrangement stable des

atomes, au lieu de laisser le métal refroidir de façon continue, on le recuit périodiquement. Cette augmentation de la température fait repasser les atomes dans un état excité. Cette agitation leur permet de s'arranger de façon plus stable. Plus la configuration atomique est stable, plus l'énergie potentielle de liaison des atomes est faible. Le processus de recuit des métaux permet de minimiser l'énergie et de tendre vers un minimum global d'énergie comme le présente la figure 2.11. Si le métal n'est pas recuit, la configuration énergétique des atomes se fige au point S_1 , un minimum local d'énergie.

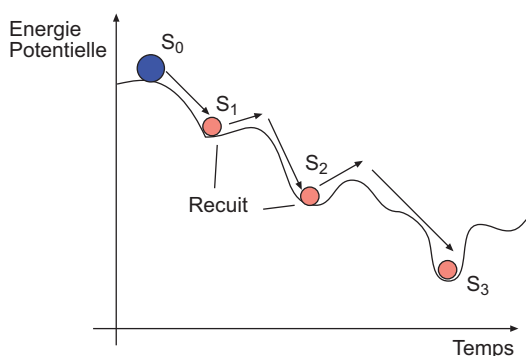


FIG. 2.11 – Recuit des matériaux et minimisation de l'énergie potentielle des atomes.

L'algorithme original proposé par Métropolis en 1953 choisit un premier état thermodynamique d'énergie E et de température T . Une perturbation de la solution est alors réalisée et on mesure la variation d'énergie dE . Si ce changement est négatif, la nouvelle configuration énergétique est acceptée. Si dE est positif, la configuration est acceptée avec une probabilité définie à l'aide du facteur de Boltzmann $p = \exp(-dE/T)$. Ce processus est répété plusieurs fois pour obtenir de bonnes statistiques à la température T . Puis la température T est diminuée et le processus réitéré jusqu'à $T = 0$.

L'application de cette approche de Monte Carlo généralisée pour la résolution de problèmes combinatoires a été proposée par *Kirkpatrick et al.* et *Cerny* en 1983 et 1985. L'état courant du système de thermodynamique est associé à la solution courante du problème combinatoire, l'équation d'énergie du système est associée à la fonction objectif et l'état stable au minimum global. La difficulté la plus importante qui intervient dans l'implantation de l'algorithme est qu'il n'existe pas d'analogie évidente entre la température T et un autre paramètre du problème combinatoire. De plus, la vitesse de convergence dépend à la fois de la fréquence des changements de température, du choix de la solution initiale et de combien la température est diminuée à chaque étape du refroidissement.

Applications au problème wLP. Le recuit simulé a fait parti des toutes premières méthodes testées pour la planification wLAN en 1994, par *Anderson et McGeehan* dans [33]. Le voisinage de la solution de coût $f(s)$ est défini par l'ensemble des solutions qui peuvent être atteintes par des changements aléatoires des paramètres du système pour arriver à une nouvelle configuration s' de coût $f(s')$. Les paramètres du système sont les positions en x et y dans le plan 2D de chaque AP. L'amplitude des changements est régie par la température T du système à l'aide d'une distribution Gaussienne à moyenne nulle et de variance T .

La température initiale est initialisée à 80 mètres pour un environnement de taille 650×650 mètres et celle-ci diminue de 10 mètres toutes les 100 itérations. Pour chaque test effectué, l'algorithme trouve une configuration très proche de l'optimum. Les tests

ont été réalisés sur un PC Pentium 60 MHz et ont duré 25 heures en moyenne. Avec la puissance de calcul de l'époque, l'utilisation d'une métaheuristique est synonyme d'un temps de traitement conséquent. De plus, pour pouvoir obtenir de tels temps de calcul, il a fallu définir un environnement de test très simple et utiliser un modèle de prédiction de couverture radio empirique.

Une version plus complexe d'algorithme de recuit a été implantée par *Kamenetsky et Unbehauen* [27]. Ils ont choisi de définir 5 niveaux de température et une probabilité d'acceptation d'une solution dégradée qui suit l'équation 2.16 :

$$P_a(T) = \min \left(1, \exp \left(-\gamma \frac{F(S_1)/F(S_0) - 1}{(T/T_0)^2} \right) \right) \quad (2.16)$$

S_0 est la solution initiale et S_1 la solution courante de test. Ils ont défini le même type de voisinage qu'*Anderson et McGeehan* où des déplacements aléatoires des AP sont réalisés à l'intérieur d'une zone circulaire. Le rayon de ce cercle devient de plus en plus petit avec l'évolution de la température.

Les performances de cet algorithme ont été comparées à une heuristique gloutonne et une heuristique de recherche locale. L'heuristique gloutonne a déjà été présentée à la fin du paragraphe dédié aux algorithmes gloutons. Aucun des trois algorithmes n'a réussi à atteindre un SNR moyen de 15 dB pour 90% de la surface. L'algorithme de recuit nécessite un temps de convergence 25 fois plus important que l'heuristique gloutonne. Néanmoins, l'algorithme de recuit permet d'obtenir une solution meilleure que l'enchaînement des deux heuristiques (algorithme glouton + recherche locale). Le fait d'appliquer un algorithme de recuit à une solution issue de l'heuristique gloutonne n'améliore la solution que dans 10% des cas. Les résultats relatifs aux performances du recuit simulé sont plutôt décevants aux vues des travaux présentés.

La recherche Tabou a été présentée par Fred Glover en 1986 dans [101]. Tous les principes de cette recherche sont décrits dans [102]. La recherche locale présentée au début de cette partie sur les algorithmes combinatoires est une heuristique qui n'accepte pas de solution plus mauvaise que l'optimum actuel. Pour palier à cela, il est possible dans la recherche tabou d'accepter une solution qui ne soit pas meilleure que l'optimum à l'issue d'une itération. Ainsi, comme pour la méthode de recuit simulé, la recherche peut franchir des cols de la fonction d'évaluation pour explorer d'autres zones de l'espace de recherche. Pourtant, l'inconvénient majeur de cet algorithme réside en l'apparition très rapide de boucles dans la recherche.

L'idée de l'approche tabou, est de rajouter un peu d'intelligence dans cette recherche pour éviter de passer deux fois au même endroit. Ainsi, Fred Glover a proposé d'introduire une mémoire qui stocke les solutions déjà testées ou des caractéristiques de celles-ci pendant une certaine durée. Cette mémoire, dénommée *liste Tabou*, permet d'interdire le mouvement vers une solution voisine qui appartient à une partie de l'espace des solutions déjà visitée.

La recherche tabou commence par trouver un optimum local. Pour éviter de repasser par cet optimum local, les mouvements récents sont stockés dans une ou plusieurs listes tabou. Ce n'est pas forcément un mouvement complet qui est rendu tabou. Par exemple, on peut rendre tabou la variable qui est modifiée pendant l'itération courante. De la sorte, on diminue la taille de l'espace de recherche car on s'interdit la recherche dans la direction définie par la variable tabou.

On peut représenter une liste tabou par une file d'attente de type *FIFO* de taille T . Bien entendu, la taille de la liste tabou doit être bien inférieure au nombre de variables

n du problème pour ne pas rendre l'espace de recherche à une itération $\{k, k > T\}$ vide de solutions à tester. Pour améliorer les propriétés de convergence de cet algorithme, il est bon d'après [88] d'introduire une taille variable de la liste tabou dont la valeur est choisie dans un intervalle fixé $[T_{min}, T_{max}]$. Plus la taille minimale de l'intervalle T_{min} est élevée, plus le risque de bouclage est faible. De même, plus la largeur de l'intervalle est grande, plus les risques de bouclage sont faibles. Il existe une valeur optimale d'intervalle où la convergence est atteinte en un minimum d'itérations sans phénomène de bouclage. Cette valeur optimale est bien entendue fortement dépendante de la nature du problème traité.

Cette mémoire peut être utilisée différemment en fonction de l'avancement de l'algorithme. Ainsi, au début de la recherche, elle permet d'explorer l'espace de recherche en interdisant un grand nombre de mouvements. C'est la phase de diversification. Par la suite, quand des zones intéressantes sont trouvées, la liste peut devenir moins contraignante et ainsi permettre de converger localement vers une solution optimale. Avec ce type d'implantation, on retrouve un fonctionnement qui réalise un compromis entre recherche globale et locale.

Il est possible de lever le caractère tabou d'une solution. On parle alors de critère d'aspiration. Le critère d'aspiration le plus simple est celui qui accepte une solution tabou qui est meilleure que l'optimum courant. D'après P. Siarry, [88], on observe par l'expérience que ce critère d'aspiration est très rarement mis en oeuvre dans le déroulement de l'heuristique. De plus, le fait d'implanter un critère d'aspiration rend le traitement d'une itération bien plus long car il est nécessaire d'évaluer toutes les solutions du voisinage pour savoir si l'une d'entre elles pourrait être aspirée. Quand le critère d'aspiration n'est pas appliqué, on n'évalue pas les solutions tabou du voisinage.

La recherche tabou a été traditionnellement utilisée pour résoudre des problèmes d'optimisation combinatoire, or, elle est de plus en plus souvent appliquée à des problèmes continus. La méthode est efficace pour des problèmes présentant beaucoup de variables. Mais comme la plupart des métaheuristiques, cette technique implique un nombre important d'évaluations de fonctions. De ce fait, il devient difficile de traiter des problèmes avec une fonction d'évaluation coûteuse en temps de calcul. Le nouveau challenge en optimisation combinatoire, comme l'a présenté Fred Glover lors de sa présentation lors de la conférence ROADEF'2003 (Avignon), est d'implanter une recherche tabou qui soit efficace pour des fonctions coûteuses.

Application au problème wLP *Bahri et Chamberland* ont implanté une procédure de recherche tabou dans [41]. Une solution voisine s' de la solution s est obtenue en modifiant la valeur d'une seule de ses variables. La liste tabou stocke les sites candidats qui ont été modifiés lors des T dernières itérations. Cette liste présente une taille variable, choisie aléatoirement selon une loi uniformément répartie dans l'intervalle $[5, 10]$. La taille de cet intervalle est fixée expérimentalement.

L'algorithme a été appliqué à un environnement de test conséquent : un immeuble de 10 étages où chaque étage a une superficie de 5000 m². 400 sites candidats sont répartis uniformément dans l'immeuble. L'algorithme a été lancé pour 8 instances du problème où le nombre de points de test varie entre 100 et 800. La recherche est stoppée au bout de 100 itérations. Une borne inférieure de la fonction de coût est calculée pour le problème avec le solveur CPLEX [89]. Ils observent que la solution tabou est relativement éloignée de la borne inférieure du problème quand le nombre de points de test est élevé pour un réseau de type 802.11a.

Il est important de noter que l'algorithme tabou effectue également la recherche des canaux fréquenciels. Comme la borne inférieure du problème complet n'a pas pu être calculée

avec CPLEX, la borne représentée est obtenue sans allocation fréquentielle. Les auteurs attribuent à cette hypothèse la différence de qualité entre la solution tabou et la borne inférieure de CPLEX.

Les tests menés avec un réseau de type 802.11b n'ont pas permis de trouver de solution réalisable pour les instances qui présentent un nombre élevé de points de test (400, 500 et 600). C'est l'allocation fréquentielle qui a rendu la recherche plus difficile car ils n'ont utilisé que les 4 canaux disjoints de 802.11b pour le FAP.

Les algorithmes de recherche évolutionnaire s'inspirent de la sélection naturelle des individus de la nature. Contrairement aux autres métaheuristiques, ces algorithmes font évoluer une population de solutions. A chaque itération, une sélection compétitive qui supprime les mauvaises solution de la population est réalisée. Les solutions les meilleures au sens du critère à optimiser sont recombinaisonnées avec les autres solutions en échangeant des parties d'elles-mêmes. Un processus de mutation permet également de modifier une petite partie d'une solution avec une probabilité donnée. La recombinaison et la mutation permettent de créer de nouvelles solutions avec des propriétés plus intéressantes.

Voici les 5 étapes génériques d'un algorithme évolutionnaire :

- 1/ *Initialisation de la population*
- 2/ *Evaluation de la population initiale*
- Répéter**
- 3/ *Croisement*
- 4/ *Mutation*
- 5/ *Sélection*
- Jusqu'à convergence.**

Pour cette heuristique, on utilise le terme de *chromosome* pour désigner une solution du problème. Les variables qui composent la solution sont alors désignées sous le nom de *gènes*.

Il existe plusieurs types de recherches évolutionnaires : (a) la programmation génétique (GP), qui fait évoluer des programmes, (b) la programmation évolutionnaire (EP), qui cherche à optimiser des fonctions continues sans recombinaison, (c) les stratégies évolutionnaires (ES), qui cherchent à optimiser des fonctions continues avec recombinaison, et (d) les algorithmes génétiques (GAs), qui optimisent des problèmes combinatoires.

Les algorithmes évolutionnaires sont souvent présentés comme des méthodes d'optimisation globale, même si la convergence vers l'optimum global n'est garantie que dans un sens probabiliste assez faible. Pourtant, une des forces de ces stratégies est qu'elle permet d'obtenir de bons résultats pour des fonctions bruitées, c'est-à-dire pour des fonctions avec de nombreux minima locaux.

Application au problème wLP *Adickes et al.* ont choisi d'implanter un algorithme génétique dans [37]. Dans l'implantation de leur algorithme génétique, ils définissent un chromosome comme une solution $\{(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)\}$ où chaque gène (x_i, y_i) donne la position d'un AP. La population initiale est générée en choisissant aléatoirement la position des AP de chacun des 30 individus de la population.

Adickes et al. utilisent une formulation multiobjectif hiérarchique de leur problème comme nous l'avons présenté dans la partie 1.4. A partir de règles sur la hiérarchie de leurs 3 fonctions d'évaluations, ils vont trier les individus de la population courante et leur

assigner un poids unique f_i . Une mesure de la qualité totale de la population est définie comme suit :

$$F = \sum_{i=1}^{N_{pop}} f_i$$

Ils en déduisent une probabilité de sélection $p_i = f_i/F$ utilisée pour sélectionner les parents qui généreront une nouvelle partie de la population par recombinaison. La nouvelle population contient également les deux meilleures solutions. La mutation est appliquée à l'ensemble de la nouvelle population avec une probabilité $p_m = 0.1$.

Adickes et al. ont réalisé 3 tests pour valider les performances de leur algorithme. Le premier test compare leur résultats sur un environnement présenté par *Tang et al.* de taille 75×30 mètres. Leur algorithme génétique trouve également une solution qui totalise 100% de couverture, mais avec une meilleure atténuation moyenne que *Tang et Al.* Pour le second test, ils recherchent exhaustivement l'optimum pour le placement de 2 AP sur le même environnement et montrent que leur algorithme trouve bien la même solution. Le dernier test compare les solutions de la simulation à celles qui ont été proposées par des ingénieurs radio avec leur processus de déploiement empirique. Dans tous les cas, la solution proposée par l'algorithme présente des caractéristiques bien meilleures.

Aguado et Al [30] et *Ji et al.* [31] ont également implanté une version simplifiée d'algorithme génétique pour comparer ses performances à d'autres heuristiques. Les deux travaux montrent que les solutions obtenues sont proches des solutions optimales mais que leur recherche nécessite plus d'évaluations de fonction. *Aguado et Al* concluent également qu'une implantation plus élaborée de l'algorithme devrait fournir de meilleurs résultats, notamment en utilisant une méthode où plusieurs sous-populations sont traitées en parallèles et où une communication inter-populations permet de propager les individus performants.

Les métaheuristiques permettent d'aborder des problèmes combinatoires ou continus souvent irrésolubles via des heuristiques déterministes. Ces techniques ne sont pas rentables pour des problèmes de petite dimension car elles nécessitent souvent plus d'évaluations de fonctions que d'autres algorithmes. De plus, leur implantation qui peut sembler simple à première vue présente une difficulté majeure : le choix des paramètres des métaheuristiques doit s'adapter au problème traité. Or, ce choix ne peut se faire qu'empiriquement, par une série des tests souvent fastidieux.

D- TABLEAU RÉCAPITULATIF.

Le tableau suivant présente les références des articles qui ont implanté des algorithmes combinatoires pour résoudre le problème wLP.

	Algorithmes d'approximation				Metaheuristiques			
	Glouton	Recherche locale	Branch & Bounds	Heuristiques spécialisées	Recuit Simulé	Tabou	Génétique	Autres
Amaldi et al. [44]	×	×						
Unbehaun et Kamenetsky [27]	×	×			×			
Frühwirth et Brisset [34]			×					
Wertz et al. [42]				×				
Anderson et McGeehan [33]					×			
Bahri et Chamberland [41]						×		
Adickes et al. [37]							×	
Ji et al. [31]							×	
Aguado et al. [30]							×	
Stamatelos et Ephremides [24]								×

2.2.4 L'optimisation multiobjectif

CONTEXTE

Une modélisation réaliste du problème de planification wLAN définit plusieurs objectifs. En effet, comme nous l'avons présenté dans la partie 1.3, pour fournir un canal radio de qualité, il est au moins nécessaire de garantir la couverture du bâtiment et de limiter le niveau des interférences. Ainsi, la communication est réalisée avec un rapport signal sur bruit satisfaisant.

Or, les techniques d'optimisation courantes présentées précédemment sont des techniques d'optimisation mono-objectif. Pour pouvoir prendre en compte plusieurs critères, plusieurs formulations ont été proposées (cf. §1.4). Voici les trois principales approches présentées :

1. Utilisation d'un programme linéaire,
2. Utilisation d'une fonction agrégée unique,
3. Utilisation d'une formulation multiobjectifs.

Les deux premières approches permettent d'appliquer les techniques connues d'optimisation mono-objectif. En effet, la formulation à l'aide d'un programme linéaire va permettre de transformer des objectifs de planification en contraintes du problème et ainsi utiliser un algorithme de programmation linéaire pour résoudre le problème. Cette approche peut rendre le problème trop difficile à résoudre si les contraintes restreignent trop l'espace des solutions admissibles.

La seconde approche définit une unique fonction d'évaluation sans contraintes à l'aide d'une combinaison linéaire des critères d'évaluation. Dans ce cas, la fonction d'évaluation f_{agr} est calculée à partir des N_f fonctions objectif comme suit :

$$f_{agr} = \sum_{i=1}^{i=N_f} \alpha_i f_i \quad (2.17)$$

L'importance de chaque critère dans la fonction agrégée est définie par la valeur des coefficients de pondération $\alpha_i, i \in [1, N_f]$. Ces coefficients vérifient la condition $\sum_{i=1}^{i=N_f} \alpha_i = 1$.

Contrairement à la programmation linéaire, ce type de formulation ne restreint en rien l'espace des solutions et fournit une évaluation de chaque solution en fonction du critère de coût agrégé. Cette formulation est plus souple car on trouve plus aisément une solution réalisable du problème.

Par contre, la solution obtenue est conditionnée par le choix des coefficients de pondération α_i . Cette solution sera le reflet d'un problème figé où l'on définit une priorité dans les objectifs à prendre en compte. L'utilisation de fonctions agrégées nécessite une *connaissance a priori* des besoins de l'installateur. La recherche mono-objectif réalisée avec un critère agrégé ne permet de réaliser qu'un seul compromis entre les fonctions de coût.

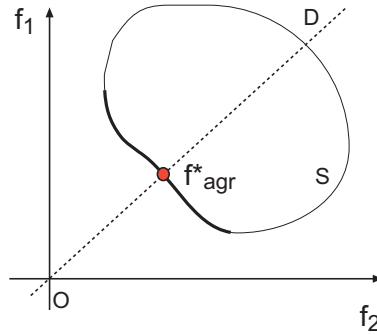


FIG. 2.12 – L'espace des fonctions de coût et la surface de compromis.

La figure 2.12 illustre ce compromis. Elle représente l'espace défini par deux critères f_1 et f_2 à minimiser. L'ensemble des valeurs admissibles du problème est représenté par une forme connexe S . L'ensemble des points qui minimisent soit f_1 , soit f_2 , définit la *surface de compromis* représentée en gras sur la figure 2.12.

Si l'on minimise la fonction agrégée avec les coefficients α_1 et α_2 fixés, on va chercher la solution le long d'une droite (O, D) d'équation $f_2 = \alpha_1/\alpha_2 f_1$. La minimisation de f_{agr} détermine la solution f_{agr}^* dont l'évaluation se trouve à l'intersection de la surface de compromis et de la droite (O, D) . Par cette figure, on observe bien qu'une optimisation mono-objectif à l'aide d'une fonction de coût agrégée ne fournit qu'une seule solution. Si cette solution ne convient pas à l'installateur, il faut modifier les coefficients de pondération et relancer l'algorithme de recherche.

La plus grande partie des travaux de planification wLAN ont choisi de prendre en compte le caractère multiobjectif en définissant soit un programme linéaire [35], [29], [38], [41], [36], soit une fonction unique agrégée [23], [24], [26], [25], [27], [28], [33].

Quand les coefficients de pondération ne peuvent pas être définis a priori, *Yann Colette et Patrick Siarry* [103] proposent d'appliquer des *techniques d'optimisation interactives* où les coefficients peuvent être modifiés par l'installateur au cours de la recherche. A tout moment, l'installateur peut visionner le réseau wLAN planifié en observant des métriques représentatives de la qualité de celui-ci (taux de couverture, puissance moyenne des interférents, ...) et modifier à la volée les coefficients de pondération des critères pour diriger la recherche vers les solutions différentes.

Yann Colette et Patrick Siarry présentent une autre alternative : au lieu de définir les coefficients de pondération avant la recherche ou pendant la recherche, il est possible de mettre en oeuvre une stratégie où l'installateur choisit un compromis *a posteriori*.

Ainsi, l'algorithme fournit à l'installateur un jeu de bonnes solutions qu'il pourra sélectionner non seulement en fonction des critères d'optimisation f_i mais en fonction de contraintes d'implantation spécifiques à son étude. Par exemple, il se peut qu'entre deux bonnes solutions, il choisisse la plus mauvaise des deux car elle lui permet de fournir un débit plus élevé dans une zone précise du bâtiment.

Des algorithmes ont été mis au point pour trouver un ensemble de solutions appartenant à la surface de compromis. Ces algorithmes sont présentés dans la partie suivante.

LES TECHNIQUES D'OPTIMISATION MULTIOBJECTIF

L'objectif commun de toutes les heuristiques présentées ici est de trouver un ensemble de solutions qui construise un échantillonnage régulier de la surface de compromis du problème à traiter. Ces heuristiques réexploitent des techniques d'optimisation mono-objectif et les adaptent pour obtenir un ensemble de solutions Pareto optimales. Parmi les techniques mono-objectif présentées précédemment, ce sont les métaheuristiques qui ont été choisies pour résoudre des problèmes multiobjectifs.

Deux démarches ont été adoptées pour passer d'un algorithme qui retourne une seule solution à un algorithme qui présente plusieurs solutions :

1. L'archivage des solutions au cours de la recherche d'une seule solution,
2. L'utilisation d'une population de solution.

Pour pouvoir caractériser les solutions appartenant à la surface de compromis, ces techniques se basent sur la propriété de *dominance au sens de Pareto* décrite dans la partie 1.4 par l'équation 1.24, p.44. La surface de compromis est alors définie par *l'ensemble des solutions non dominées*.

La première famille d'algorithmes est basée soit sur des métaheuristiques de recherche locale, soit sur des métaheuristiques de recuit simulé (cf. §2.2.3). Au cours de la recherche de la solution, une mémoire permet à l'itération k de stocker les solutions non dominées rencontrées au cours de la recherche.

La méthode Pareto Archived Simulated Annealing (P.A.S.A.) Cette méthode proposée par *Engrand et al.*[104] est un exemple pertinent de ce type d'approche. Une recherche conventionnelle de l'algorithme de recuit se fait selon une fonction agrégée de la forme :

$$f_{agr}(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^{i=N_f} \ln(f_i(\mathbf{x}))$$

Ici, tous les critères doivent être strictement positifs. A chaque itération, on va archiver la solution x' dans une mémoire à taille variable si et seulement si elle n'est pas dominée par les solutions déjà présentes dans l'archive. Les solutions de l'archive qui sont dominées par x' sont retirées de la mémoire.

La seconde famille d'algorithmes exploite une population de solutions qui évoluent en parallèle au cours de la recherche. Ces méthodes exploitent quelques fois des heuristiques basées sur le recuit simulé (la méthode M.O.S.A. [105]), mais la plupart d'entre elles sont basées sur des algorithmes évolutionnaires. En effet, ces algorithmes gèrent une population de solutions de façon native.

Un algorithme évolutionnaire se décompose en 5 étapes (cf. §2.2.3). Pour prendre en compte le caractère multiobjectif, l'étape d'évaluation de la population est divisée en deux parties :

- 2.a/ Evaluation de chaque individus selon les N_f critères,
- 2.b/ Classification des solutions.

Dans cette l'étape 2b, on cherche à transformer le vecteur formé par les N_f évaluations en une grandeur qui permette de rendre compte de l'efficacité des solutions les unes par rapport aux autres.

Dans [103], *Colette et Siarry* présentent deux familles d'algorithmes évolutionnaires multiobjectifs. La première comporte des méthodes dites *agrégatives* où l'on cherche à se ramener à un problème mono-objectif en définissant une fonction de coût unique. La seconde famille comporte des méthodes *non-agrégatives* pour lesquelles on ne définit pas de fonction unique d'optimisation.

La méthode Vector Evaluated Genetic Algorithm (V.E.G.A.) C'est une méthode non-agrégative [106]. Pour une population de taille P et un problème à N_f fonctions objectif, cette méthode répartit les individus en N_f sous-populations de taille P/N_f . Elle attribue à chaque sous-population une des fonctions objectif. A l'étape 2b de l'algorithme génétique, les individus sont mélangés et croisés en prenant en compte l'efficacité de chacun dans son groupe. Cette approche a pour principal désavantage de fournir un groupe de solutions moyennes dans tous les objectifs. Il a été prouvé qu'elle revient à une approche définissant une fonctions agrégée équi pondérée.

La méthode Non Dominated Sorting Genetic Algorithm (N.S.G.A.) C'est une des méthodes agrégatives les plus couramment mises en oeuvre. Nous avons choisi de la présenter car elle a été implantée par *Molina et Gonzalez* dans leur travaux de planification wLAN [43]. Nous ne ferons que citer les deux autres méthodes agrégatives les plus connues, à savoir *Multiple Objective Genetic Algorithm (M.O.G.A.)* et *Niched Pareto G.A. (N.G.P.A.)* présentées plus amplement dans l'ouvrage [103].

La méthode N.S.G.A. classe sur plusieurs niveaux les individus de la population. Pour cela, un tri est réalisé en affectant à chaque individu un rang au sens de Pareto. Dans la figure 1.16, p. 44, une représentation des individus non-dominés d'un ensemble de solutions est donné. Cet ensemble se trouve au premier rang de Pareto et forme le premier front de Pareto. Si l'on retire les solutions du premier rang et que l'on recherche à nouveau les solutions non-dominées, on trouve les solutions de rang 2. Toutes les solutions de la population se voient donc attribuer un rang $r(i)$ au sens de Pareto.

On attribue alors à chaque individu une efficacité factice $F(i)$ qui est inversement proportionnelle à son rang. Pour obtenir des individus qui se répartissent de manière uniforme sur le front de Pareto, on va pondérer la valeur d'efficacité $F(i)$ par une quantité m_i qui pénalise les individus qui sont proches les uns des autres, soit dans l'espace des solutions (l'espace *génotypique*), soit dans l'espace des fonctions (espace *phénotypique*). Cette quantité est définie comme suit :

$$m_i = \sum_{j=1}^{i=K} Sh(d(i, j)) \quad (2.18)$$

Ici, K désigne le nombre d'individus qui appartiennent au même rang et $d(i, j)$ la distance dans l'espace des fonctions entre les individus i et j . La fonction de *sharing* $Sh(d(i, j))$, également appelée fonction de niche, est définie par :

$$Sh(d(i, j)) = \begin{cases} 1 - \left(\frac{d(i, j)}{\sigma_{share}} \right)^2 & \text{si } d(i, j) < \sigma_{share} \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (2.19)$$

σ_{share} est le rayon d'action de la fonction de sharing. Comme on peut le voir dans l'expression 2.19, les individus qui sont suffisamment proches (dont la distance $d(i, j)$ est inférieure à σ_{share}) sont pris en compte dans le calcul de m_i , les autres sont ignorés.

La valeur d'efficacité de l'individu i au sein du rang i est donnée par :

$$f_i = \frac{F(i)}{m_i} \quad (2.20)$$

La distance $d(i, j)$ peut être calculée soit dans l'espace des solutions, soit dans l'espace des fonctions objectif. On parle alors respectivement de niches génotypiques ou de niches phénotypiques. Dans le premier cas, la distance $d(i, j)$ est calculée avec la distance de Hamming à partir des vecteurs binaires qui représentent les solutions i et j dans l'algorithme. Dans le second cas, la distance $d(i, j)$ est la distance euclidienne entre les deux points de l'espace des phénotypes (i.e. des fonctions). Il est possible de créer des fonctions de niche combinées pour discriminer les solutions à la fois dans l'espace des solutions et dans l'espace des fonctions.

L'efficacité de cette méthode réside dans le fait que les objectifs soient réduits à une valeur d'efficacité factice obtenue à partir d'un classement réalisé en fonction du rang de Pareto. Elle possède néanmoins l'inconvénient d'être sensible au choix de la valeur de σ_{share} .

APPLICATIONS AU PROBLÈME WLP

Molina et Gonzalez sont les seuls à avoir utilisé un algorithme évolutionnaire multiobjectif pour résoudre le problème de planification wLAN [43].

Molina et Gonzalez minimisent dans un premier scénario le nombre d'AP et la dégradation moyenne de couverture. En partant d'une solution qui présente 28 antennes, ils ont obtenu un ensemble de 9 solutions réparties sur le front de pareto. Les solutions obtenues avec un nombre d'AP très faible présentent un mauvais critère de couverture tandis qu'à partir de 5 points d'accès, la couverture est très bonne.

Le second scénario de test rajoute un critère de trafic qui minimise les répartitions inégales de trafic sur les points d'accès. Un immeuble de 9 étages a été utilisé comme environnement de test. La demande de trafic était supposée uniforme pour chaque étage. Pour chaque étage, l'algorithme a trouvé une solution avec 2 AP. Les solutions obtenues définissent des cellules homogènes en taille, ce qui reflète bien une répartition uniforme du trafic absorbé par les AP.

2.3 Conclusions et perspectives

Après avoir présenté en détails les tenants et aboutissants du problème de planification et les solutions qui ont déjà été proposées dans la littérature, il est nécessaire de faire le point pour définir les perspectives de recherche pour ce problème. Cette partie me permet d'introduire les travaux menés dans cette thèse et de les situer par rapport aux travaux effectués auparavant.

Le premier point traite de la définition des critères d'optimisation et des services associés. Le second présente les améliorations relatives au choix du modèle de propagation. Le dernier se concentre sur les choix algorithmiques qui peuvent être réalisés.

Les critères de planification

Dans la partie 1.3 nous avons détaillé les principaux critères de planification de la littérature.

La totalité des travaux cherchent en premier lieu à définir un critère qui permette de garantir **une couverture radio**. Le plus souvent, ces critères sont basés sur la définition d'un seuil de qualité en deçà duquel on considère que le service de couverture n'est plus garanti. Or, cette vision binaire de la couverture radio peut rendre la recherche de solutions délicate car les points de test qui présentent une puissance proche du seuil pénalisent autant une solution que les points vraiment mal couverts. Nous proposons dans ces travaux de définir un critère de couverture qui vise à obtenir une solution qui présente une couverture homogène, stable et peu sensible aux petites variations de l'environnement radio.

De même, la plupart des critères d'interférences définissent un rapport signal sur interférences seuil pour générer des solutions peu sensibles aux **interférences**. Pour limiter les effets de bords dus à l'utilisation d'un seuil, nous définissons un critère qui ne considère pas tous les signaux présents en un point comme des interférents. On suppose alors que l'on peut accepter en chaque point de test un nombre l de signaux interférents grâce à un critère qui ne pénalise que les autres signaux interférents. On considère que les interférences créées par les l signaux non pris en compte dans le critère sont résorbés à l'aide d'une allocation optimale des canaux. Un critère d'interférences similaire est présenté par *Adel Jedidi* dans ses travaux de thèse [18] sur la planification de réseaux cellulaires.

La plupart des critères d'optimisation qui **maximisent la bande passante par utilisateur** considèrent que le débit fourni par un point d'accès ne varie pas en fonction du nombre d'utilisateurs connectés. Or, cette hypothèse n'est pas réaliste avec un réseau de type 802.11b. En effet, ce type de réseau exploite une couche d'accès au médium radio de type CSMA/CA (cf. §1.1.3). Ce protocole MAC partage le médium radio en évitant les collisions. Il a été montré dans [45], [47] que le débit global fournit par un AP est fortement corrélé au nombre d'utilisateurs connectés à cet AP. Ainsi, plus le nombre de stations mobiles est élevé, plus la portion de temps passée à gérer l'accès au canal est importante et plus le débit par utilisateur diminue. Nous proposons dans ces travaux d'utiliser un critère de qualité de service basé sur une évaluation plus réaliste du débit fourni par un point d'accès. Pour cela, nous nous appuyons sur le modèle d'évaluation de performances proposé par *Lu et Valois* dans [48].

D'autres critères d'optimisation peuvent être définis pour un réseau sans-fil. Dans cette thèse, nous définirons un critère qui permet de planifier un réseau pour qu'un algorithme de localisation de station mobile puisse fonctionner le mieux possible. Les algorithmes de localisation, qu'ils soient basés sur une stratégie déterministe ou probabiliste, sont très sensibles à la redondance des vecteurs signaux dans l'environnement. Nous définissons dans

ces travaux deux critères qui ont pour objectif de limiter cette redondance et ainsi diminuer les erreurs de localisation.

Les modèles de prédiction de couverture radio

Le choix du modèle de prédiction de couverture radio est le résultat d'un compromis entre les deux critères suivants :

- la qualité des prédictions,
- le temps de calcul d'une carte de couverture.

Comme nous l'avons présenté dans la partie 2.1, les modèles empiriques nécessitent peu de calculs mais leurs prédictions sont peu réalistes. Des erreurs quadratiques moyennes bien supérieures à 10 dB peuvent être observées. Les méthodes déterministes permettent elles d'atteindre une précision inférieure à 10 dB d'erreur mais au prix d'un calcul bien plus coûteux.

Ce sont les modèles empiriques qui ont été le plus souvent exploités pour la planification wLAN. Les premiers travaux réalisés avec une puissance de calcul limitée ne pouvaient utiliser de méthode déterministe de type lancer de rayon. Les travaux réalisés par la suite dans les années 2000 exploitent un modèle empirique pour sa simplicité de mise en oeuvre.

Les techniques déterministes ont l'avantage d'être adaptables aux problèmes traités car il est possible de diminuer la charge de traitement en diminuant le nombre de réflexions prises en compte pour chaque rayon. Mais ceci implique une perte de précision dans les prédictions. Pour l'instant, ces méthodes ne permettent pas d'obtenir à la fois des couvertures réalistes en un temps de traitement abordable pour l'optimisation.

Nous avons choisi dans cette thèse de travailler avec un moteur de prédiction de couverture radio issu d'une méthode de prédiction de couverture radio discrète. Cette méthode, dénommée MR-FDPF et présentée pour la première fois par *Gorce et Ubeda* en 2001 [107] est détaillée au début de la partie 2.3. Le modèle de prédiction choisi a pour principal avantage de calculer rapidement des cartes de couverture réalistes, quelque soit la résolution demandée.

Une part importante des travaux présentés dans cette thèse a pour objectif de valider les prédictions de couverture radio issues de ce modèle. L'ensemble des résultats relatifs à la validation des prédictions de couverture radio sont présentés dans la partie II, au chapitre 4. Cette validation a nécessité la mise en place d'un processus de calibration du modèle MR-FPDF.

Les choix algorithmiques

La partie 2.2 présente les principaux algorithmes utilisés pour résoudre le problème wLP. La plupart des travaux ont exploité des **techniques d'optimisation mono-objectif**. Le problème étant par nature multicritère, certains critères d'optimisation ont été soit agrégés à la fonction de coût principale, soit considérés comme des contraintes du problème.

La fonction de coût unique est en général une fonction non-convexe, dont on ne peut évaluer analytiquement le gradient et dont on ne sait s'il existe plusieurs optimums. Les algorithmes continus dérivatifs ne peuvent donc pas garantir la convergence vers un optimum global. De ce fait, ce sont des algorithmes de recherche directe qui ont été choisis comme alternative.

Trois travaux s'intéressent à la résolution d'un programme linéaire modélisant le problème wLP. On observe que quand le nombre de variables devient trop important, les

algorithmes de résolution standard implantés dans l'outil CPLEX n'arrivent pas à trouver une approximation correcte de la solution optimale.

Les algorithmes combinatoires ont été choisis pour prendre en compte les formulations plus complexes du problème et ainsi définir plus de variables (i.e. la puissance d'émission, l'azimut, le nombre de points d'accès). Les meilleures solutions sont obtenues avec les algorithmes de la famille des métaheuristiques. Il est cependant nécessaire de réaliser un nombre relativement élevé d'évaluations de la fonction objectif et il n'est pas facile de définir de condition d'arrêt pour ce type d'algorithme.

A mon avis, au vu de la nature multicritères du problème wLP, ce sont les travaux qui proposent un algorithme multiobjectif qui sont les plus significatifs. Il est vraiment intéressant de proposer plusieurs solutions alternatives à l'installateur de réseau wLAN. En effet, il se peut que la solution unique fournie par un algorithme mono-objectif ne convienne pas à l'installateur car elle ne respecte pas des contraintes annexes définies a posteriori par l'installateur (contraintes dues à la connexion des AP au réseau filaire, choix de zones mieux couvertes que d'autres, etc...). Pour trouver une nouvelle solution, il faut relancer la recherche mono-objectif avec des conditions initiales différentes.

Les algorithmes d'optimisation multiobjectifs présentés dans la partie 2.2.4 proposent pour une même instance du problème plusieurs solutions optimales au sens de Pareto. Ainsi, il est possible par l'utilisateur de choisir parmi un ensemble de bonnes solutions celle qui lui convient le mieux.

Suite à cette analyse de l'état de l'art, nous avons choisi dans un premier temps de nous intéresser à l'implantation d'une heuristique déterministe qui ne cherche qu'à optimiser la couverture pour un nombre de points d'accès fixé. Cet algorithme en deux étapes a été développé pour exploiter les caractéristiques du modèle de prédiction de couverture radio utilisé. La première étape est une étape combinatoire de recherche exhaustive et la seconde repose sur une heuristique continue ayant pour objectif de réduire le nombre de trous de couverture radio.

Par la suite, pour rendre l'étape de recherche combinatoire plus performante et pouvoir prendre en compte plusieurs critères de planification, nous avons implanté une métaheuristique tabou. Cette métaheuristique a été améliorée pour pouvoir obtenir un jeu de solutions optimales différentes.

La dernière proposition que nous faisons consiste en la mise en place d'un algorithme tabou basé sur la dominance au sens de Pareto. Ce processus reprend les étapes de la recherche tabou et au lieu de ne faire évoluer qu'une seule solution, il travaille avec une population de solutions.

Partie II : Modélisation de la propagation dans les bâtiments

Introduction

Les conclusions établies dans l'état de l'art (*cf.* chapitre 2.3) montrent que la difficulté du choix d'une méthode de calcul de la propagation réside dans le compromis fiabilité - temps de calcul qu'il faut établir.

Nos travaux reposent sur un modèle de propagation de type éléments finis appelé *MR-FDPF* (*Multi-Resolution Fourier Domain ParFlow*) proposé par *Gorce et al* en 2001 et présenté dans [107] puis [108]. Ce modèle de prédiction repose sur une approche originale que l'on peut classer parmi les méthodes de calcul à éléments finis. En exprimant le problème dans le domaine fréquentiel et en travaillant en régime harmonique, le régime permanent est obtenu par la résolution d'un système linéaire.

L'originalité de l'approche MR-FDPF repose sur la façon dont la résolution de ce système est réalisée. Cette résolution est effectuée en 2 phases :

- Dans une phase de pré-traitement, une structure multi-résolution est construite par l'agrégation progressive des pixels du plan. Cette phase, de complexité $\mathcal{O}(N^3)$, N étant la plus petite dimension de l'espace 2D, est exécutée indépendamment de la connaissance des caractéristiques de la source. Elle peut donc être considérée comme un pré-traitement.
- La seconde phase exploite la structure multi-résolution et calcule le champ permanent issu de chaque source. La complexité de calcul d'une source est de l'ordre de $\mathcal{O}((N^2)\log(N))$.

Notons que la structure multi-résolution peut être avantageusement utilisée pour réduire encore le temps de calcul, en réduisant la résolution d'analyse, sans pour autant négliger aucun des chemins de propagation.

Dans ce travail de thèse, nous avons adapté l'algorithme MR-FDPF pour l'estimation de la couverture radio d'émetteurs de type 802.11b dans des environnements clos (ou *Indoor*) en deux dimensions. L'implantation du moteur de calcul est en JAVA, pour la portabilité, et interface les bibliothèques COLT du CERN [109] et les bibliothèques BLAS [110] pour optimiser les temps de calcul. Le moteur de prédiction de couverture radio ainsi développé se nomme *WILDE* (Wireless Lan DEployment). Il est intégré dans un outil logiciel de planification de réseaux sans fil.

Pour respecter les contraintes imposées par les ingénieurs réseaux exploitant ce logiciel, nous nous sommes imposés des contraintes de temps de calcul sur une machine standard, c'est-à-dire sur une station de travail de type PC avec un processeur de 2GHz et une mémoire vive associée de 1Go. Ainsi, pour obtenir des temps de simulation raisonnables avec cette contrainte, nous avons introduit 2 hypothèses simplificatrices dans la méthode MR-FDPF : la restriction à 2 dimensions, et le travail avec une fréquence de simulation plus faible que la fréquence radio réelle. L'impact de ces hypothèses sur les simulations est présenté dans la partie 3.2.

Pour limiter les erreurs de prédiction, et adapter au mieux le simulateur à l'environ-

nement réel, nous proposons la mise en oeuvre d'un processus de calibration basé sur un ensemble de mesures réelles. Cette calibration est effectuée en relaxant les constantes de propagation (permittivité et affaiblissement) des matériaux et en adaptant leurs valeurs de façon à minimiser les erreurs de prédiction. Ce processus de calibration est formulé comme un problème d'optimisation continue à plusieurs variables. Le critère choisi est un critère aux moindres carrés qui minimise l'erreur quadratique moyenne entre les valeurs mesurées et les valeurs prédites par simulation. La formulation de ce processus est donnée en 3.2.4.

Nous avons mis en oeuvre un algorithme de recherche directe dénommé DIRECT (cf. §2.2.2) qui permet implicitement de réaliser une recherche à la fois locale et globale dans l'espace des solutions. Ses performances sont présentées dans la partie 4.2. Une partie des travaux liés à la calibration et à la validation des prédictions du moteur WILDE ont été présentés en 2005 lors de la conférence IEEE VTC [111]. Leur synthèse est donnée dans le rapport de recherche [112].

3 La méthode Multi-Résolution FDPF adaptative

La méthode FDPF (*Frequency Domain ParFlow*) a été présentée pour la première fois dans [107]. Une amélioration de celle-ci, la méthode "Adaptative Multi-Resolution FDPF" présentée ici, a été proposée en 2003 dans [108]. Ces algorithmes ont pour point de départ l'approche ParFlow proposée en 1997 par *Chopard et al.* [113] développée dans le contexte de la planification GSM. Cette approche temporelle discrète, similaire aux méthodes TLM (Transmission Line Matrices) est présentée dans la partie 3.1.1. La partie suivante 3.1.2 présente la méthode FDPF proposée par *Gorce et al.* Une première amélioration au niveau bloc est traitée en 3.1.3. La partie 3.1.4 présente la dernière étape qui a mené à la méthode 'Adaptative multi-résolution FDPF' proposée dans [108]. La dernière sous-partie 3.1.6 présente les cartes de couvertures obtenues actuellement et les performances de la méthode en termes de temps de calcul et d'occupation mémoire.

3.1 Développements théoriques

3.1.1 L'algorithme temporel ParFlow

La méthode temporelle simule itérativement le champ émis par une source placée en un point appartenant à une grille discrète régulière représentant l'environnement de test. Le pas de discrétisation utilisé est appelé Δ_R .

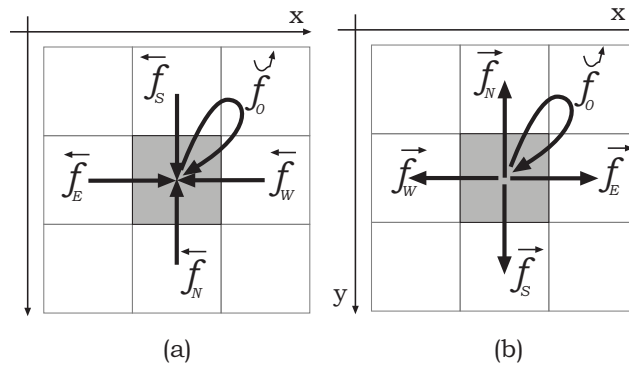


FIG. 3.1 – Un pixel avec (a) ses flux entrant, (b) ses flux sortant.

Dans cette approche, le champ électrique est divisé en 5 composantes (cf. fig. 3.1), appelées flux. Ces flux se propagent de proche en proche à l'aide de matrices de propagation dérivées des équations de Maxwell. Dans la suite du document, les flux sortants du pixel (i, j) sont référencés par $\vec{f}_d(i, j)$ et les flux entrants par $\vec{f}_d(i, j)$. Les indices $d \in \{E, W, S, N\}$ indiquent la direction de propagation du flux, conformément aux directions cardinales (est, ouest, sud, nord). La simulation de différents milieux diélectriques nécessite l'introduction d'un flux interne additionnel $\vec{f}_0(i, j)$ qui permet de modifier la vitesse de propagation en

certaines noeuds. Ce flux a un rôle fondamental car il permet en modifiant les propriétés locales de la propagation, d'introduire naturellement les phénomènes macroscopiques que sont la réflexion et la diffraction. Ces phénomènes sont illustré à la figure 3.2. L'environnement représenté est de taille $15m \times 35m$, discrétisé avec un pas de 5cm. Notons que l'environnement est entouré d'un matériaux absorbant pour limiter les problèmes de bord.

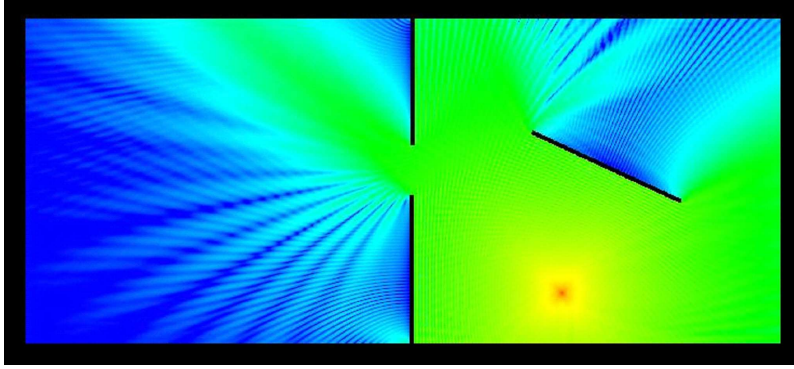


FIG. 3.2 – Simulation des phénomènes de réflexion et de diffraction.

L'algorithme ParFlow a été proposé par *P.O. Luthi* [114, 113]. Dans sa thèse, Luthi a développé une formulation générale pour la résolution de problèmes de propagation sur une grille régulière. Appliquée aux équations de Maxwell par une discrétisation du 1er ordre sur une grille régulière de 4-connexité, l'algorithme obtenu est identique à l'algorithme TLM (Transmission Line Matrix) proposé par *Hoefler* [115] en 1984. Cet algorithme est utilisé pour la simulation des champs électriques et magnétiques dans des structures de petites tailles (composants électroniques, antennes) [116],[117]. Si cette méthode permet de refléter fidèlement la propagation des ondes électromagnétiques, elle nécessite en revanche une puissance de calcul importante.

Bien que naturellement exploitable en trois dimensions (3D), nous restreignons ici la description théorique à un environnement 2D, pour des raisons de clarté. L'implantation a été faite en 2D uniquement, car la complexité du 3D reste un problème important. Seule la composante transverse du champ électrique complexe (amplitude, phase) est considérée. La valeur du champ au pixel b_l est déduite de la valeur de flux entrants par :

$$\Psi(i, j) = \frac{(\overleftarrow{f}_E(i, j) + \overleftarrow{f}_W(i, j) + \overleftarrow{f}_S(i, j) + \overleftarrow{f}_N(i, j) + Y(i, j)\check{f}_0(i, j))}{n^2(i, j)} \quad (3.1)$$

où $n(i, j)$ et $Y(i, j)$ représentent respectivement l'indice de réfraction et la réactance du milieu de propagation. Ils sont liés par :

$$Y(i, j) = 4 \cdot n^2(i, j) - 4. \quad (3.2)$$

Chopard et al. [113] ont proposé la mise en oeuvre d'un automate cellulaire pour résoudre le problème à l'aide des équations de diffusion-propagation suivantes :

$$\vec{f}_{ij}(t) = \Sigma_{ij} \cdot \overleftarrow{f}_{ij}(t - dt) \quad (3.3)$$

$$\overleftarrow{f}_{ij}(t) = \eta(\vec{f}_{ij}(t)) \quad (3.4)$$

où :

- Σ_{ij} est la matrice de diffusion associée au pixel b_l ,
- $\overleftarrow{\mathbf{f}}_{ij} = \left[\overleftarrow{f_E}(i, j), \overleftarrow{f_W}(i, j), \overleftarrow{f_S}(i, j), \overleftarrow{f_N}(i, j), \check{f}_0(i, j) \right]^t$,
- $\overrightarrow{\mathbf{f}}_{ij} = \left[\overrightarrow{f_E}(i, j), \overrightarrow{f_W}(i, j), \overrightarrow{f_S}(i, j), \overrightarrow{f_N}(i, j), \check{f}_0(i, j) \right]^t$,
- $\eta \left(\overrightarrow{\mathbf{f}}_{ij}(t) \right) = \left[\overrightarrow{f_E}(i-1, j), \overrightarrow{f_W}(i+1, j), \overrightarrow{f_S}(i, j-1), \overrightarrow{f_N}(i, j+1), \check{f}_0(i, j) \right]^t$.

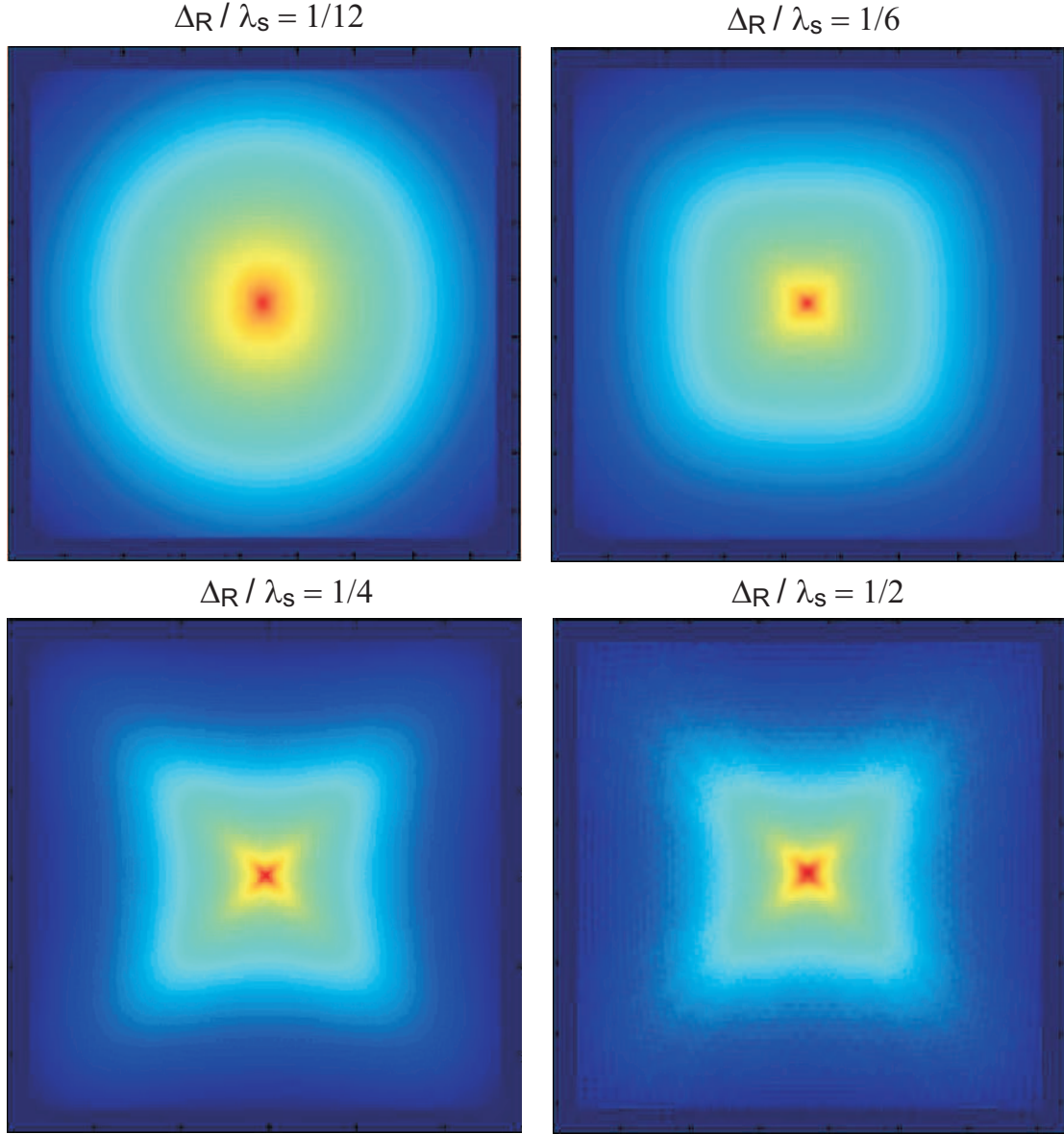


FIG. 3.3 – Couverture d’une source ponctuelle en fonction du rapport Δ_R/λ_s pour $\nu_s = 960$ MHz.

L’automate cellulaire propage les flux sortant d’un pixel source vers ses pixels voisins. Chaque pixel voisin génère à son tour des flux sortant qui sont considérés comme des flux entrants par les pixels connexes. Pour obtenir une carte de couverture complète, il est nécessaire d’attendre la convergence de cet automate cellulaire vers le régime permanent, à la fréquence de simulation ν_s . Pour obtenir une simulation réaliste, le pas de discrétisation

Δ_R doit être suffisamment petit devant la longueur d'onde λ_s pour avoir une dispersion faible et garantir la quasi isotropie du champ simulé. Comme illustré à la figure 3.3 le champ propagé issu d'une source ponctuelle ne reste pas isotrope lorsque le rapport Δ_R/λ_s augmente. Notons par contre, que plus le pas Δ_R est petit plus le temps de calcul augmente. Chopard propose un compromis par la limite suivante $\Delta_R \leq \lambda_s/6$, que nous reprendrons par la suite.

3.1.2 L'algorithme ParFlow dans le domaine fréquentiel (FDPF).

En 2001, l'approche Parflow de *Chopard et al.*[113] a été transposée dans le domaine fréquentiel par *Gorce et al.* dans [107]). L'idée de travailler dans le domaine fréquentiel a en fait été proposée pour TLM dès les années 80 [115] et largement utilisée par la suite [63],[118],[119]. L'originalité de l'approche FDPF réside dans l'algorithme de résolution mis en oeuvre. L'obtention du système à résoudre dans le domaine fréquentiel est obtenu par une transformée de Fourier, après avoir réécrit le système temporel sous la forme d'un système unique, en regroupant tous les flux en un vecteur d'inconnues comme suit :

$$\mathbf{F} = [\vec{\mathbf{f}}_{1,1}^T, \vec{\mathbf{f}}_{1,2}^T, \dots, \vec{\mathbf{f}}_{ij}^T, \dots, \vec{\mathbf{f}}_{NN}^t]^t \quad (3.5)$$

Ainsi, les équations de ParFlow peuvent être exprimées à l'aide de l'égalité suivante :

$$\mathbf{F}(t) = \mathbf{\Sigma} \cdot \mathbf{F}(t - dt) + \mathbf{S}(t) \quad (3.6)$$

où $\mathbf{\Sigma}$ est la matrice de diffusion globale et $\mathbf{S}(t)$ le vecteur *source* constitué de valeurs binaires $\mathbf{s}_{ij}$ non nulles en (i, j) uniquement si une source s'y trouve localisée. La transformée de Fourier, relativement au temps, de ce système conduit à :

$$(I_d - \mathbf{\Omega}) \cdot \mathbf{F}(\nu_s) = \mathbf{S}(\nu_s) \quad (3.7)$$

où $\mathbf{\Omega} = \mathbf{\Sigma} \cdot e^{-j2\pi\nu_s dt}$.

On admettra alors que la source utilisée est à bande étroite, centrée autour de la fréquence de simulation ν_s . Dès lors, cette méthode ne permet de modéliser qu'un régime harmonique, excluant l'estimation de l'étalement temporel et des retards de propagation. Les différentes expérimentations menées en Indoor pour la norme 802.11 [10] [61] [120] montrent que le canal radio wLAN est un canal court en comparaison à la durée des symboles. Il est donc légitime de considérer que l'estimation bande étroite est suffisante, en particulier pour l'estimation de puissance moyenne pour la planification d'un réseau sans-fil. Comme nous le verrons plus loin, la mise en place d'un moyennage local permettra de s'affranchir des problèmes d'évanouissements rapides liés aux multi-trajets pour obtenir une bonne estimation de la puissance moyenne.

En pratique, la taille du système linéaire 3.7 rend sa résolution par inversion directe non triviale. Une méthode itérative classique (Gauss-Seidel, ...) peut être utilisée. On peut aussi remarquer que l'équation (3.7) se décompose à l'aide d'une série géométrique :

$$\mathbf{F}(\nu_s) = \sum_{0 \leq k \leq \infty} \mathbf{\Omega}^k \cdot \mathbf{S}(\nu_s) \quad (3.8)$$

et exploiter cette structure pour une résolution itérative. En terme de complexité, cette résolution est du même ordre de grandeur que la méthode temporelle. En effet, pour une espace de taille $N \times N$, la complexité des deux méthodes est en $\mathcal{O}(N^3)$, chaque itération étant en $\mathcal{O}(N^2)$ opérations, et le nombre d'itérations étant proportionnel à N .

Notons que dans le domaine fréquentiel, l'introduction de milieux d'indices de réfraction différents ne nécessite plus l'introduction d'un flux additif, mais peut se faire par la modification des coefficients associés à la matrice de diffusion de chaque milieu. La correspondance entre les 2 approches est décrite dans [112].

3.1.3 La modélisation par blocs

La modélisation par blocs est le premier pas vers l'approche multi-résolution. Comme représenté dans la figure 3.4, on peut regrouper les pixels par blocs de taille $n \times n$ pixels.

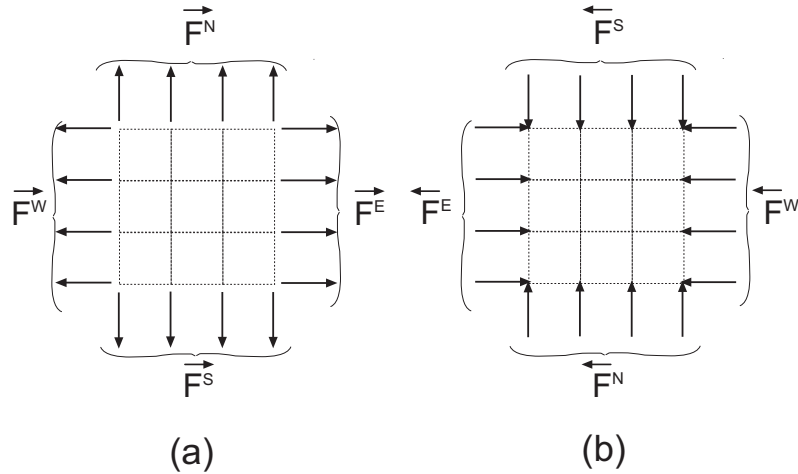


FIG. 3.4 – Bloc avec ses flux sortants (a) et ses flux entrants (b).

Pour chaque côté d'un bloc, sont définis deux vecteurs de taille n contenant respectivement les flux entrants $\overleftarrow{\mathbf{F}}^d$; $d \in \{E, W, S, N\}$ et les flux sortants $\overrightarrow{\mathbf{F}}^d$; $d \in \{E, W, S, N\}$. Une matrice de diffusion de taille $n \times n$ est associée à chaque bloc. Elle agit comme la matrice de diffusion définie dans la section précédente, en s'appliquant maintenant sur les quatre vecteurs flux présents de chaque côté du bloc. Les coefficients de la matrice de diffusion classique sont remplacés par des sous-matrices de diffusion caractérisant le transfert d'un côté à l'autre du bloc et référencées de la façon suivante :

$$\Omega_{kl} = \begin{bmatrix} \Omega_{kl}^{EE} & \Omega_{kl}^{EW} & \Omega_{kl}^{ES} & \Omega_{kl}^{EN} \\ \Omega_{kl}^{WE} & \Omega_{kl}^{WW} & \Omega_{kl}^{WS} & \Omega_{kl}^{WN} \\ \Omega_{kl}^{SE} & \Omega_{kl}^{SW} & \Omega_{kl}^{SS} & \Omega_{kl}^{SN} \\ \Omega_{kl}^{NE} & \Omega_{kl}^{NW} & \Omega_{kl}^{NS} & \Omega_{kl}^{NN} \end{bmatrix} \quad (3.9)$$

Dans chaque bloc, les flux internes peuvent être considérés comme des variables intermédiaires pour le calcul d'échange de flux entre les blocs voisins. La résolution partielle du système linéaire indépendamment dans chaque bloc conduit au calcul de la matrice de diffusion associée et permet par la suite de résoudre le problème en travaillant exclusivement avec les flux d'échange, situés à l'interface entre blocs [121] et l'équation (3.8) ne s'applique alors plus qu'à ces flux d'échange. Le calcul de propagation à un niveau de résolution n est le même mais le temps de calcul diminue : en effet d'une part il y a moins de variables et d'autre part la propagation avance de n pixels à chaque itération. Notons que la matrice de diffusion pour un bloc peut être calculée directement à partir des matrices associées aux pixels inclus dans ce bloc (cf. [107]). Nous allons voir dans le paragraphe suivant qu'il est possible de les calculer plus efficacement par une approche récursive.

3.1.4 L'approche multi-résolution

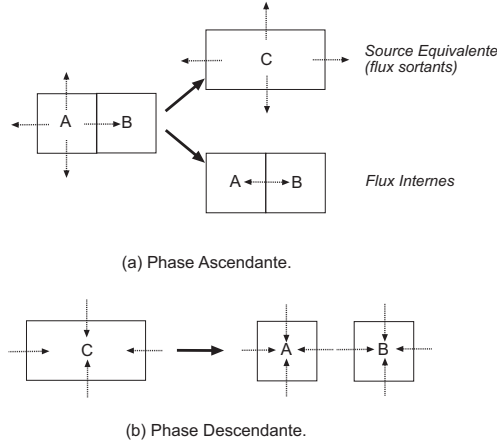


FIG. 3.5 – (a) Si A est un MR-bloc source, C est aussi un MR-bloc source d'ordre plus élevé. (b) A partir des flux entrants dans C on peut calculer les flux entrants dans A et B. Il faut pour cela calculer les flux à l'interface entre eux.

La question qui vient à l'esprit à partir de la définition des blocs ci-dessus concerne bien entendu la sélection de leur taille optimale. Le but de l'approche multi-résolution est de contourner ce choix et de proposer une imbrication récursive de blocs de plus en plus gros, en construisant un arbre binaire. Ces blocs sont référencés dans la suite du document par le terme *MR-bloc* (Multi-Resolution Node, ou bloc multi-résolution). Nous allons voir qu'une telle structure est très efficace pour le calcul de la propagation.

Un MR-bloc, représenté par B_l , est caractérisé géographiquement dans le plan par les coordonnées de son coin supérieur gauche $p = (px, py)$, et par sa largeur nx et sa hauteur ny , regroupés dans $s = (nx, ny)$ (cf. figure 1.10), p.23. Etant donné deux MR-blocs voisins A et B possédant leurs propres matrices de diffusion Ω_A et Ω_B , nous avons montré dans [121, 108] qu'il est possible de calculer la matrice de diffusion d'un nouveau MR-bloc C issu du regroupement de A et B. Quand les MR-blocs sont regroupés horizontalement comme illustré à la figure 3.5, Ω_C est donné par :

$$\Omega_C = P_3 \cdot P_2 \cdot P_1 \quad (3.10)$$

où les matrices P_1, P_2 et P_3 représentent respectivement la propagation des flux entrant vers les flux internes (P_1), l'établissement du régime permanent à l'intérieur du MR-bloc C (P_2) et la propagation des flux internes vers les flux externes (P_3). On appelle flux internes du MR-bloc C, les flux d'échange entre les MR-blocs A et B.

Ces 3 matrices s'obtiennent à partir des matrices de diffusion des MR-blocs A et B par :

$$\mathbf{P}_1 = \begin{bmatrix} [0] & \Omega_A^{EE} & \Omega_A^{ES} & [0] & \Omega_A^{WN} & [0] \\ \Omega_B^{WW} & [0] & [0] & \Omega_B^{WS} & [0] & \Omega_B^{WN} \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{P}_2 = \begin{bmatrix} I_d & -\Omega_B^{WE} \\ -\Omega_A^{EW} & I_d \end{bmatrix}^{-1}$$

$$\mathbf{P}_3 = \begin{bmatrix} [0] & \Omega_B^{EE} \\ \Omega_A^{WW} & [0] \\ \Omega_A^{SW} & [0] \\ [0] & \Omega_B^{SE} \\ \Omega_A^{NW} & [0] \\ [0] & \Omega_B^{NE} \end{bmatrix}$$

Remarquons que par réciprocity de la propagation des ondes il est facile de montrer que les matrices P_1 et P_3 sont les transposées l'une de l'autre. Notons également que seule la matrice P_2 nécessite un calcul matriciel lourd. Le même processus peut être ensuite reproduit pour le MR-bloc C associé à l'un de ses voisins, et ce, jusqu'à ce qu'un unique MR-bloc appelé bloc père, soit obtenu. Le regroupement des blocs peut s'effectuer de façon régulière, en alternant les regroupements horizontaux ou verticaux, ou de toute autre façon. Cet aspect est discuté dans la section suivante mais considérons pour l'instant le cas plus simple d'une construction régulière de l'arbre binaire. Remarquons que le calcul des matrices de diffusion ne nécessite pas de connaissance propre à la source. Seule la connaissance de l'environnement (position et matériaux constitutifs des murs) est nécessaire. Il est donc possible de réaliser le calcul des matrices de diffusion pour tous les MR-blocs associés à l'arbre binaire, indépendamment de la source. Ce calcul est donc regroupé dans une **phase de pré-traitement**.

LA PHASE DE PRÉ-TRAITEMENT

Cette première phase a pour objectif de calculer toutes les matrices de diffusion des MR-blocs utilisés pendant la propagation. Le regroupement commence par fusionner deux à deux les pixels de taille 1×1 pour obtenir des MR-blocs de taille 2×1 . Ils sont ainsi eux-mêmes regroupés 2 à 2 pour obtenir des MR-blocs de taille 2×2 . Ce processus est réitéré jusqu'à l'obtention du MR-node père. A chaque regroupement, il est nécessaire de calculer la matrice P_2 par une inversion matricielle de taille N_i , où N_i représente le nombre de flux à l'interface des deux MR-blocs fusionnés. Cette inversion correspond en réalité au calcul du régime permanent interne au MR-bloc. Le coût de cette inversion est en $\mathcal{O}(N_i^3)$, de même que la multiplication entre elles des sous-matrices de P_1 , P_2 et P_3 . Le dernier étage de la pyramide est donc celui qui coûte le plus cher en terme de temps de calcul. On peut représenter formellement l'ensemble des MR-blocs ainsi définis par une structure en arbre où chaque bloc possède deux fils et un parent (sauf pour les MR-blocs qui se trouvent aux extrémités de l'arbre). Cette structure est référencée sous le terme de *pyramide de propagation*. L'étape de pré-traitement présente donc globalement une complexité en $\mathcal{O}(N^3)$, où $N = \min(N_X, N_Y)$ avec respectivement N_X et N_Y le nombre de lignes et de colonnes.

LA PHASE DE PROPAGATION D'UNE SOURCE

Cette deuxième phase illustrée figure 3.6 exploite les matrices de diffusions précédemment calculées. Elle est effectuée en 2 étapes : la montée et la descente de la pyramide.

Dans l'étape de *montée*, on positionne une source au niveau le plus bas de la pyramide (pixel). A chaque étape, on calcule une source équivalente C à partir d'une source donnée présente en A ou en B (*cf.* figure 3.5-(a)). Les flux sortant de la source équivalente C se calculent dans ce cas à partir des flux Est de A ou des flux Ouest de B pour obtenir les flux sortants du bloc C à l'aide des matrices P_2 et P_3 .

Les flux sources situés à l'interface entre les blocs A et B se propagent dans le bloc C. Le régime permanent est calculé par :

$$\mathbf{F}_{INT} = P_2 \cdot \begin{bmatrix} \vec{\mathbf{F}}_B^E \\ \vec{\mathbf{F}}_A^W \end{bmatrix} \quad (3.11)$$

Une fois le régime permanent interne calculé, il reste à calculer les flux sortants additionnels, donnés par $P_3 \cdot \mathbf{F}_{INT}$. Les flux du MR-bloc source C sont alors donnés par :

$$\vec{\mathbf{F}}_C = \left[\vec{\mathbf{F}}_A^E, \vec{\mathbf{F}}_B^W, \left[\vec{\mathbf{F}}_A^S, \vec{\mathbf{F}}_B^S \right], \left[\vec{\mathbf{F}}_A^N, \vec{\mathbf{F}}_B^N \right] \right]^T + P_3 \cdot \mathbf{F}_{INT} \quad (3.12)$$

On appellera alors la matrice P_3 , la matrice *Uplink* U et la matrice P_2 la matrice *Inner In*.

A chaque étape, ce calcul permet de monter d'un niveau dans la pyramide de propagation (*cf.* fig.3.6). La phase de montée se termine quand on a formé un MR-bloc unique qui recouvre la totalité de l'environnement 2D. La complexité de cette étape est en $\mathcal{O}(N^2)$.

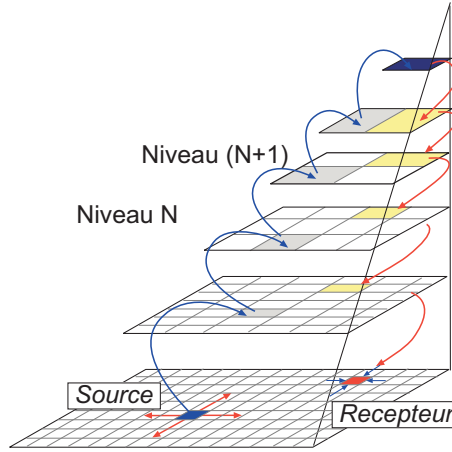


FIG. 3.6 – La structure pyramidale pendant la phase de propagation.

Dans l'étape de descente, on propage les flux entrants dans un MR-bloc vers les flux internes de façon à calculer les flux entrants sur ses 2 blocs fils (*cf.* fig.3.5-(b)). Ce processus est initialisé par le sommet de la pyramide pour calculer les flux entrants dans ses MR-blocs fils. Ce processus est réitéré jusqu'à atteindre le niveau pixel, ou un niveau intermédiaire voulu. Le passage d'un niveau à l'autre s'effectue en estimant les flux internes du bloc C à l'aide des flux entrants. La matrice nécessaire à ce calcul est la matrice P_1 , (appelée downlink, ou D) et est égale à la transposée de la matrice uplink. L'étape de descente présente une complexité supérieure à la montée car il faut effectuer le calcul dans tous les MR-blocs. Pour une pyramide régulière, on peut montrer que le coût associé à la descente d'un étage est le même quelque soit le niveau, pour un coût total qui est en $\mathcal{O}(N^2 \log_2(N))$. La figure 3.6 illustre le calcul de champ en un point de réception uniquement. Pour obtenir une carte de couverture complète, l'étape de montée est identique, mais il faut rétro-propager les flux dans l'étape de descente, vers tous les blocs constitutifs de l'environnement à la résolution voulue.

Conformément à Eq.3.1, la puissance reçue au niveau 1×1 est donnée par le carré du module de la somme des flux :

$$\text{Resolution}(1,1) : \Psi = \left\| \sum_{d \in N, W, S, E} \vec{\mathbf{F}}^d \right\|^2 \quad (3.13)$$

Au contraire, pour un bloc de taille supérieure $L \times H$, la puissance moyenne est calculée par la moyenne du carré des valeurs absolues des $2 \times (L + H)$ flux entrants :

$$\text{Resolution}(L, H) : \Psi = \frac{1}{N_{flux}} \cdot \sum_{d \in \{N, S, W, E\}} \sum_{x \in D} \|\vec{f}(x)\|^2 \quad (3.14)$$

avec :

$$D = \begin{cases} [1, L] & \text{si } d \in \{N, S\}, \\ [1, H] & \text{si } d \in \{E, W\}. \end{cases} \quad (3.15)$$

et $N_{flux} = (L \times H) * 2$.

N_{flux} représente le nombre total de flux entrants d'un bloc de taille $L \times H$.

La différence de calcul s'explique par le fait qu'à la résolution (1,1), la phase relative des flux est significative, car les flux sont co-localisés. On effectue donc une sommation cohérente des flux. Au contraire, aux niveaux supérieurs, la phase relative des différents flux dépend de la position à l'intérieur du bloc (fading). La puissance moyenne est donc mieux estimée par une sommation incohérente des flux entrants. La figure 3.11, p.106, montre une bonne cohérence entre les estimations de puissance à différents niveaux. De plus on voit bien que le moyennage sur blocs permet de réduire les variations locales qui ne sont pas intéressantes pour le calcul de couverture radio pour la planification. Par contre, ces variations locales pourraient peut-être être exploitées pour évaluer les caractéristiques locales du canal radio : sans fading le champ est relativement homogène (par exemple en espace libre ou lorsqu'un chemin est prépondérant), alors qu'en présence de fading de Rayleigh, on observe des variations spatiales rapides du champ.

3.1.5 Découpage adaptatif de l'environnement

OBJECTIFS DE CONSTRUCTION D'UNE STRUCTURE ADAPTATIVE

La construction d'un arbre binaire régulier est théoriquement celui qui contiendra le moins de MR-blocs. Cependant, cela ne conduit pas forcément à la structure la plus optimale pour les raisons suivantes

- *re-utilisation* : lorsque 2 MR-blocs sont strictement identiques dans l'environnement (même taille et mêmes matériaux constitutifs), ils possèdent les mêmes matrices de diffusion. Construire une structure qui cherche la redondance des blocs devrait diminuer le temps de pré-traitement et la place mémoire nécessaire au stockage de la pyramide.
- *blocs homogènes* : pour que le calcul de puissance moyenne présenté précédemment ait un sens, il faut que le bloc en question soit entièrement situé dans la même pièce. Ainsi, la puissance moyenne associée à un bloc à cheval sur 2 pièces n'aurait pas de réel sens. Un *bloc homogène* est défini comme suit :

Definition 9

Un bloc homogène Bh_l est défini comme étant le MR-bloc le plus grand appartenant à une branche de l'arbre MR-FDPF constitué uniquement d'air.

Il n'existe qu'un seul bloc homogène par branche de l'arbre. Il est donc possible de définir un pavage irrégulier de l'environnement à l'aide des seuls blocs homogènes. Il semble dès lors intéressant d'essayer d'adapter la structure de la pyramide à l'environnement de façon à privilégier l'obtention de gros blocs homogènes. Un exemple de carte de couverture à cette résolution est présenté un peu plus loin à la figure 3.11-(a), p. 106.

ALGORITHMES DE DÉCOUPAGE

L'algorithme que nous proposons pour obtenir l'arbre MR-FDPF est basé sur une approche descendante. Cette approche démarre à partir du MR-bloc père qui contient tout l'environnement, et qui est décomposé en deux MR-bloc fils. Récursivement, on re-découpe chaque bloc en deux fils, jusqu'à ce qu'on atteigne la taille du pixel. Cette approche permet de garantir que tout MR-bloc a 2 fils, tout en garantissant que tous les MR-blocs sont rectangulaires. Ce qui n'est pas possible par une approche montante. Le choix le plus important est de définir la position à laquelle on découpe un bloc. Ce choix a des conséquences sur les points suivant :

- le nombre et la taille des blocs homogènes de l'arbre MR-FDPF,
- la taille de l'arbre MR-FDPF en mémoire,
- le temps de création de l'arbre dans la phase de pré-traitement.

Nous avons testé 3 heuristiques déterministes de découpage et recherché leur impact sur les points cités ci-avant.

Découpage régulier. Le premier algorithme de découpage est un algorithme régulier qui coupe chaque MR-bloc en deux blocs fils de même taille. Ce découpage est présenté dans la figure 3.7. On découpe toujours un bloc selon sa plus grande dimension. De ce fait, l'interface de fusion des deux MR-blocs fils est plus petite et les matrices uplink et downlink créées sont moins complexes à calculer. On rappelle que la complexité de calcul de ces matrices est proportionnelle au nombre de flux à l'interface des deux blocs fils.

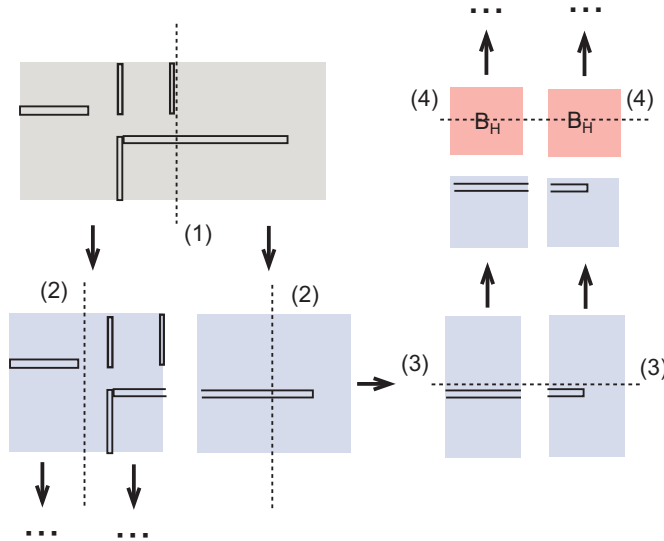
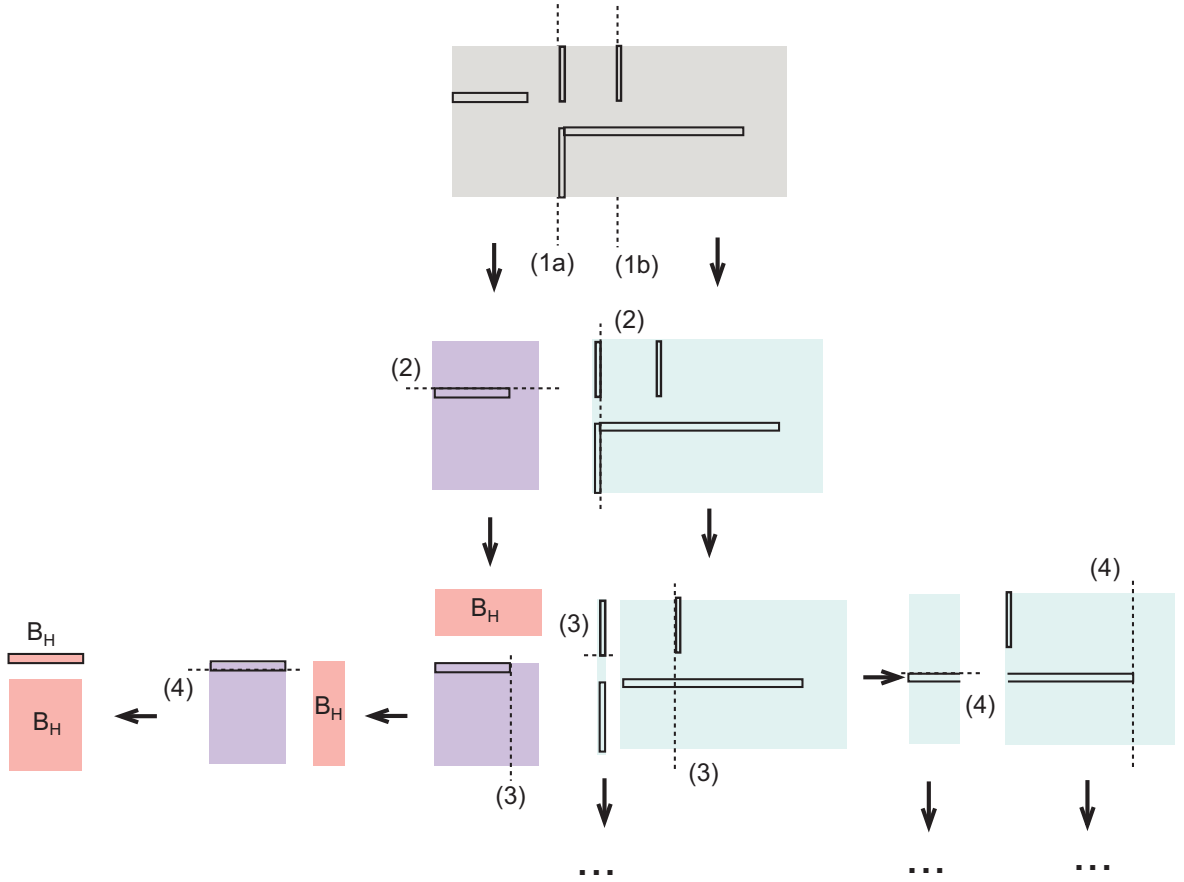


FIG. 3.7 – Découpage **régulier** d'un environnement.

Ce type de découpage crée des *blocs homogènes de taille relativement faible*. Ainsi une carte de couverture à la résolution des blocs homogènes reste constituée d'un nombre important de blocs. Plus le nombre de blocs homogènes est élevé, plus le temps de propagation descendante est important pour obtenir une carte de couverture à cette résolution.

Par contre ce découpage est celui qui minimise le nombre de MR-blocs et leur taille dans la structure pyramidale et minimise donc la place mémoire occupée. Il ne favorise cependant pas la réutilisation spatiale des matrices de diffusion.


 FIG. 3.8 – Découpage **irrégulier** selon la plus grande discontinuité.

Découpage irrégulier. Ce découpage a pour objectif de créer les plus grands blocs homogènes possibles. On découpe toujours un bloc selon sa plus grande dimension. Pour obtenir rapidement des blocs homogènes, on découpe le bloc selon *la plus grande discontinuité*, c'est-à-dire le long de la ligne où il y a le plus de changements de matériau.

La figure 3.8 présente le découpage vertical dans un bloc très simple. Le découpage est réalisé selon la colonne présentant le plus de changement de matériau avec la colonne suivante. Pour cela, on calcule pour chaque colonne de découpe $c_i; \forall i \in [1, sx - 1]$ un *nombre de discontinuités* $D(i)$ qui compte le nombre de lignes où on a observé une variation de matériau avec la ligne de découpe suivante. $D(i)$ est défini comme suit :

$$D(i) = \sum_{j=1}^s y \delta(i, j) \quad (3.16)$$

avec $\delta(i, j) = \delta(mat(j, i) = mat(j, i + 1))$ vaut 1 s'il existe une différence de matériau entre le pixel (j, i) et le pixel $(j, i + 1)$. La plus forte discontinuité rencontrée sur la figure 3.8 est la discontinuité (1a). Ce processus de découpage est réitéré sur les blocs fils jusqu'à l'obtention des blocs homogènes Bh_l (en rouge). Pour atteindre le niveau pixel, ces blocs homogènes sont alors découpés avec un découpage régulier.

Le découpage irrégulier permet de maximiser la taille des blocs homogènes. De ce fait, le temps de calcul nécessaire à la propagation au niveau des blocs homogènes est plus court que pour le découpage régulier. On verra au chapitre 5, que ce découpage est également

intéressant à utiliser pour placer les AP candidats car il suit la géométrie des pièces. Par contre ce découpage augmente le temps de pré-traitement car il augmente la taille des blocs dans les étages supérieurs de la pyramide. Le calcul de la matrice de diffusion pour ces blocs est long et de ce fait augmente la durée de la phase de pré-traitement.

Découpage hybride. Pour réaliser un compromis entre les deux techniques, nous avons défini dans [122] une heuristique déterministe qui découpe les blocs selon des discontinuités qui favorisent l'apparition de blocs de même taille. L'algorithme utilisé est le suivant :

- * Sélection de la plus grande dimension du MR-bloc de taille m ,
- * Calcul de $D(i)$ d'après l'équation 3.16 pour chaque ligne de découpe $l_i; \forall i \in [1, m - 1]$,
- * Découpage du bloc à l'indice i_d qui vérifie :

$$i_d = \underset{i \in [1, m-1]}{\operatorname{argmax}} \quad D(i) \cdot C(i) \quad (3.17)$$

avec $C(i) = 1 - \left| \frac{i-co}{co} \right|^p$ et co l'indice du milieu du MR-bloc.
La valeur de p est donnée par :

$$p = \begin{cases} 0 & \text{si } m < L \\ K & \text{si } m \geq L \end{cases} \quad (3.18)$$

FIG. 3.9 – Macro-algorithme du découpage hybride.

K et L sont les paramètres du modèle à choisir pour réaliser le compromis entre le découpage régulier et irrégulier.

Quand un MR-bloc a sa plus grande dimension inférieure à L , il est découpé de façon irrégulière. Dans le cas contraire, le choix de l'indice de découpage est un compromis entre la valeur de la discontinuité maximale et la distance au centre co du bloc.

3.1.6 Implantation et performances

La méthode MR-FDPF a été développée en Java et a été testée sur un PC travaillant à une fréquence CPU de 2.8GHz et comportant 1 Go de mémoire vive.

Phase de pré-traitement

Pour mettre en oeuvre l'algorithme de découpage hybride, les valeurs optimales de K et L ont été recherchées de façon empirique pour garantir à la fois un temps de pré-traitement faible, une occupation mémoire de l'arbre MR-FDPF faible et la création de grands blocs homogènes. Le tableau suivant compare pour l'environnement de test, de taille 120×60 mètres les performances des trois heuristiques. Cet environnement est celui qui est utilisé au chapitre 5 et qui est représenté figure 5.1 à la page 148. La recherche d'un temps de pré-traitement faible a été privilégiée. Les valeurs optimales ($L = 32, K = 6$) présentent une durée de pré-traitement très faible pour cet environnement, inférieure au temps de traitement d'un découpage régulier.

Découpage	régulier	hybride (L=32,K=6)	irrégulier
Taille mémoire	48 MO	62 MO	87 MO
Durée du prétraitement	17 s	11 s	32 s
Nb Blocs Homogènes	18705	6308	5715
Nb Blocs Types	2607	861	771
p_{20}	37%	55%	54%

FIG. 3.10 – Performance des trois algorithmes de découpage.

Dans ce tableau, p_{20} représente le pourcentage de blocs homogènes dont la plus grande dimension est supérieure à 20 pixels. Le nombre de blocs types est le nombre de blocs de taille et de constitution différents que comprend la pyramide. Le passage d'un temps de pré-traitement de 17s. pour le découpage régulier à 32s. pour le découpage irrégulier est dû à l'augmentation de la taille des blocs des étages supérieurs de la pyramide. La méthode hybride ne nécessite qu'11s de pré-traitement car la redondance de blocs dans la pyramide est importante (*cf.* le nombre de blocs types). On se rend compte que l'approche hybride réalise plus qu'un compromis entre les 2 autres approches. La taille mémoire de l'arbre, le temps de pré-traitement et la taille des blocs homogènes sont satisfaisants. C'est cet algorithme de découpage qui est choisi pour WILDE.

Phase de propagation

Trois cartes de couverture à différentes résolution sont présentées dans la figure 3.11. Pour obtenir ces cartes, la phase de descente de la pyramide a été arrêtée :

- (a) au niveau des blocs homogènes.
- (b) au niveau des MR-blocs de taille 6×6 pixels.
- (c) au niveau pixel.

Le tableau 3.1 présente les temps de traitement nécessaires à chaque phase de calcul. L'environnement de test a une taille de 92.7×23.4 mètres et est calculé pour une fréquence de simulation de 480 MHz avec un pas de discrétisation $\Delta_R = 10$ centimètres.

TAB. 3.1 – Temps de calcul.

	Pre-traitement	Propagation niveau 1×1	Propagation niveau 6×6	Propagation blocs homogènes
Temps	28 s	10 s	0.8 s	0.5 s

La propagation elle-même ne dure que 10 secondes à la résolution la plus fine. De plus, on observe que plus la résolution R_{cov} est grande, plus le temps de traitement est faible. Contrairement au lancer de rayons, où le temps de calcul est réduit en limitant le nombre de rayons ou le nombre de réflexions, le temps de calcul est ici limité par l'équivalent d'un moyennage qui tient compte de tous les trajets.

Les propriétés de la méthode MR-FDPF sont très intéressantes pour la planification d'un réseau sans fil. D'une part, au vu de la rapidité du temps de traitement, il est possible de tester rapidement différentes configurations d'émetteurs. D'autre part, il est possible d'utiliser une résolution grossière dans le calcul de couvertures sans pour autant fausser l'estimation de couverture radio.

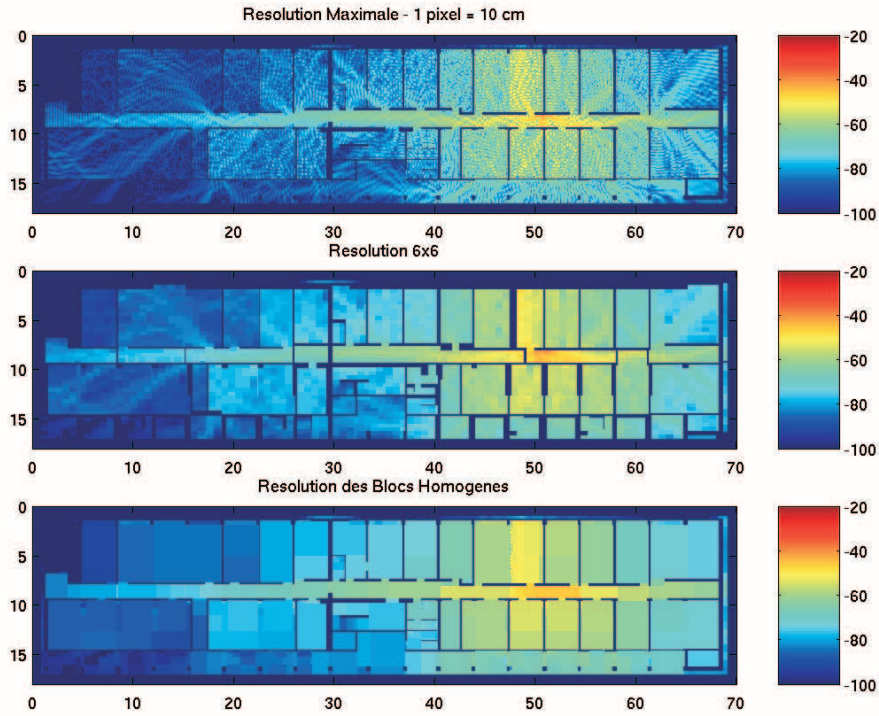


FIG. 3.11 – Carte de couverture (a) à la résolution des blocs homogènes, (b) à la résolution de 6×6 pixels et (c) à la résolution des pixels.

L'utilisation d'une carte de couverture qui modélise le comportement moyen du canal permet de générer des solutions robustes qui seront moins sensibles aux faibles variations de l'environnement (présence de personnes, meubles...). C'est pourquoi nous avons choisi d'exploiter les prédictions MR-FDPF à la résolution des blocs homogènes dans nos heuristiques de planification.

L'implantation que nous avons réalisée ne charge en mémoire que les MR-blocs nécessaires au calcul de la couverture. L'occupation mémoire est bien plus importante pour le calcul d'une carte de couverture à la résolution des pixels puisqu'il faut charger toute la pyramide en mémoire. Ce n'est pas le cas quand on s'arrête par exemple à la résolution des blocs homogènes.

Un autre avantage de cette approche multi-résolution est de pouvoir affiner le calcul de couverture dans un MR-bloc donné en continuant la propagation descendante à partir de lui-même. Nous avons exploité cette caractéristique dans l'heuristique de planification que nous avons proposée dans [32] pour optimiser localement une solution dans la seconde étape du processus.

3.2 Mise en oeuvre pour les réseaux sans fil

Pour le développement d'un outil d'optimisation exploitable par les ingénieurs réseaux, il est fondamental de limiter le temps de calcul. En effet, l'évaluation d'une configuration de réseau (position des AP) nécessite le calcul de la propagation pour chacun des AP. Si l'on veut pouvoir tester plusieurs configurations, le temps de calcul acceptable pour une couverture est très faible. Nous avons évalué les temps de calcul acceptables à quelques minutes pour le pré-traitement et à moins d'une seconde pour la propagation d'une source, et ce pour des environnements pouvant aller jusqu'à $10000m^2$.

Pour arriver aux temps de traitement présentés dans le tableau 3.1, p.105, il est nécessaire de faire des hypothèses simplificatrices qui engendrent des erreurs de prédiction.

Pour compenser ces erreurs de prédiction, nous avons choisi de mettre en place un processus de calibration présenté dans la partie 3.2.4. Ce processus recherche un jeu de paramètres optimal pour que l'erreur quadratique moyenne entre les prédictions et les mesures réelles soit minimale. Cette calibration est évaluée au chapitre 4.

3.2.1 L'approximation 2D / 3D

Comme nous l'avons mentionné dès le début de cette section, le moteur de prédiction WILDE est basé sur une approche 2D. De ce fait, l'atténuation de la puissance simulée suit un modèle d'affaiblissement en $\frac{1}{r}$. La figure 3.12 présente le profil de la puissance simulée avec WILDE pour une source placée au centre d'un environnement libre ne comprenant que de l'air. Ces profils sont calculés à deux fréquences de simulation distinctes. On observe bien une diminution de la puissance de 10dB par décade. Or, dans un environnement en 3 dimensions, la propagation en espace libre se caractérise par un affaiblissement en $\frac{1}{r^2}$ qui suit la loi de pertes suivante :

$$PL(r, \lambda) = \frac{\lambda^2}{(4.\pi.r^2)} \quad (3.19)$$

Pour essayer de compenser ce problème, nous avons introduit un coefficient d'affaiblissement de l'air α_{air} , dans la matrice de diffusion associée aux pixels d'air comme suit : $\Sigma'_{ij} = \alpha_{air} \cdot \Sigma_{ij}$. En introduisant un coefficient $\alpha_{air} < 1$, on introduit artificiellement de l'affaiblissement dans l'air. Notons cependant que cela conduit à un affaiblissement de type exponentiel, et pas exactement en $1/r^2$. Il est impossible de définir la bonne valeur théorique de ce paramètre, car il dépendra de l'environnement, en particulier de la hauteur sol-plafond, et de leurs propriétés électromagnétiques. Nous proposons donc de définir ce paramètre comme une des variables à déterminer lors de la calibration.

Niveau de puissance pour les frequences de 480Mhz et 240Mhz a resolution constante (dr = 10cm) en espace libre.

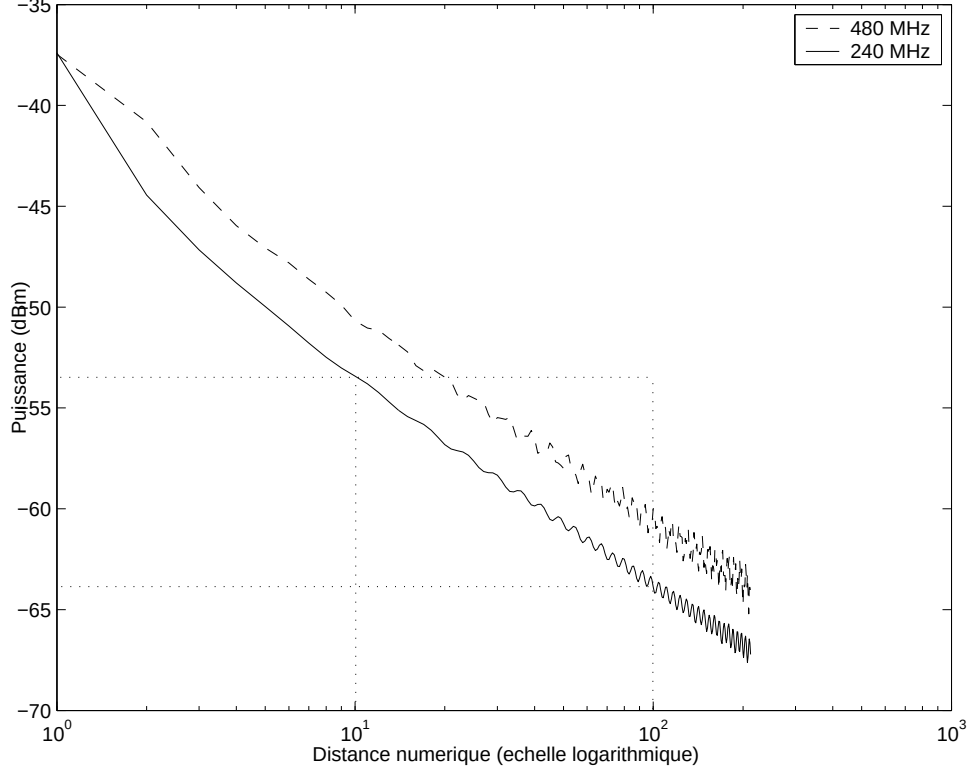


FIG. 3.12 – Affaiblissement de la puissance reçue en fonction de la distance numérique - Unité = 10 cm.

3.2.2 Choix de la résolution Δ_R

La fréquence ν_s de simulation contraint le choix du pas de discrétisation Δ_R . Ces grandeurs sont en effet liées par la relation $\Delta_R \leq \lambda_s/6$ vue au début de ce chapitre. Ainsi, si l'on souhaite effectuer des simulations à la fréquence réelle de 2.4 GHz pour calculer le champ électrique issu d'un émetteur 802.11b, Δ_R doit être inférieur à 2 centimètres. A une telle résolution, un environnement de $100m \times 100m$ conduit à un espace de plus de 5000×5000 pixels, ce qui ne permet pas de remplir nos exigences de temps de calcul. Sans compter le fait que l'arrivée du WiFi à 5GHz augmente encore plus ce problème.

Pour réduire le nombre de pixels et ainsi diminuer la charge de calcul, la fréquence de simulation ν_s est choisie comme un sous-multiple de la fréquence réelle. La modification de la fréquence n'introduit pas d'artefacts de simulation pour les phénomènes de réflexion des ondes radio puisqu'ils ne dépendent pas de la fréquence de simulation. Par contre on peut observer des erreurs dans le rendu de la diffraction et plus particulièrement dans la distribution des interférences. En effet, le choix d'une longueur d'onde différente de la fréquence réelle modifie la position des zones d'interférences destructives et constructives. En choisissant un multiple de la fréquence réelle, on espère de façon purement empirique, pouvoir mieux conserver un certain réalisme. Notons que pour le déploiement d'un réseau sans-fil, il n'est pas nécessaire de connaître en détail la distribution spatiale des interférences. Il est même préférable de s'en affranchir, car la présence du mobilier ou des personnes, non prise en compte, modifie forcément significativement le schéma d'interférences dans l'environnement. Il nous a semblé dès lors plus intéressant de raisonner à partir de l'objectif de simulation. Soit R_{couv} la résolution à laquelle nous souhaitons simuler le champ moyen.

Pour que cette simulation ait un sens, il faut pouvoir moyenner le champ sur des blocs de taille $R_{couv} \times R_{couv}$. Enfin, pour que ce moyennage permette de s'affranchir des petites variations locales, il faut que le moyennage s'effectue sur une distance supérieure ou égale à la longueur d'onde, soit $R_{couv} > \lambda_s$. Imposons donc la résolution en fonction de la finesse des résultats voulue, et choisissons $R_{couv} = 1m$. On en déduit que la longueur d'onde doit être inférieure à $1m$ et que le pas de discrétisation doit être inférieur à $1/6m$. On peut alors fixer $\Delta_R = 10cm$, et $\nu_s = 2.4/5 = 480MHz$. Dans ce cas, $\lambda_s = 62.5$ centimètres. La condition sur la puissance moyenne est respectée et la taille des pixels est donnée par $\Delta_R = 10cm$. Pour obtenir une estimation de puissance moyenne à une résolution de $1m$, on pourra travailler sur des blocs de taille 10×10 pixels.

La figure 3.11, p.106, montre bien que les prédictions de couverture calculées pour une résolution de 60×60 centimètres en (b) sont plus exploitables que celles obtenues à la résolution pixels en (a) car on lisse les variations dues au fading. C'est à cette résolution que les prédictions du moteur WILDE seront évaluées et calibrées dans le chapitre suivant.

3.2.3 Les paramètres des matériaux

L'indice de réfraction n et le coefficient d'absorption α d'un matériau sont déterminés expérimentalement par la mesure de la permittivité électrique relative ϵ_r et de la conductivité σ . La valeur de ces grandeurs physiques peut varier en fonction de plusieurs facteurs externes tels que la fréquence de l'onde, la température ou encore la quantité d'eau présente dans le matériau.

Ainsi ces grandeurs n'auront pas les mêmes valeurs pour le béton mouillé et le béton sec. Pour des matériaux conducteurs (métaux, ...), la perméabilité magnétique relative μ_r n'est plus égale à 1 et doit être mesurée pour définir l'indice de réfraction ($n = \sqrt{\epsilon_r \cdot \mu_r}$). Des résultats de mesure de ces paramètres sont donnés dans la littérature [123], mais si l'on ne connaît pas exactement le type de matériau utilisé dans une construction, il est difficile de choisir des valeurs réalistes pour n et α .

LES INDICES

Des valeurs de n ont été calculées pour quelques matériaux présents dans des constructions à l'aide des valeurs de ϵ_r et σ citées dans [123]. Elles sont présentées dans le tableau suivant. On peut noter que la plage de variation de n varie entre 1.9 et 2.6 quand le taux d'eau présent dans la brique varie de 0 à 30% dans la bande de fréquences de 3 à 24 GHz. Il est donc délicat de choisir une valeur représentative et précise de l'indice du béton.

Bande de fréquences (GHz)	0.9 - 1.8	1.9 - 4.3	3 - 24
Brique sèche	×	2.14 - 2.02	×
Béton sec	×	×	2.2 - 2.6
Béton léger	×	×	1.4 - 1.5
Béton armé	2.64	×	×

TAB. 3.2 – Valeurs de l'indice de réfraction n .

LES COEFFICIENTS D'ABSORPTION

Pour des briques sèches, le coefficient d'absorption α est de $1.525 m^{-1}$ à la fréquence de 1.7 GHz. Ceci signifie que l'amplitude de l'onde transmise est atténuée à une distance d du dioptre par un facteur de la forme $e^{-\alpha \cdot d}$. Dans notre modèle de prédiction, le facteur

d'atténuation α est calculé pour la distance unité (largeur du pixel). Ainsi, pour une distance unité Δ_R fixée, la valeur du facteur d'atténuation est donnée par $\alpha = e^{-a \cdot \Delta_R}$. Par exemple, le facteur d'atténuation α de la brique à 1.7 GHz vaut $\alpha = 0.993$ pour $\Delta_R = 10\text{cm}$. Comme ces données le présentent, le choix d'une valeur théorique d'indice et de coefficient d'affaiblissement n'est pas aisé. Ce choix est d'autant plus délicat quand on ne connaît pas complètement la composition et la nature des matériaux présents dans l'environnement de test. C'est pourquoi nous proposons d'estimer la valeur de ces paramètres dans la phase de calibration du moteur. Ainsi, nous déterminerons les indices optimaux pour la simulation, permettant de limiter les erreurs de prédiction.

3.2.4 Le processus de calibration

La méthode de prédiction MR-FDPF détermine une valeur **relative** du niveau de puissance en un point donné. La valeur simulée Ψ_s ne représente pas la puissance du champ réel au point i exprimé en dBm, mais une valeur numérique en dB. Il est donc nécessaire de calibrer les prédictions du moteur à l'aide d'un facteur de mise à l'échelle $\Delta\Psi$. La valeur prédite Ψ_{pred} , en dBm, est donnée par :

$$\Psi_{pred} = \Psi_s + \Delta\Psi \quad (3.20)$$

Il est difficile de dériver théoriquement ce facteur de mise à l'échelle car la méthode présentée est en 2D et déterminer analytiquement la puissance numérique dans un espace 2D équivalente à la puissance d'une antenne rayonnant dans un espace en 3D pour la méthode de prédiction MR-FDPF n'a pas de sens. Nous avons préféré intégrer ce coefficient dans les paramètres à estimer durant le processus de calibration expérimental exploitant des mesures réelles. Le mode de calcul de l'offset est présenté dans le paragraphe suivant.

CALCUL DE L'OFFSET $\Delta\Psi$

Un des objectifs du processus de calibration est de déterminer la valeur de $\Delta\Psi$ pour minimiser l'erreur quadratique moyenne de prédiction entre les puissances mesurées $\Psi_{mes}(i)$, $i \in [1..m]$ et les puissances prédites $\Psi_{pred}(i) = \Psi_s(i) + \Delta\Psi$, $i \in [1..m]$. La puissance ainsi prédite s'exprime en dBm. La recherche de la valeur optimale de l'offset $\Delta\Psi$ pour un jeu de mesures et de prédictions donné revient à un problème de minimisation d'une forme quadratique définie positive :

$$\Delta\Psi = \frac{1}{m} \sum_{i=0}^m (\Psi_{mes}(i) - \Psi_s(i)) \quad (3.21)$$

Si on définit la fonction des erreurs de prédiction par $e(i) = \Psi_{mes}(i) - \Psi_s(i)$, $\Delta\Psi$ n'est autre que l'erreur moyenne calculée sur l'ensemble des m points de test.

IDENTIFICATION DES PARAMÈTRES n ET α

Pour adapter au mieux le modèle de prédiction à un environnement de test particulier, il est possible d'affiner les prédictions en déterminant les indices et les coefficients d'affaiblissement des matériaux présents. C'est toujours l'erreur quadratique moyenne (EQM) de prédiction qui est minimisée, mais cette fois-ci, il est nécessaire d'estimer 2 paramètres par matériau. De plus, pour contrecarrer les effets de l'approximation 2D/3D, il faut également estimer la valeur du coefficient d'affaiblissement de l'air.

Pour chaque jeu s de $2N + 1$ paramètres n et α , il est possible de déterminer l'offset optimum $\Delta\Psi$ comme présenté précédemment. La valeur prédite Ψ_{pred} est alors connue et l'on pourra calculer la valeur de l'erreur quadratique moyenne de prédiction formulée par l'équation 3.22. C'est le critère d'optimisation minimisé au cours du processus de calibration.

$$f(s) = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=0}^m \|\Psi_{mes}(i) - \Psi_{pred}(i)\|^2} = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=0}^m \|\Psi_{mes}(i) - (\Psi_s(i) + \Delta\Psi(s))\|^2} \quad (3.22)$$

Connaissant la fonction des erreurs de prédiction $e(i) = \Psi_{mes}(i) - \Psi_s(i)$, le critère f n'est autre que l'écart type de e calculé sur l'ensemble des m points de test puisque $\Delta\Psi$ représente la moyenne de e .

LES OBJECTIFS DE LA CALIBRATION

Le problème d'identification des paramètres comporte $2N + 2$ variables, avec N le nombre de matériaux. Ces variables se décomposent comme suit :

- 2 variables $(n_i, \alpha_i)_{i \in [1..N]}$ par matériau,
- α_{air} (compensation de l'approximation 2D/3D),
- l'offset de mise à l'échelle $\Delta\Psi$.

Le processus de calibration est un processus aux moindres carrés qui minimise l'erreur quadratique moyenne entre la puissance mesurée et la puissance simulée en un ensemble de m points de test. C'est un problème d'optimisation continue à plusieurs variables basé sur une unique fonction d'évaluation décrite par l'équation 3.22. Pour chaque jeu de $2N + 1$ paramètres de propagation testé, on détermine l'offset de mise à l'échelle optimal $\Delta\Psi$ avec l'équation 3.21.

L'algorithme d'optimisation a pour objectif de trouver un **ensemble de paramètres s^*** et un **offset de mise à l'échelle $\Delta\Psi(s)$** optimaux. La solution obtenue dépend fortement de la qualité du jeu de mesures utilisé et de l'environnement de test. C'est pourquoi la solution s^* n'est optimale que pour l'environnement de test dans lequel les mesures ont été faites. L'environnement de test est constitué du bâtiment et des points d'accès utilisés au moment de la mesure.

Il est possible de calculer une solution en utilisant des points de mesure issus de plusieurs points d'accès. Ceci ne change rien à la définition du critère (3.22). Il sera juste nécessaire d'effectuer autant de calculs de couverture qu'il y a de points d'accès différents dans l'environnement. Ainsi, pour une position physique, il peut y avoir plusieurs mesures et donc plusieurs puissances simulées.

La question qui se pose une fois que l'on a déterminé une solution pour un jeu de mesures donné est la validité de celle-ci. Pour cela, on se posera plusieurs questions :

- Est-elle applicable à des prédictions effectuées dans le même bâtiment avec les mêmes points d'accès placés à des positions différentes ?
- Est-elle applicable à des prédictions effectuées avec d'autres points d'accès dans le même bâtiment ?
- Est-elle applicable à d'autres bâtiments comportant les mêmes matériaux ?

Pour répondre à ces questions, il est nécessaire de tester la solution avec plusieurs jeux de mesure. Pour évaluer une solution, on calcule l'erreur quadratique moyenne de prédiction (EQM) pour chaque jeu de mesures. Il est possible d'interpréter la qualité d'une solution

avec la moyenne des EQMs obtenues avec chaque jeu de test. Cette moyenne s'exprime en dB.

L'ALGORITHME D'OPTIMISATION

La recherche exhaustive d'un jeu de paramètres n'est pas abordable au vu du nombre de variables. En effet, dans un bâtiment standard, il y a au moins 3 matériaux présents, ce qui implique la présence de 7 paramètres bornés. L'évaluation d'une seule solution du problème de calibration nécessite un calcul complet de pré-traitement et un calcul de couverture par point d'accès présent dans l'environnement de test. Une telle opération dure au moins une minute sur une machine actuelle (CPU 2.8GHz et 1Go de RAM). Cette durée n'est pas négligeable et oriente le choix du processus d'optimisation vers un algorithme qui limite le nombre d'évaluations de fonctions avant convergence.

Le critère n'étant pas défini par une fonction analytique des variables du problème, le gradient de la fonction de coût ne peut être estimée directement et il n'est pas possible de connaître à l'avance le nombre d'optimums présents. Le problème de calibration est donc a priori un problème d'optimisation difficile. L'utilisation d'un algorithme de descente (méthode des gradients ou de quasi-newton) a donc été exclue dans un premier temps. Nous proposons de travailler avec la méthode d'optimisation globale dénommée *DIRECT* et présentée dans la partie 2.2.2. Cette méthode alterne implicitement entre recherche globale et recherche locale. Elle comprend des phases où elle explore et sélectionne des sous-parties de l'espace de solution et des phases de recherche locale qui lui permettent de converger vers un minimum. Si on laisse l'algorithme s'exécuter en un temps infini, on tend vers une recherche exhaustive.

Ce chapitre a pour objectif d'évaluer la validité des prédictions du modèle MR-FDPF pour les technologies wLAN.

La qualité des simulations dépend du jeu de paramètres présenté au chapitre précédent, section 3.2. Comme nous avons pu l'observer au cours de nos travaux, la fonction de coût de calibration (*cf.* equation 3.22) n'est pas convexe et trouver les paramètres optimaux est un problème difficile. Il est impossible de tester tous les jeux de paramètres par une recherche exhaustive, ce qui nous a mené à mettre en oeuvre une heuristique de recherche.

Pour montrer que cette heuristique de recherche fonctionne correctement, nous avons choisi dans un premier temps d'analyser l'influence des différents paramètres de propagation du modèle sur la qualité des prédictions. Pour cela, nous avons simplifié le problème en réduisant le nombre de variables. Cette analyse nous a permis de mieux appréhender le problème sur les points suivant :

- les plages de variation significatives des paramètres,
- la sensibilité des paramètres,
- l'impact des paramètres sur les prédictions.

Toute cette analyse est présentée dans la partie 4.1 qui traite des différents réglages du simulateur.

La partie 4.2 a pour objectif de tester les performances de l'algorithme que nous avons choisi pour déterminer les valeurs optimales des paramètres du moteur. Cet algorithme, dénommé DIRECT (*cf.* partie 2.2.2), converge dans la plus grande partie des scénarios testés. Cependant, le temps de traitement augmente rapidement avec le nombre de variables.

La stabilité de ces résultats est étudiée dans la partie 4.3 à partir d'une nouvelle série de mesures.

4.1 Réglage du simulateur

Le critère d'optimisation n'est pas une fonction analytique des paramètres des matériaux et on ne peut déterminer analytiquement si la fonction d'évaluation est mono- ou multi-modale. C'est pourquoi, nous avons étudié expérimentalement ses caractéristiques avant de l'utiliser dans la phase de calibration. L'environnement de test utilisé est décrit en section 4.1.1. Le processus de calibration est évalué avec deux types de données :

- un ensemble de points de mesure résultant des mesures relatives à **un seul point d'accès (AP)**,
- un ensemble de points de test prenant en compte les mesures effectuées pour **N points d'accès** présents pendant la même campagne de mesure ($N = 6$ dans notre cas).

Les murs de l'environnement de test du CITI ont d'abord été modélisés avec un seul matériau, puis avec deux matériaux distincts. Dans les 2 cas, les valeurs optimales des indices n et des coefficients d'affaiblissement α ont été recherchées. L'influence du coefficient d'affaiblissement de l'air a également été analysée.

Les parties 4.1.2 et 4.1.3 présentent successivement les résultats obtenus pour l'environnement CITI à 1 puis 2 matériaux. Pour chaque partie, les deux types de jeux de mesures

(1 seul AP et $N = 6$ AP) ont été utilisés. Les résultats ont été obtenus par le calcul du critère f sur une grille régulière de points de test. Les simulations à 1 et 2 matériaux sont comparées à la fin de la section.

4.1.1 Environnements de test et protocole de mesures

Notre laboratoire (figure 4.1) a servi d'environnement de test. 199 points de mesure ont été réalisés à l'aide de six points d'accès et d'ordinateurs portables équipés d'une carte d'extension 802.11b. La mesure de puissance en réception n'a donc pas été faite par un analyseur de spectre, mais directement à partir de l'information remontée par la carte WiFi. Ce mode de mesure a été choisi d'une part pour sa facilité de mise en oeuvre et d'autre part car il a pour avantage d'être identique à celui qui doit être utilisé par les installateurs de matériel sans fil. Sur la figure 4.1, les points de mesure sont repérés par des croix noires et les points d'accès par des ronds rouges. Les points d'accès utilisés sont de marques différentes. Ainsi, la puissance d'émission, la directivité et l'ouverture de leur antenne ne sont pas forcément identiques.

Afin de faciliter ultérieurement l'analyse des résultats, les points de mesure ont été numérotés et localisés sur la figure à l'aide d'un quadrillage. Chaque point est donc référencé en abscisse par un chiffre variant de 1 à 24 et en ordonnée par une lettre variant de A à I. L'absence de mesures dans certaines pièces est due à l'impossibilité d'y pénétrer. Le jeu de test issu de ces mesures est désigné par l'acronyme *CITI1* dans la suite du document.

Le laboratoire CITI semble visuellement composé de 3 types de murs : quelques murs en béton, une majorité de cloisons et une cloison extérieure composée de verre, de panneaux en métal et de plâtre. Ces trois matériaux sont représentés respectivement en gris, jaune et rouge sur la figure 4.1.

Pour chaque point de mesure, la puissance de signal reçue en provenance de tous les points d'accès visibles a été enregistrée, pendant environ une minute, ce qui correspond environ à 300 échantillons de mesure par couple AP-récepteur. Pour s'affranchir de la directivité du récepteur mobile et des variations locales liées aux évanouissements, l'orientation et la position du récepteur mobile étaient lentement modifiées pendant l'acquisition, tout en restant dans une zone d'environ $1m^2$. Nous avons ainsi obtenu un histogramme des niveaux de puissance pour chaque couple AP-récepteur, dont on peut déduire la puissance moyenne. Seuls les points pour lesquels le nombre d'échantillons était supérieur à 150 ont été sélectionnés dans le processus de calibration. Ceci a permis de ne prendre en compte que les points correctement couverts. En effet si le mobile est en limite de couverture, certaines mesures sont perdues : la répartition des niveaux de puissance observée n'est plus gaussienne (*cf.* fig. 4.2-(b)) et la puissance moyenne calculée est biaisée (plus élevée que la puissance moyenne réelle).

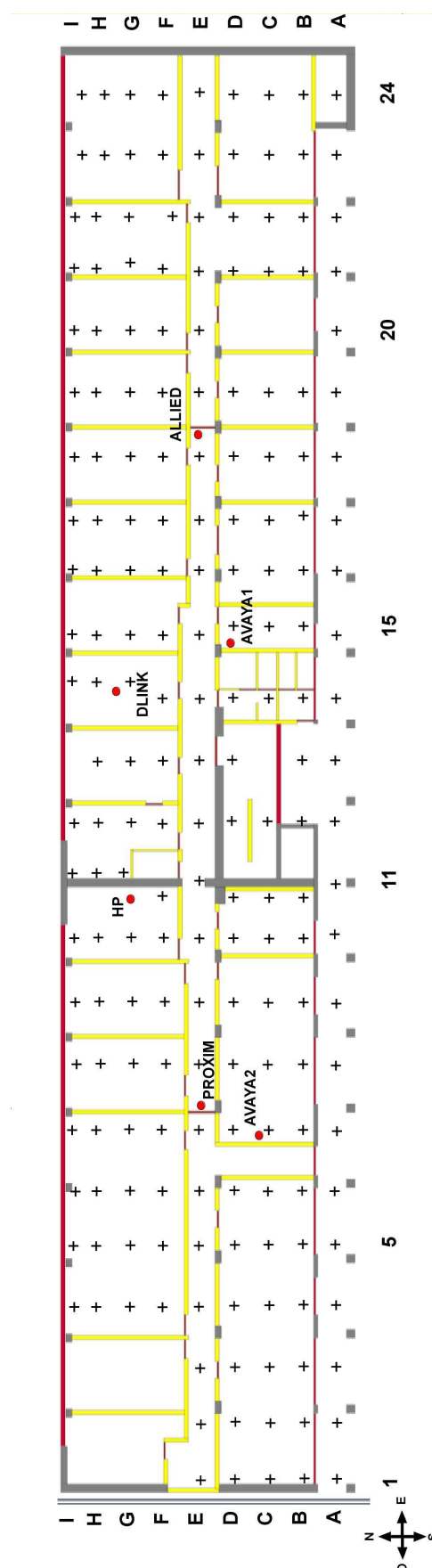


FIG. 4.1 – Représentation des points du jeu de mesures CITI1 au 2ème étage du bâtiment Léonard de Vinci.

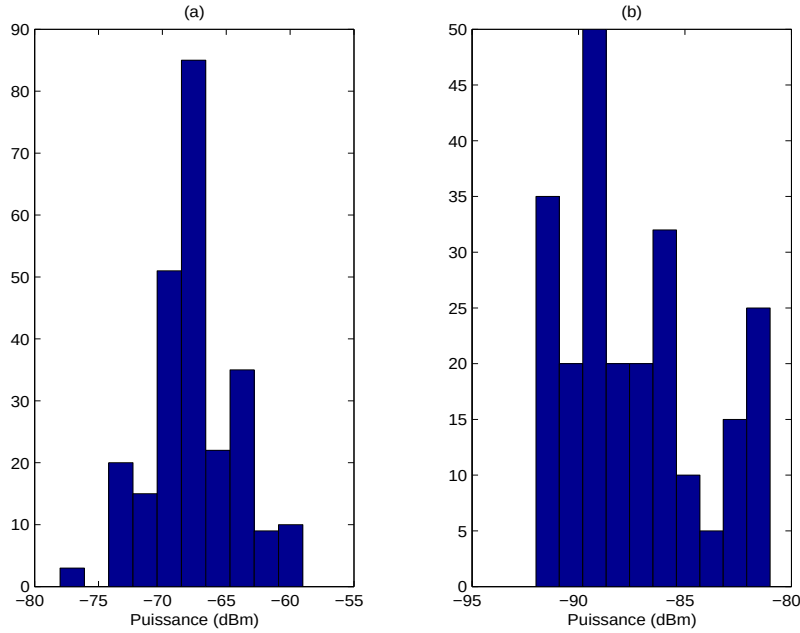


FIG. 4.2 – (a) Histogramme d'un point bien couvert . (b) Histogramme d'un point en limite de couverture.

L'ensemble de ces histogrammes a été analysé. A part pour les cas en limite de couverture, la répartition était assez proche d'une distribution normale. L'écart-type moyen de ces distributions a été évalué à 3dB. Cette valeur donne une première idée de la précision souhaitée des prédictions, dont on tiendra compte dans la phase d'identification des paramètres.

Afin de valider les résultats de calibration obtenus avec les données CITI1, un autre environnement de test a été utilisé. Ce second environnement de test, dénommé *BuildingG*, comporte un seul point d'accès. Il mesure 48 mètres de long par 30 mètres de large. Les cloisons sont représentées en jaune, le béton en gris et les vitres en bleu. Cet environnement, où un réseau sans fil a été déployé, est représenté à la figure 4.3. Quinze points de mesure représentés par des croix ont été réalisés.

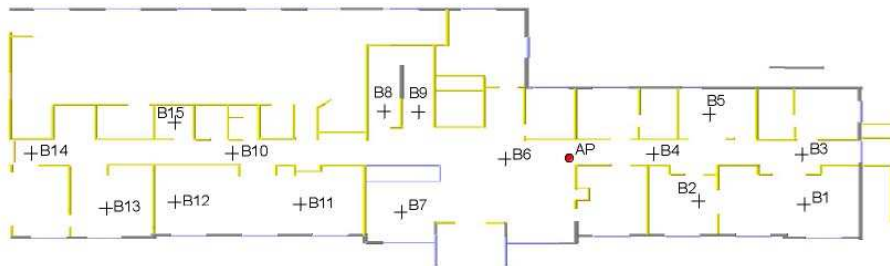


FIG. 4.3 – Répartition des points du jeu de mesures BuildingG.

4.1.2 Modélisation à un matériau.

Pour simplifier l'analyse de l'influence des paramètres de matériaux, la simulation de l'environnement du CITI a d'abord été réalisée avec un seul matériau d'indice n et de coefficient d'affaiblissement α (hormis l'air). La première partie présente l'étude de l'indice

n , la seconde l'étude du coefficient d'affaiblissement α et la dernière l'étude du coefficient d'affaiblissement de l'air α_{air} .

Dans un premier temps, l'analyse est faite en dissociant chaque variable. Ce choix a été fait à la suite de premiers tests qui semblaient montrer la faible influence des coefficients d'affaiblissement α et α_{air} .

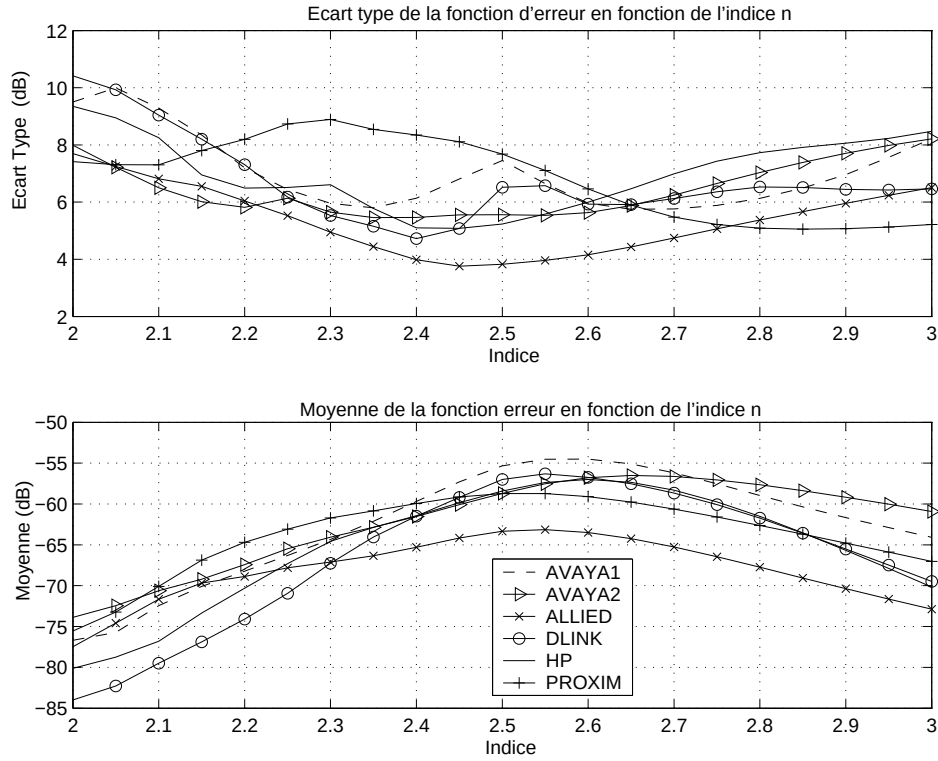


FIG. 4.4 – Haut : Evolution de l'écart type de l'erreur de prédiction σ_e en fonction de l'indice n . Bas : Evolution de l'offset de mise à l'échelle $\Delta\Psi$ en fonction de l'indice n .

ETUDE DE L'INDICE n

Critère à 1 point d'accès Les valeurs de f ont été calculées sur une grille unidimensionnelle à un pas fixe $p_n = 0.05$ pour $n \in [1.0, 10.0]$. Les coefficients d'affaiblissement sont fixés à 1. Pour étudier la stabilité du critère en fonction de la position de l'AP, le calcul a été effectué indépendamment pour chaque jeu de mesures associé à chacun des 6 AP. La figure 4.4 présente l'écart type de l'erreur de prédiction σ_e après mise à l'échelle des simulations par l'offset $\Delta\Psi$ optimal pour chaque valeur de n . On cherche sur ces courbes le minimum de l'écart type σ_e (cf. partie 3.2.4) et on sélectionne la valeur d'offset correspondant à l'indice optimal trouvé. Seuls les points d'indice $n \in [2, 3]$ sont présentés sur la courbe pour des raisons de lisibilité des minima. En dehors de cet intervalle, les fonctions étaient monotones et ne présentaient donc pas d'autre minimas locaux.

Les valeurs d'indice minimisant $f = \sigma_e$ sont données dans le tableau 4.1. Ce tableau donne également pour chaque AP les valeurs de l'offset et les valeurs de l'écart type du minimum observé. La meilleure évaluation est obtenue avec l'AP ALLIED avec $f = 3.76\text{dB}$ d'erreur quadratique moyenne pour un indice $n = 2.45$.

Point d'accès	Nb. Points	Indice n	σ_e	Offset $\Delta\Psi$
AVAYA1	90	2.65	5.7	-55
AVAYA2	100	2.35	5.45	-63
HP	146	2.45	5.1	-60
DLINK	127	2.40	4.7	-61.5
ALLIED	175	2.45	3.8	-64
PROXIM	148	2.85	5.05	-64

TAB. 4.1 – Minima obtenus avec les jeux de mesure de chaque point d'accès.

Tous les indices optimaux appartiennent à l'intervalle $[2, 3]$. La majeure partie des indices est proche de $n = 2.4$. Seul le jeu de test relatif à l'AP PROXIM présente un indice différent des autres. La valeur d'offset obtenue pour chaque jeu de test varie entre -55 et -64 dB. Notons que si l'on excepte le jeu de test ALLIED, c'est pour $n = 2.4$ que l'écart entre les valeurs d'offset est le plus faible ($\Delta\Psi \in [-61.5, -60]$).

Sur les 6 séries, 2 jeux de test présentent une solution différente des autres. Le jeu de mesures AVAYA1 mène à un optimum pour $n = 2.65$ différent de 2.4. Notons qu'il existe cependant un autre minimum local autour de 2.4. Ce résultat montre bien que l'étude d'un seul AP rend la méthode relativement sensible à l'environnement proche de l'AP. Dans la suite de l'analyse, nous travaillons avec ce minimum local en 2.35 qui est plus intéressant pour AVAYA1 car il est plus proche des autres valeurs obtenues. Le jeu de mesures PROXIM présente un minimum très différent des autres, que nous tenterons d'expliquer plus loin.

La sensibilité de n peut également être évaluée. Pour cela, la variation de $f = \sigma_e$ a été calculée autour des minimums obtenus pour chaque courbe. La variation de f a été calculée pour $n \in [n_{min} - 0.05, n_{min} + 0.05]$ pour chaque jeu de mesures. La variation moyenne est de 0.21dB. On peut conclure qu'il est suffisant de déterminer un indice à ± 0.05 .

L'efficacité de chaque solution a été testée sur les jeux de test issus des autres points d'accès. Cette efficacité est mesurée en calculant l'erreur quadratique moyenne $EQM = \sqrt{\Sigma^2 + E^2}$ pour chaque jeu de test. Σ et E sont respectivement l'écart type et la moyenne (espérance) de la fonction erreur calculée pour l'indice n_{opt} et l'offset de mise à l'échelle $\Delta\Psi_{opt}$ de la solution à évaluer. Pour chaque solution du tableau 4.1, on a calculé Σ , E et EQM pour les 6 jeux de mesures connus. On a ensuite moyenné les 6 valeurs relatives à chaque grandeur pour obtenir la moyenne des écarts types Σ , la moyenne des espérances E et la moyenne des EQM pour quantifier la qualité des prédictions. Le tableau 4.2 présente les résultats obtenus.

Point d'accès	Indice n	Offset $\Delta\Psi$	Moyenne des EQM	Moyenne des Σ	Moyenne des E
AVAYA1	2.35	-62	6.25 / (5.76)	5.85 / (5.36)	-1.2 / (-1.5)
AVAYA2	2.35	-63	6.12 / (5.58)	5.86 / (5.33)	-0.2 / (-0.65)
HP	2.45	-60	6.15 / (5.71)	5.73 / (5.22)	0 / (-0.11)
DLINK	2.40	-61.5	6.0 / (5.44)	5.63 / (5.08)	0 / (-0.4)
ALLIED	2.45	-64	7.3 / (6.88)	5.72 / (5.27)	4.25 / (5.27)
PROXIM	2.85	-64	7.3	6.5	0.9

TAB. 4.2 – Efficacité des 6 solutions.

Au vu des performances médiocres de la solution obtenue avec le jeu de tests PROXIM, nous avons également calculé la moyenne de ces grandeurs en excluant ce jeu de test là. Dans le tableau 4.2, la première valeur des cases à deux valeurs donne la valeur moyennée

sur les 6 jeux de test et la seconde la valeur moyennée sur les 5 jeux de tests différents du jeu de test PROXIM.

La solution la plus efficace est la solution obtenue avec le jeu de mesures DLINK qui garantit une erreur quadratique moyenne de 6.0 dB pour tous les jeux de test. On observe que si l'on ne tient pas compte des points de mesure propres au point d'accès PROXIM, l'estimation est bien meilleure avec une EQM de 5.44 dB au lieu de 6.0 dB, et probablement moins sans ALLIED.

D'autre part, tous les émetteurs n'émettent pas exactement à la même puissance. Ceci permet d'expliquer également la variation des offsets pour les différentes solutions obtenues, notamment pour l'AP ALLIED. On observe en effet pour cet AP que l'erreur de prédiction est principalement due à une mauvaise évaluation de l'offset qui est trop faible pour un indice de 2.45. On a pu vérifier par la suite que l'AP ALLIED fonctionnait à une puissance d'émission légèrement inférieure aux autres AP.

On peut observer que les données issues d'un seul AP sont fortement dépendantes de ces caractéristiques physiques mais aussi probablement de son environnement proche (présence d'objets métalliques en champ proche notamment). Ainsi, la recherche d'indice peut s'avérer plus robuste en prenant en compte dans le calcul de la fonction de coût des mesures issues de plusieurs AP. Il est aussi préférable de ne travailler qu'avec un seul type d'AP, pour s'affranchir des variations liées au matériel, notamment en terme de puissance rayonnée équivalente.

Critère à N points d'accès Pour chaque valeur d'indice, on calcule la moyenne σ_{moy} des écart types obtenus pour chaque jeu de mesures. Le graphe 4.5 présente sur la courbe la variation de l'écart type moyen σ_{moy} en fonction de l'indice n . L'indice optimum est obtenu quand $f = \sigma_{moy}$ est minimal. Cet optimum vaut ici **$\min(f) = 5.9$ dB pour $n = 2.4$** . Un **offset moyen de $\Delta\Psi_{moy} = -62$ dB** permet d'annuler l'erreur moyenne de prédiction. Cette solution globale $S_1 = (n = 2.4, \Delta\Psi_{moy} = -62)$ est la solution qui garantit une erreur minimale pour l'ensemble des AP.

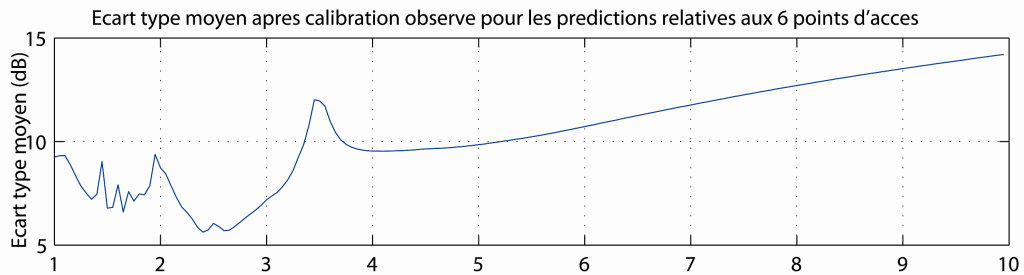


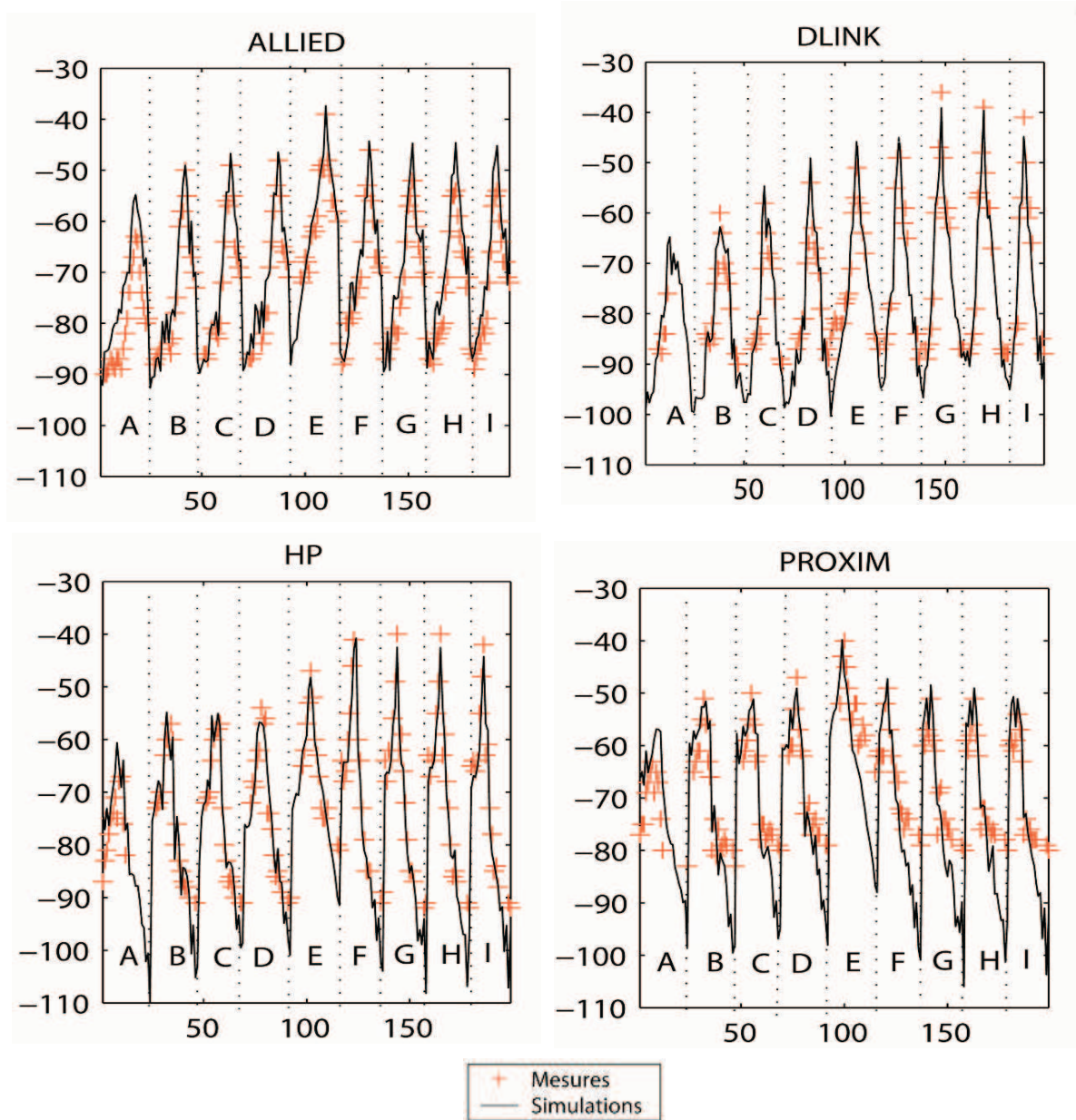
FIG. 4.5 – Evolution de l'écart type moyen Σ_{moy} en fonction de l'indice n .

Les résultats obtenus en appliquant cette solution séparément à chacun des AP sont présentés dans le tableau 4.3. La seconde ligne donne la valeur moyenne des écart-types de la fonction erreur pour la solution S_1 . Ce tableau rend compte de la qualité des estimations de puissance pour chaque jeu de test.

	AVAYA1	AVAYA2	HP	DLINK	ALLIED	PROXIM	Moyenne
EQM	6.4	5.5	5.1	4.7	5.5	8.5	5.9 / 5.4
σ_e	6.1	5.5	5.1	4.7	4	8.3	5.6 / 5.1

 TAB. 4.3 – EQM et σ_e des 6 jeux de test avec la solution S_1 ($n = 2.4$, $\Delta\Psi_{moy} = -62dB$).

On retrouve dans ce tableau 4.3 que le jeu de mesures PROXIM est assez différent des autres, et que le jeu ALLIED nécessiterait un offset différent à cause de la puissance d'émission différente.


 FIG. 4.6 – Puissances mesurée et simulée pour chaque jeu de test après calibration pour la solution S_1 .

La figure 4.6 donne une comparaison des puissances mesurées et prédites pour 4 jeux

de mesure ALLIED, DLINK, HP et PROXIM. L'axe des abscisses représente la position du point de mesure dans l'environnement, parcouru ligne à ligne, les lettres A à I représentant l'ordonnée des points, telle que définie à la figure 4.1.

Les estimations des jeux de test ALLIED, DLINK et HP sont bonnes. On observe par contre pour PROXIM, que les points en limite de couverture (niveau de puissance inférieur à -80dBm) les erreurs sont fortes. Cette figure tend à montrer que l'erreur provient plus probablement d'un biais sur les mesures que sur les simulations. Avec cet AP, la distribution normale qui caractérise le canal est tronquée à cause du seuil de détection du récepteur, qui est probablement plus élevé que pour les autres AP. Une grande partie des erreurs de prédiction pour les points en limite de couverture peut donc être imputée à la qualité des mesures effectuées. Ceci explique probablement que l'on n'arrive pas à calibrer correctement les mesures de cet AP.

Conclusion partielle Pour conclure cette partie sur l'étude du critère d'optimisation en fonction de l'indice de l'unique matériau présent, on peut dire que la solution $S_1 = (n = 2.4, \Delta\Psi_{\text{moy}} = -62 \text{ dB})$ permet d'estimer la couverture des points d'accès avec une erreur quadratique moyenne de 5.9 dB. Il est possible d'améliorer cette valeur en utilisant des valeurs d'offset spécifiques à chaque AP (si cela est justifié par des différences de puissance d'émission). Dans ce cas, l'erreur quadratique moyenne chute ici à 5.6 dB. Cependant, il faudrait vérifier que cette variation d'offset n'est pas liée à sa position dans le plan. L'ensemble des offsets $\Delta\Psi$ préconisés est donné par le tableau 4.4. L'erreur quadratique moyenne ainsi obtenue est comparable aux résultats obtenus dans la littérature relative au lancer de rayons [61], [124].

Pour cette solution S_1 on a observé que les points les plus erronés se trouvent en limite de couverture. L'erreur de prédiction obtenue peut incomber à plusieurs facteurs : l'inadéquation de la modélisation à un seul matériau, la non prise en compte d'un affaiblissement 3D, mais également le biais des mesures en limite de couverture.

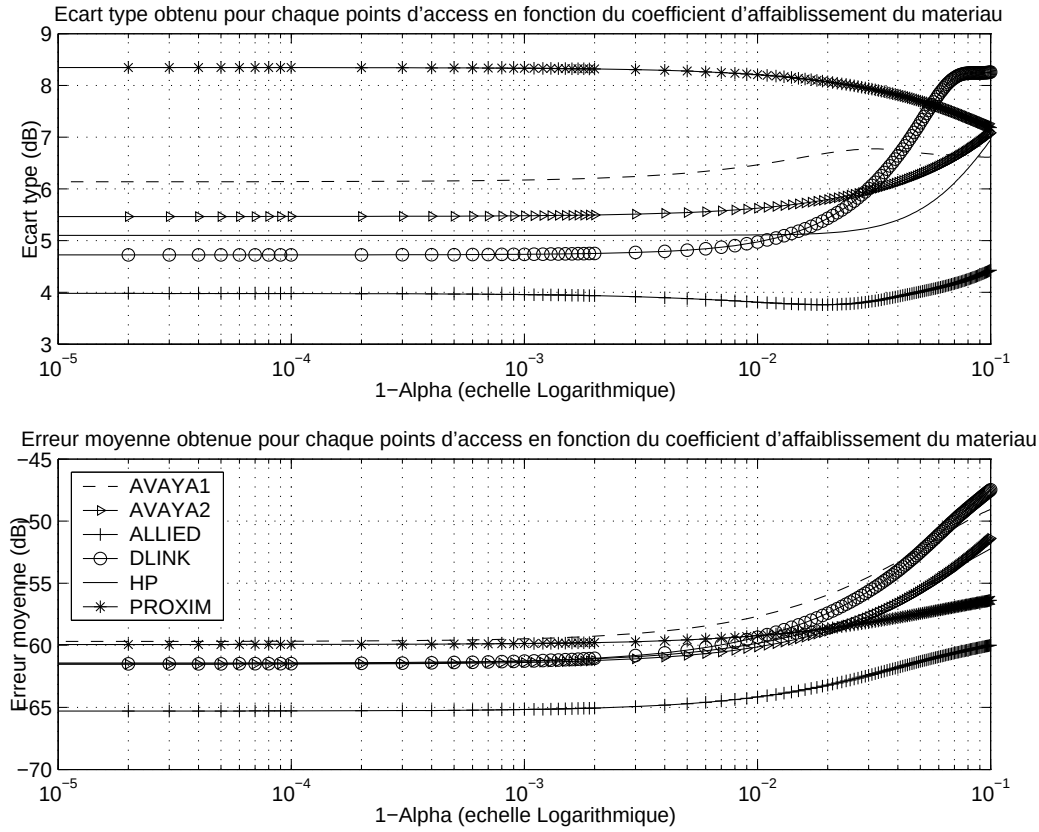
	AVAYA1	AVAYA2	HP	DLINK	ALLIED	PROXIM
$\Delta\Psi \text{ (dB)}$	-60	-62	-61	-62	-65	-60

TAB. 4.4 – Valeurs des offsets spécifiques à chaque AP pour un indice $n=2.4$

ETUDE DU COEFFICIENT D'AFFAIBLISSEMENT α

Dans cette partie, nous considérons toujours que l'environnement n'est constitué que d'un seul matériau. On souhaite déterminer l'influence du coefficient d'affaiblissement α du seul matériau présent.

Compte tenu de l'étude sur l'indice des cloisons, nous avons choisi de fixer l'indice du matériau à $n = 2.4$ et de ne faire varier que le coefficient α pour observer son influence sur le critère d'évaluation. Des valeurs de f ont été calculées avec un pas logarithmique $p_\alpha = 10^{-x}, x \in [1, 5]$ pour $\alpha \in [0.9, 1.0]$. Les valeurs d'écart type σ et d'offset $\Delta\Psi$ sont présentées dans la figure 4.7. Les résultats ont été présenté en fonction de la grandeur $1 - \alpha$ sur une échelle logarithmique.


 FIG. 4.7 – Ecart type σ et Offset $\Delta\Psi$ obtenus en fonction de l'affaiblissement α du matériau.

On peut déduire des courbes de la figure 4.7 que la sensibilité du coefficient $(1 - \alpha)$ est de l'ordre de 1.10^{-2} , car en deçà, on n'observe plus de variations. La valeur minimale de σ est obtenue pour les données d'AVAYA1, AVAYA2, DLINK et HP quand α tend vers 1, ce qui correspond à une absorption nulle et toute l'énergie est transmise ou réfléchi. Le mur se comporte comme un seul dioptré. Ceci peut se comprendre au vu de la longueur d'onde de simulation utilisée ($\lambda_s = 62\text{cm}$) qui est 3 fois supérieure à l'épaisseur d'un cloison de 20 cm.

Les jeux de test ALLIED et PROXIM présentent une valeur du coefficient α différente de 1.0. Un optimum est trouvé pour l'AP ALLIED quand α vaut 0.98. On observe une amélioration de 0.2 point de l'écart type par rapport à la valeur de σ pour $\alpha = 1.0$, ce qui est faible. Pour les données PROXIM, on observe une réelle amélioration quand α vaut 0.9. Ceci permet probablement de compenser les erreurs de mesures dont nous avons parlé précédemment.

Cette approche ne permet pas tout à fait de conclure quand à l'intérêt du coefficient α , car on a fixé l'indice du matériau à sa valeur optimale lorsque $\alpha = 1$. Pour effectuer une recherche plus globale, nous avons utilisé l'algorithme DIRECT pour chercher une meilleure solution avec les 2 variables n et α . Les valeurs de n appartiennent à l'intervalle $[1.0, 3.0]$ et celles de α à $[0.9, 1.0]$. Les solutions trouvées par l'algorithme sont présentées dans le tableau 4.5. En terme de comparaison, les solutions trouvées quand seul l'indice n est variable (α fixé à 1) sont rappelées dans ce tableau.

Point d'accès	Sol. optim DIRECT				Sol. $\alpha = 1$		
	n	α	σ_e	$\Delta\Psi$	n	σ_e	$\Delta\Psi$
AVAYA1	2.67	0.9998	5.74	-55	2.65	5.74	-55
AVAYA2	2.37	0.9998	5.45	-62	2.35	5.45	-63
HP	2.42	0.9998	5.06	-60	2.45	5.08	-60
DLINK	2.41	0.9998	4.71	-61	2.40	4.72	-61.5
ALLIED	2.43	0.9907	3.74	-64	2.45	3.76	-64
PROXIM	2.85	0.9998	5.05	-64	2.85	5.05	-64

TAB. 4.5 – Comparaison des valeurs obtenues après optimisation de n et α avec les valeurs obtenues pour $\alpha = 1$ fixé.

Conclusion partielle. Les valeurs optimales trouvées par l'algorithme sont sensiblement les mêmes que celles obtenues quand on fixe α à 1. On peut en conclure que le coefficient d'affaiblissement α a très peu d'influence, en tout cas dans l'environnement du CITI. En réalité, ce résultat se comprend, car ce coefficient intervient en ajoutant de l'absorption au cours de la propagation. Comme les murs sont relativement fins comparativement à la longueur d'onde de simulation, cette absorption reste négligeable. Ce résultat permet de supprimer la moitié des variables de calibration.

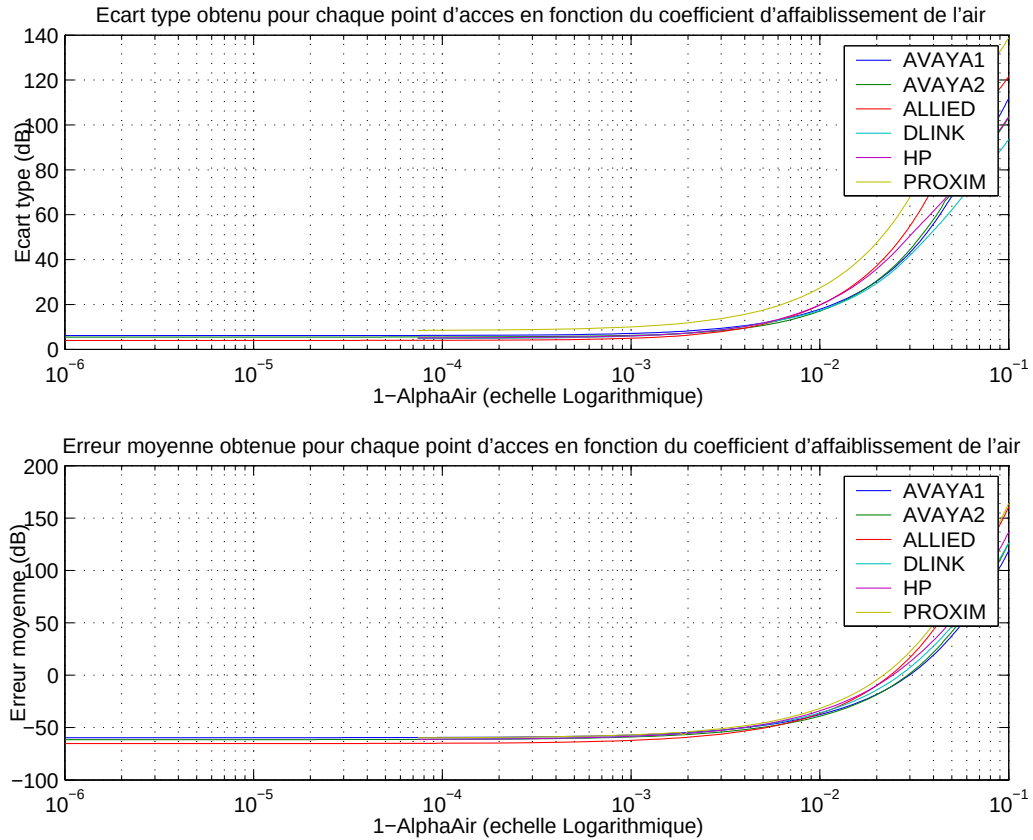


FIG. 4.8 – Ecart type et Offset $\Delta\Psi$ obtenus en fonction de l'affaiblissement de l'air α_{air} .

ETUDE DU COEFFICIENT D'AFFAIBLISSEMENT DE L'AIR α_{air}

Etant donné l'approximation qui a été présentée dans la partie 3.2.1, le coefficient d'affaiblissement α_{air} est maintenant introduit comme variable problème. Cette partie a pour objectif d'évaluer son influence sur la qualité des prédictions. Nous avons fixé les paramètres n et α du matériau à 2.4 et 1.0. Les valeurs d' α_{air} ont été calculées avec un pas exponentiel $p_\alpha = 10^{-x}$, $x \in [1, 4]$ pour $\alpha \in [0.9, 1.0]$. Les courbes obtenues avec les 6 jeux de test sont présentées dans la figure 4.8.

On n'observe aucune amélioration dans les prédictions en jouant sur ce coefficient d'affaiblissement : la valeur optimale de α_{air} est égale à 1. Il semble donc qu'on se rapproche d'un modèle d'affaiblissement en $\frac{1}{r}$.

Cependant, la recherche de l'indice du matériau a été faite pour $\alpha_{air} = 1$ et le choix de l'indice de $n = 2.4$ permet peut-être déjà de modéliser correctement le canal. Pour pouvoir conclure, un calcul du critère à 6 points d'accès a été réalisé sur une grille 2D en faisant varier d'une part l'indice des cloisons d'un pas fixe de 0.1 entre 1 et 4 et d'autre part en faisant varier le coefficient d'affaiblissement de l'air d'un pas à progression exponentielle entre 0.9 et 1.0. Le résultat est présenté dans la figure 4.9.

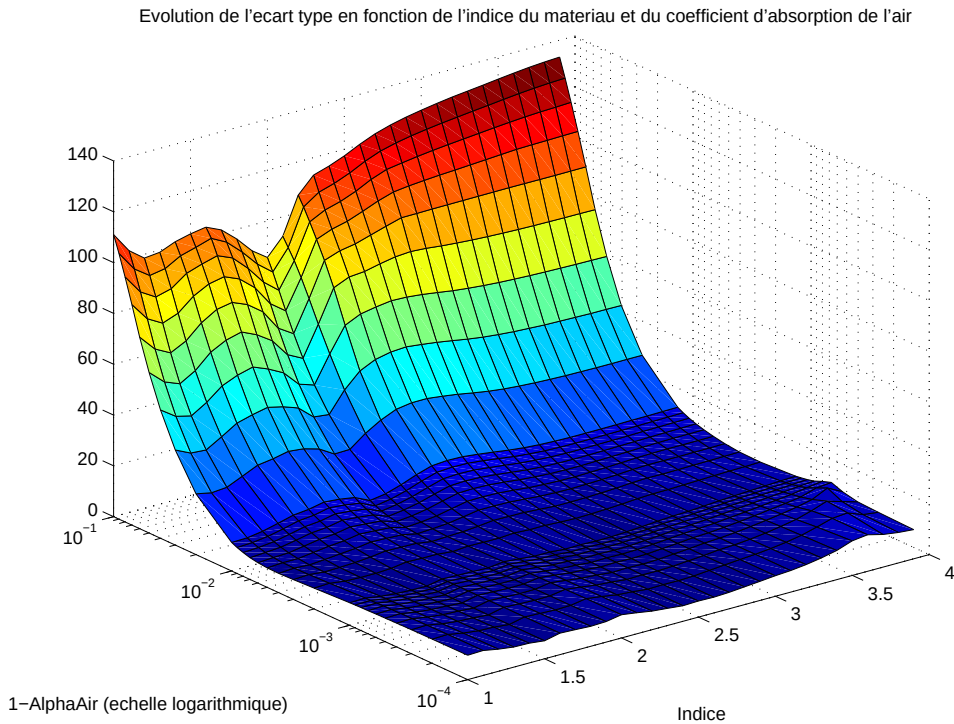


FIG. 4.9 – Evolution de l'écart type en fonction de l'indice et du coefficient d'affaiblissement de l'air.

Le minimum obtenu sur la grille présenté dans la figure 4.9 est obtenu pour un indice $n=2.4$ et toujours pour un coefficient d'affaiblissement de l'air qui vaut 1.0. On peut conclure que les prédictions de WILDE qui suivent en espace libre un modèle d'atténuation en $\frac{1}{r}$ sont proches des mesures effectuées dans le laboratoire CITI. En effet, le bâtiment de test présente plusieurs étages, réguliers, séparés par des dalles en béton relativement épaisses. Il peut donc être modélisé par un milieu en couches. Grâce aux réflexions au sol et au plafond, l'affaiblissement dans une des couches est finalement assez proche d'un

affaiblissement en $\frac{1}{r}$.

Pour vérifier cette affirmation, nous avons tracé sur la figure 4.10 la courbe des puissances mesurées et simulées dans le couloir du CITI à partir du point d'accès ALLIED. Ce sont les points de mesure E18 à E6 de la figure 4.1. La régression linéaire obtenue à l'aide des mesures réelles est également représentée sur cette figure.

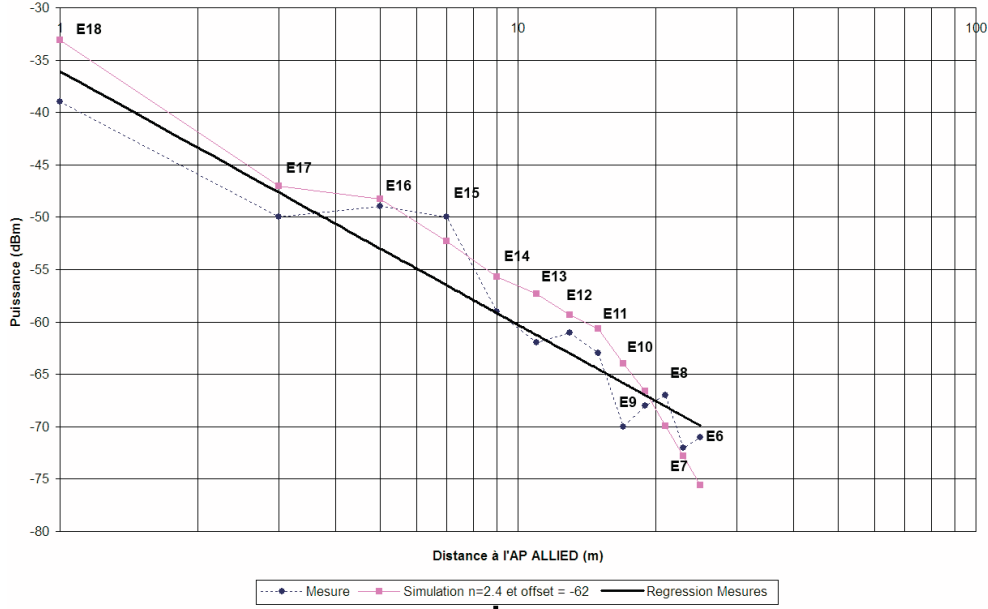


FIG. 4.10 – Puissances mesurées et simulées le long du couloir pour l'AP ALLIED.

L'atténuation suit en moyenne une pente de 14 dB par décade au niveau des points de mesure, ce qui est assez proche d'un modèle en r^{-1} . D'autre part, la cohérence mesure-simulation est assez bonne. On observe une erreur plus importante à la fin de la courbe, quand le niveau de signal d'ALLIED est faible. Cette erreur provient au moins en partie de la surestimation de la puissance moyenne des mesures car nous avons vérifié que les histogrammes des points E8, E7 et E6 sont tronqués sur la gauche.

Conclusion partielle. L'atténuation prédite par le moteur WILDE au CITI est proche de l'atténuation observée dans un milieu en couches. Il est donc inutile d'introduire un coefficient d'affaiblissement de l'air dans le processus de calibration pour l'environnement du CITI. Ce résultat nous permet de supprimer une des variables du processus de calibration pour le CITI. Cependant, il serait intéressant de tester l'impact de ce coefficient dans un espace ouvert qui présenterait moins de murs et surtout de grandes hauteurs (hangar, hall, ...).

4.1.3 Modélisation à deux matériaux.

On peut penser légitimement que modéliser tous les murs avec un seul matériau n'est pas optimal. En effet, nous avons initialement décrit (cf. section 4.1.1) le CITI à l'aide de trois matériaux différents. Dans cette section, nous introduisons un autre matériau dans la modélisation : le béton. La répartition du *béton*, d'indice n_b , est identique à la répartition du béton donnée dans la figure 4.1. Le matériau *cloison*, d'indice n_{cl} , regroupe les cloisons réelles et la cloison externe présentées respectivement en jaune et en rouge sur la même figure. Tenant compte des résultats de la section précédente, nous n'analysons

que l'influence des indices, ce qui permet de garder un nombre restreint de variables et d'effectuer une recherche exhaustive.

Nous avons effectué une estimation de la fonction de coût en faisant varier les indices des deux matériaux entre 1.0 et 4.0 avec un pas fixe $p_n = 0.1$. Dans la première partie, nous étudions comme précédemment l'utilisation d'un jeu de mesures provenant d'un seul AP et dans la seconde partie l'utilisation d'un jeu de mesures provenant des 6 AP présents lors de la mesure. La qualité des solutions obtenues est également évaluée à l'aide d'un critère EQM moyenné sur les différents jeux de tests.

CRITÈRE À 1 POINT D'ACCÈS

Les minima obtenus lors du calcul des grilles en deux dimensions pour chaque jeu de mesures sont présentés dans le tableau 4.6. Les deux dernières colonnes du tableau rappellent les valeurs d'écart type et d'offset obtenues avec un seul matériau. La figure 4.11 donne la répartition de l'écart type σ_e sur la grille des indices pour chaque jeu de mesures.

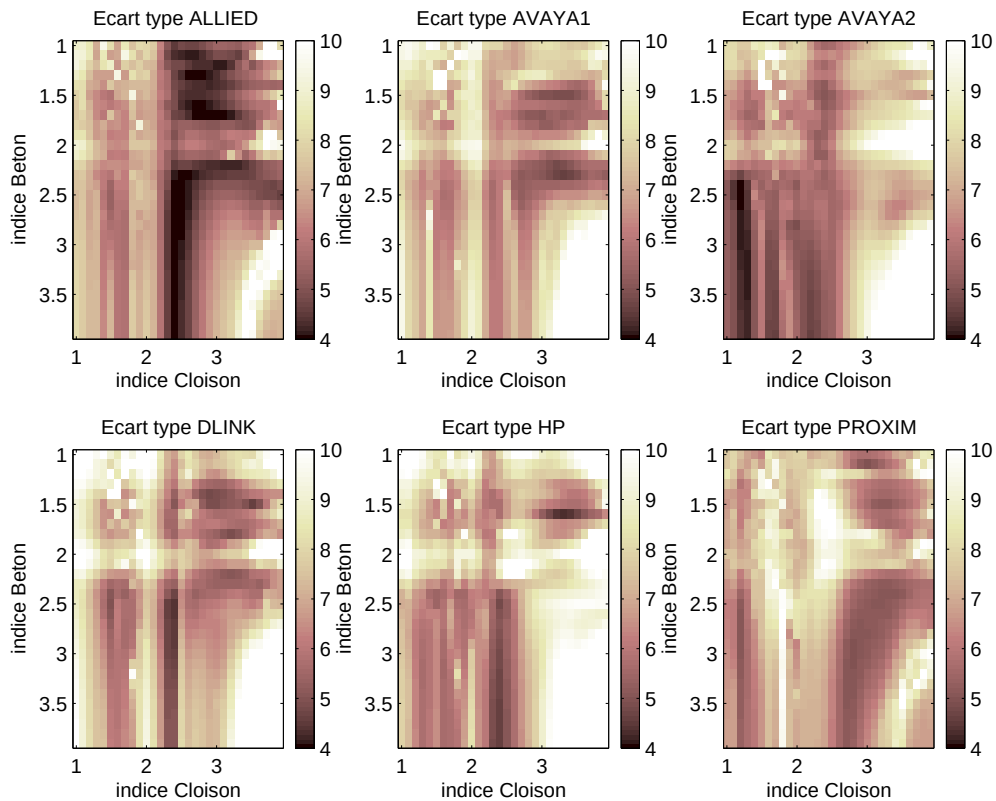


FIG. 4.11 – Ecarts types σ_e obtenus en fonction des indices n_b et n_{cl} pour chaque jeu de mesures.

Si l'on compare ces résultats avec les solutions obtenues avec un seul matériau on observe une diminution de l'erreur de 0.65 point en moyenne. De même, une baisse de 4.75 points sur l'offset est observée.

Point d'accès	Solutions 2 matériaux				Critères 1 matériau.	
	Indice n_b	Indice n_{cl}	σ_e	ΔPsi	σ_e	ΔPsi
AVAYA1	2.3	3.3	4.6	-66	5.74	-62
AVAYA2	2.5	1.2	3.4	-69	5.45	-63
HP	1.6	3.3	4.35	-70	5.08	-60
DLINK	2.5	2.4	4.4	-61	4.72	-61.5
ALLIED	2.7	2.4	3.8	-66	3.76	-64
PROXIM	1.1	3	5.0	-71	5.05	-64

TAB. 4.6 – Minima pour les indices béton et cloison obtenus avec chaque jeu de mesures.

Cependant, trois valeurs distinctes d'indice des cloisons ont été trouvées : 1.2, 2.4 et 3.3. Pour l'indice béton, on a quatre solutions centrées autour de 2.5. Deux solutions sont proches de 1.3. Si l'on observe les figures représentant l'erreur pour chaque jeu de mesures (fig. 4.11), on observe que la détermination de l'indice des cloisons se fait aisément. En effet, on observe une zone minimale relativement nette pour n_{cl} proche de 2.4, même si elle n'est pas forcément la zone contenant le minimum absolu. Pour l'indice du béton, il existe plusieurs zones avec des minima locaux. De plus, ces zones ne sont pas forcément les mêmes pour tous les jeux de mesures.

Dans l'environnement du CITI, les murs en béton ne sont pas très présents. En effet, il n'existe que 3 parois en béton. Deux parois se situent au niveau des façades Est et Ouest et une paroi divise le bâtiment en deux dans le sens de la longueur (cf. figure 4.1). Ainsi, l'influence de la variation de l'indice du béton n'est pas la même pour chaque jeu de test : le nombre de points de test influencés par une variation de l'indice du béton varie en fonction de la position des AP. C'est probablement pour cela qu'il est plus difficile d'estimer l'indice du béton et de trouver une valeur générique applicable à tous les jeux de tests.

Finalement, en intégrant un deuxième matériau, on améliore les prédictions, mais le modèle obtenu pour chaque AP devient très spécifique, et probablement lié à l'emplacement de l'AP, ce qui n'est pas souhaitable. La qualité des solutions obtenues avec chaque jeu de mesures a été estimée en les appliquant à tous les jeux de test. Le tableau 4.7 présente la moyenne sur les 6 jeux de tests des erreurs quadratiques moyennes, des écart-types et de l'espérance de la fonction erreur de prédiction calculés avec les 6 solutions obtenues. Si l'on compare l'efficacité de ces solutions aux résultats obtenus avec 1 matériau (cf. tab. 4.2), on observe une erreur en moyenne plus élevée de 0.45dB.

Solution	Indice Béton n_b	Indice Cloison n_{cl}	Offset m_e	Moyenne des EQM	Moyenne des Σ	Moyenne des E
AVAYA1	2.3	3.3	-66	7.9	5.9	-3.2
AVAYA2	2.5	1.2	-69	6.5	6.1	-1.5
HP	1.6	3.3	-70	7.0	5.8	-1.3
DLINK	2.5	2.4	-61	5.9	5.5	5.5
ALLIED	2.7	2.4	-66	6.8	5.5	3.8
PROXIM	1.1	3	-71	7.7	6.9	1.6

 TAB. 4.7 – Moyenne sur les 6 jeux de test des erreurs quadratiques moyennes EQM, des écarts-types Σ et des erreurs moyennes E pour les 6 solutions trouvées.

CRITÈRE À N POINT D'ACCÈS

Quand on augmente le nombre de matériaux et donc le nombre de variables, il est nécessaire de *prendre en compte des mesures issues de plusieurs points d'accès* pour calibrer les prédictions. La figure 4.12 représente le critère calculé avec les données de mesures relatives aux six points d'accès. Sur cette figure, on observe une zone optimale distincte, ce qui n'est pas le cas pour les cartes de la figure 4.11.

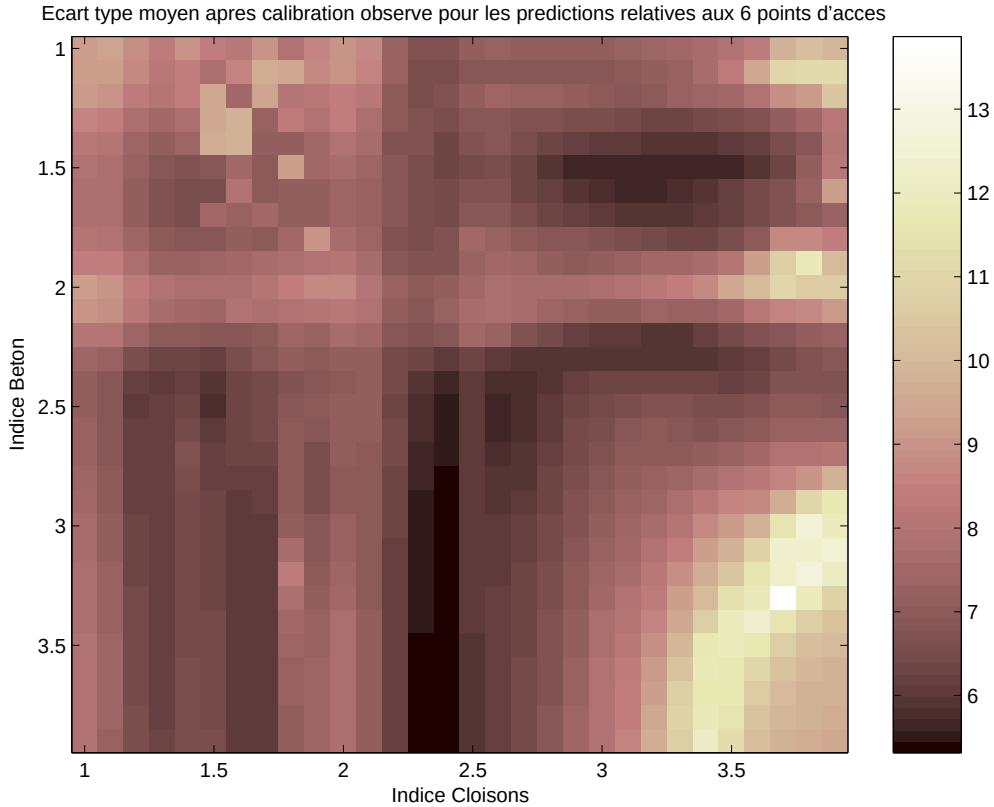
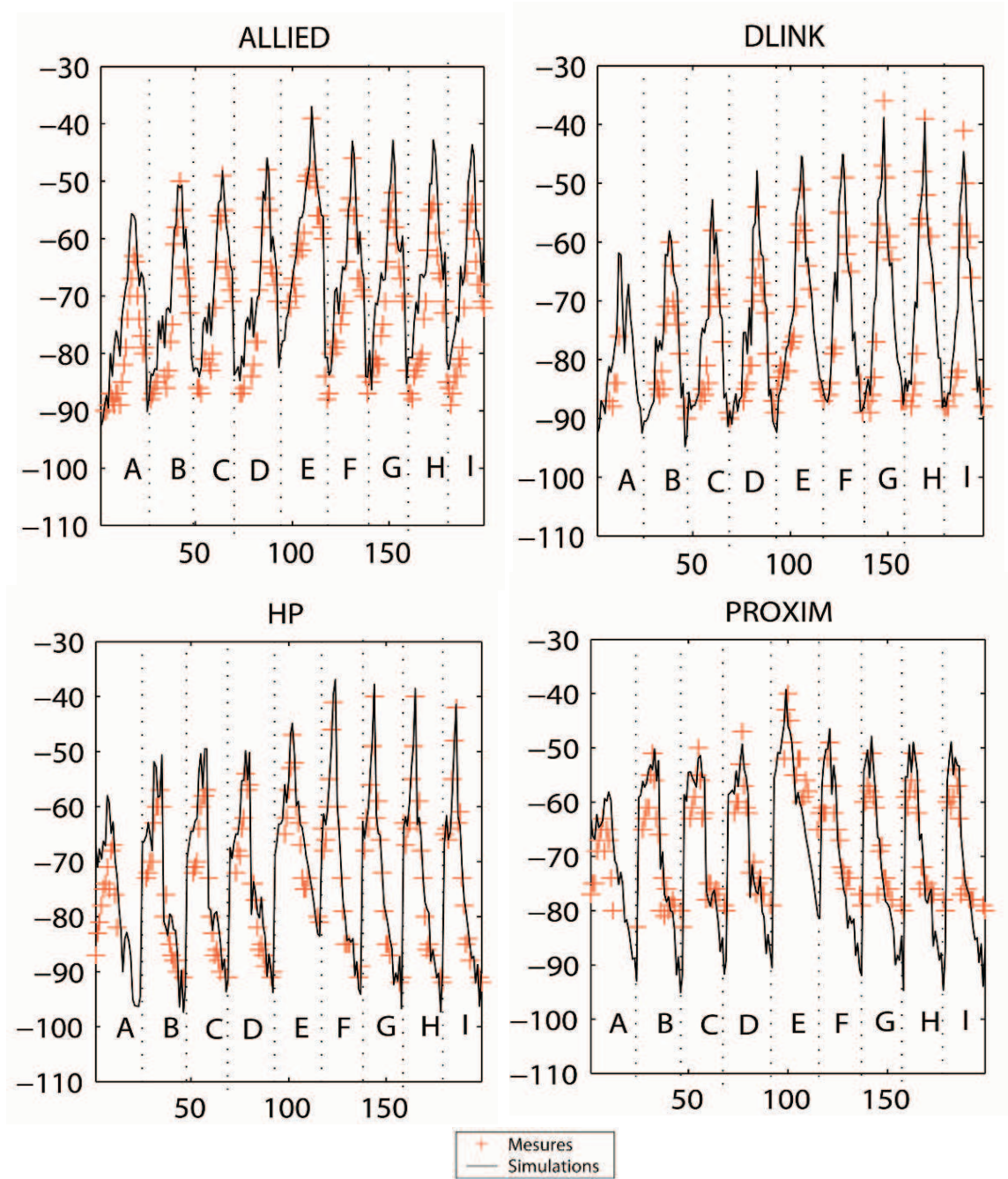


FIG. 4.12 – Ecart types de la fonction erreur de prédiction calculée avec les 6 jeux de mesures en fonction des indices n_b et n_{cl} .

La solution minimale obtenue avec les 6 jeux de mesures présente un indice béton $n_b = 3.9$ et un indice cloison $n_{cl} = 2.4$ (écart type minimum de 5.31 dB). Ce dernier est identique à l'indice du matériau unique étudié précédemment. On observe que l'estimation de l'indice du matériau béton est moins précise. Le critère est inférieur à 6dB sur une zone d'indice béton variant de 2.9 à 3.5. Pour cette plage la variabilité est de 0.08 dB. Il est donc difficile de trouver une valeur précise pour le béton.

On peut en conclure que dans la phase de choix de la localisation des points de mesure, il est nécessaire de répartir les AP de façon à bien couvrir l'ensemble des différents types de matériaux présents dans l'environnement. Ce n'est pas le cas ici. La meilleure solution obtenue avec le critère à 6 points d'accès est la solution $\mathbf{S}_2 = (\mathbf{n}_b = 3.9, \mathbf{n}_{cl} = 2.4, \text{Offset} = -65)$. La figure 4.13 présente la puissance mesurée et la puissance simulée aux points de mesure pour chaque jeu de mesures. Ce sont les points en limite de couverture et en particulier pour PROXIM qui sont les moins bien estimés, comme précédemment. Les points entachés de plus de 8 dB d'erreur sont les points qui se trouvent en limite de couverture.


 FIG. 4.13 – Puissance mesurée et simulée avec la solution S_2 calculée pour deux matériaux.

En observant les figures 4.13 et 4.6, la différence en terme d'estimation de puissance pour les solutions S_1 et S_2 n'est pas très prononcée. Les erreurs sont regroupées dans les zones où la puissance mesurée est faible comme pour S_1 .

Le tableau 4.8 présente sur sa première ligne l'évaluation de la solution S_2 en terme d'erreur quadratique moyenne appliqué à tous les jeux de tests. La seconde ligne reprend les évaluations obtenues avec la solution S_1 obtenue avec 1 seul matériau.

Nb. mat.	AVAYA1	AVAYA2	HP	DLINK	ALLIED	PROXIM	Moy.
2	6.15	5.3	4.6	5.2	5.0	7.3	5.6
1	6.4	5.5	5.1	4.7	5.5	8.5	5.9

TAB. 4.8 – Erreurs quadratiques moyennes sur les 6 jeux de tests avec les solutions S_1 et S_2 obtenues pour 1 et 2 matériaux

Il est clair qu’une amélioration des résultats de prédiction est observée quand on modélise le laboratoire du CITI avec 2 matériaux. On observe une baisse de l’EQM de 0.3dB. Si l’on adapte l’offset à chaque jeu de test, on obtient une EQM de 5.3 dB. Notons aussi la plus grande stabilité de l’offset, avec cette modélisation. En effet, pour les deux AP AVAYA, identiques, on obtient exactement le même offset, ce qui n’était pas le cas avec la modélisation à 1 seul matériau.

	AVAYA1	AVAYA2	HP	DLINK	ALLIED	PROXIM
$\Delta\Psi$	-64	-64	-65	-65	-68	-62

TAB. 4.9 – Valeurs des offsets spécifiques aux points d’accès pour les indices $n_b = 3.9$ et $n_{cl} = 2.4$

4.1.4 Synthèse

Dans cette partie, nous avons montré que le simulateur, une fois calibré, pouvait prédire correctement la couverture d'un AP à 2,4GHz, malgré l'utilisation d'une fréquence de simulation inférieure, et l'utilisation d'un modèle 2D. Nous avons néanmoins montré l'importance de bien répartir les points de mesure et de travailler avec plusieurs AP de même type. L'utilisation de la mesure de puissance fournie par la carte Wi-Fi est suffisante, mais il faut faire très attention aux mesures faites en limite de couverture, qui peuvent présenter facilement une valeur biaisée.

L'étude relative à l'environnement du CITI modélisé à l'aide d'un seul matériau a montré que les **coefficients d'affaiblissement des matériaux** avaient très peu d'influence. Ceci peut s'expliquer par la faible épaisseur des murs par rapport à la taille de la longueur d'onde. Toute l'énergie est soit transmise, soit réfléchi au niveau des murs. Dans ce cas, le comportement de l'indice du matériau suffit à modéliser le faible affaiblissement créé par le matériau. Néanmoins, il serait intéressant d'étudier l'influence de l'épaisseur des murs pour réellement statuer sur l'utilité des coefficients d'affaiblissement.

Pour le même environnement, nous avons observé que l'introduction d'un **coefficient d'affaiblissement de l'air** inférieur à 1.0 n'avait pas d'influence sur la qualité de la prédiction. Ainsi le modèle d'affaiblissement 2D intrinsèque au simulateur est approprié à la prédiction de couverture dans des bâtiments semblables à l'environnement de test. Néanmoins, cette conclusion ne peut être étendue aux environnements ouverts (halls, patios...) qui présentent une atténuation plus importante. De ce fait, il serait bon de mener le même type d'étude dans un environnement de test ouvert.

En utilisant 2 matériaux pour modéliser le CITI, nous avons obtenu une erreur légèrement supérieure à 5dB, à condition d'adapter l'offset pour tenir compte des puissances d'émission de chaque type d'AP. Dans ce cas, l'indice des cloisons vaut $n_{cl} = 2.4$ et l'indice du béton vaut $n_b = 3.9$.

4.2 Mise en oeuvre de DIRECT

L'analyse de la fonction d'évaluation nous a permis d'observer que les solutions obtenues les plus stables sont trouvées quand on utilise des mesures issues de plusieurs points d'accès de nature différente. Dans cette partie, nous allons traiter des performances de l'algorithme DIRECT utilisé pour retrouver les solutions présentées précédemment. Nous allons également calibrer le CITI avec un modèle à 3 matériaux. Pour cela, nous allons travailler avec les environnements du CITI à 1, 2 et 3 matériaux. Pour chaque environnement, Les résultats optimaux trouvés seront donnés pour les critères à $N = 1$ et $N = 6$ points d'accès.

4.2.1 Modélisation à un matériau

L'algorithme DIRECT a été lancé avec 6 instances composées des jeux de tests AVAYA1, AVAYA2, ALLIED, HP, PROXIM et DLINK pour l'environnement du CITI composé d'un unique matériau. Dans ce cas, il n'y a qu'une seule variable, l'indice n du matériau. Cet indice est borné par l'intervalle $[1, 10]$. Six solutions optimales ont été calculées à 0.05 près dans la partie 4.1.2. Le tableau 4.10 présente les solutions vers lesquelles DIRECT a convergé, les solutions optimales connues, le nombre d'itérations NBI, le nombre d'évaluations de fonctions NBE qui ont été calculées en NBI itérations et le temps de traitement T. Pour chaque solution, le tableau présente également la valeur du critère et la valeur de l'offset obtenus dans la partie 4.1.2 où la solution optimale a été trouvée par une recherche exhaustive. La dernière ligne du tableau expose les résultats obtenus pour le critère constitué avec $N = 6$ jeux de mesures.

Jeu de test	Sol. optim DIRECT			Sol. Grille			NBI	NBE	T (min)
	n	σ_e	$\Delta\Psi$	n	σ_e	$\Delta\Psi$			
AVAYA1	2.68	5.74	-56	2.65	5.74	-55	4	20	20
AVAYA2	2.38	5.45	-62	2.35	5.45	-63	3	14	14
HP	2.43	5.05	-61	2.45	5.08	-60	4	20	20
DLINK	2.42	4.75	-60	2.40	4.72	-61.5	4	18	18
ALLIED	2.46	3.76	-64	2.45	3.76	-64	4	18	18
PROXIM	2.83	5.05	-63	2.85	5.05	-64	4	18	18
6 AP	2.42	5.94	-61.3	2.40	5.9	-62	4	20	20

TAB. 4.10 – Tableau comparatif entre les valeurs obtenues avec DIRECT et les valeurs optimales pour 1 matériau.

Les différences entre les valeurs obtenues sur la grille et les valeurs de l'algorithme sont d'une part dues à l'arrondi du pas de la grille et d'autre part à l'algorithme DIRECT qui découpe les côtés des hypercubes en tiers pour tester les solutions.

On observe que l'on converge en moyenne en 4 itérations vers la solution optimale pour tous les jeux de test. Ces 4 itérations nécessitent environ 18 évaluations de la fonction de coût, ce qui est peu. Ainsi, si l'on suppose que le temps nécessaire au calcul d'une évaluation est de 1 minute (*cf.* 3.1, 105), le processus de calibration à 1 matériau ne nécessite en moyenne que 18 minutes de traitement pour un environnement de 80×18.4 mètres.

Cette convergence est particulièrement rapide car le minimum se trouve en 2.4, ce qui est très proche du centre du premier intervalle testé (cube à 1 dimension). En effet, lors du premier découpage de l'intervalle de côté 9, on va calculer les solutions qui se trouvent à l'indice 2.5, 5.5 et 8.5. L'intervalle contenant l'évaluation de l'indice 2.5 sera

forcément sélectionné, ce qui favorise une convergence rapide. Le choix de l'intervalle de départ influence grandement la vitesse de convergence comme c'est le cas ici.

Il est important de remarquer que DIRECT converge très doucement une fois qu'il a trouvé un hyper-rectangle de faible taille contenant le minimum actuel. Ceci augmente le temps de traitement mais a l'avantage de faciliter la recherche d'autres minima. C'est le paramètre ϵ qui règle ce compromis. Plus ϵ est faible, plus on favorise une recherche locale et plus la convergence est rapide. En effet, on sélectionne alors des hyper-rectangles de faible taille que l'on re-découpe. Le comportement de l'algorithme se rapproche de celui d'un algorithme de descente. Mais on peut noter que même si ϵ vaut 0, on continue à sélectionner quelques hyper-rectangles de grande taille pour réaliser une recherche globale.

Si ϵ est proche de 1, les hyper-rectangles de faible taille ne sont pas sélectionnés dans l'ensemble des hyper-rectangles optimaux. On réalise une recherche globale en redécoupant des blocs de grande taille. De ce fait, la convergence est plus lente. Pour les instances choisies, nous avons fixé empiriquement ϵ à 10^{-4} pour converger rapidement vers une solution locale.

L'algorithme se termine quand il n'y a plus d'hyper-rectangle potentiellement optimal sélectionné. Cette fin permet d'explorer tout l'ensemble des solutions mais ne permet pas de s'arrêter rapidement. De plus, même si ϵ est proche de 0, on sélectionne des blocs très petits à explorer et la recherche de solution est plus longue. Pour éviter ce comportement de l'algorithme, une condition d'arrêt a été rajoutée. Cette condition s'applique à la taille minimale des hyper-rectangles. Les hyper-rectangles trop petits ne sont pas sélectionnés.

La limite de taille est définie en fonction de la sensibilité des indices. Dans la partie 4.1.2, la sensibilité des indices a été déterminée à 0.05. Ainsi, tous les hyper-rectangles possédant une demi-diagonale inférieure à $\frac{1}{2} 0.05\sqrt{3} \sim 0.045$ ne sont pas re-découpés dans le processus. Ceci permet de ne pas échantillonner trop finement la fonction d'évaluation.

4.2.2 Modélisation à deux matériaux

Les mêmes instances ont été utilisées pour tester l'algorithme DIRECT avec 2 variables, les indices du béton n_b et des cloisons n_{cl} . Le tableau 4.11 résume les résultats obtenus. L'algorithme a été lancé pour une plage de variation des indices cloison et béton de $[1.0, 4.0]$. Nous avons utilisé la même valeur du paramètre $\epsilon = 1.10^{-4}$ et la limite de taille des hyper-rectangles vaut 0.045. On rappelle que les valeurs de la grille ont été calculées à 0.01 près.

Jeu de test	Sol. optim DIRECT				Sol. Grille				NBI	NBE	T (min)
	n_b	n_{cl}	σ_e	$\Delta\Psi$	n_b	n_{cl}	σ_e	$\Delta\Psi$			
AVAYA1	2.26	3.26	4.6	-66	2.3	3.3	4.6	-66	11	100	100
AVAYA2	2.44	1.2	3.34	-69	2.5	1.2	3.4	-69	13	115	115
HP	1.6	3.3	4.4	-70	1.6	3.3	4.35	-70	25	315	315
DLINK	2.5	2.4	4.4	-61.5	2.5	2.4	4.4	-61.5	29	289	289
ALLIED	2.5	2.4	4.4	-61.5	2.7	2.4	3.76	-66	13	136	136
PROXIM	1.1	3.0	4.7	-71	1.1	3	5	-71	99	1440	1440
6 AP	3.99	2.4	5.57	-65	3.9	2.4	5.6	-65	9	80	80

TAB. 4.11 – Tableau comparatif entre les valeurs obtenues avec DIRECT et les valeurs optimales pour 2 matériaux.

On observe que l'on arrive bien à retrouver les valeurs optimales calculées à l'aide de la grille. La figure 4.14 représente l'évolution du critère en fonction du nombre d'itérations

pour les instances issues des jeux de mesure à 1 point d'accès. Pour certains jeux de test, il faut une centaine d'évaluations de fonctions pour converger, ce qui est peu. Encore une fois, la convergence est rapide car l'indice optimal des cloisons se trouve au centre de l'intervalle $[1.0, 4.0]$.

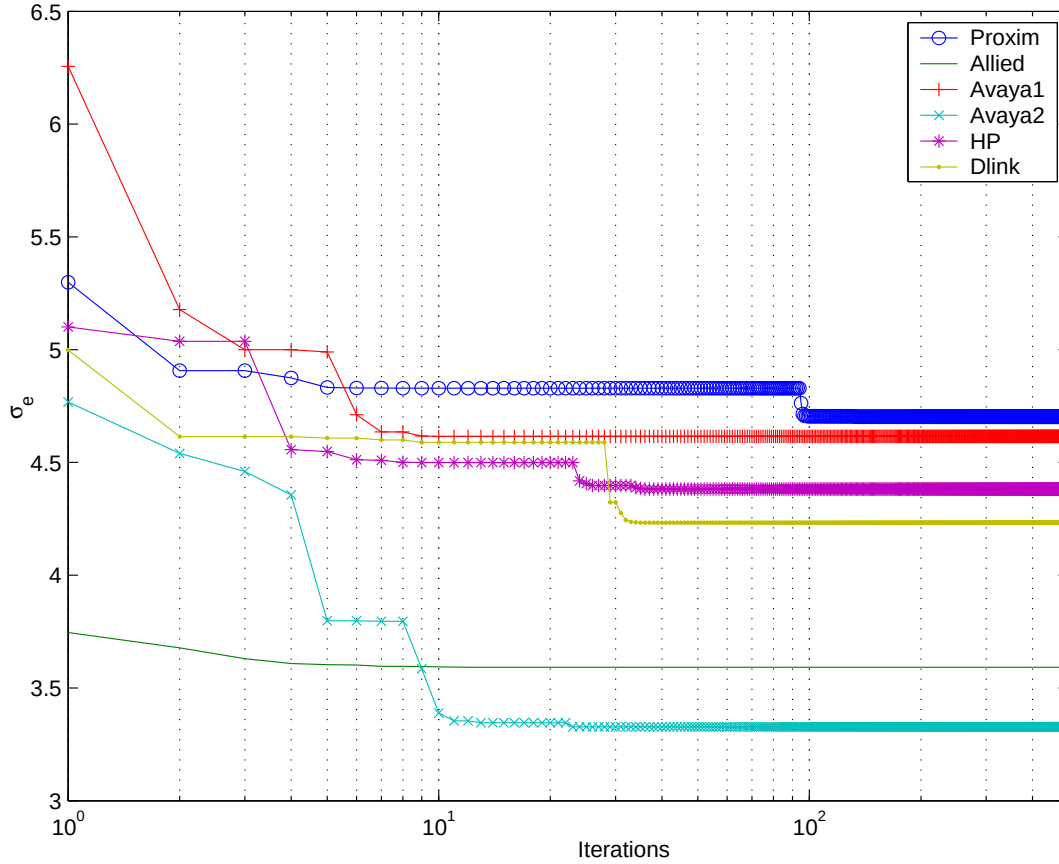


FIG. 4.14 – Evolution du critère en fonction du nombre d'itérations pour les 6 instances à 1AP.

Par contre, pour le jeu de test PROXIM, il a fallu 1440 évaluations à cause de la présence d'un autre optimum présent aux indices $n_b = 2.4$ et $n_{cl} = 3.3$ vers lequel on converge au bout de 12 itérations. Cet optimum est atteint rapidement car il est proche des premières solutions testées par l'algorithme sur l'intervalle $[1, 4]$. Il faut attendre que l'algorithme sélectionne un hyper-rectangle centré autour du minimum pour qu'il y ait une seconde convergence vers celui-ci. Pour ce jeu de test, les performances sont mauvaises car il a fallu réaliser autant d'évaluations que pour un calcul de grille sur l'intervalle $[1.0, 4.0]$ avec un pas de 0.08.

Les indices obtenus avec le critère à 6 AP sont trouvés après 80 évaluations de fonctions. Si une évaluation dure une minute, ceci représente 1h20min de calcul. Le calcul effectué avec ce critère converge plus rapidement. Si l'on observe la fonction d'évaluation calculée sur la grille (cf. Fig. 4.12, p.128), on observe que la zone comportant le minimum présente des valeurs d'écart type nettement inférieures aux autres optimums locaux. Ceci n'est pas le cas pour les critères à un point d'accès. Comme la solution optimale est bien inférieure aux autres, l'algorithme converge plus rapidement vers celle-ci. Ceci nous conforte dans l'idée que le critère à 6 AP est plus efficace que le critère à un seul point d'accès.

On observe que pour le critère à 6 AP la valeur de l'indice du béton est plus proche de 4.0 que de 3.9. La recherche de l'optimum sur la grille n'a pas testé la valeur $n_b = 4.0$. Si la valeur de l'indice du béton augmente, on observe une faible diminution de σ_e . Par exemple, pour $n_b = 10.0$, on a $\sigma_e = 5.527$, pour $n_b = 100$ on a $\sigma_e = 5.51964$ et pour $n_b = 1000$, $\sigma_e = 5.51957$. Ce phénomène est présenté sur le graphe 4.15 qui montre l'évolution du critère en fonction de l'indice du béton quand l'indice des cloisons est fixé à 2.4.

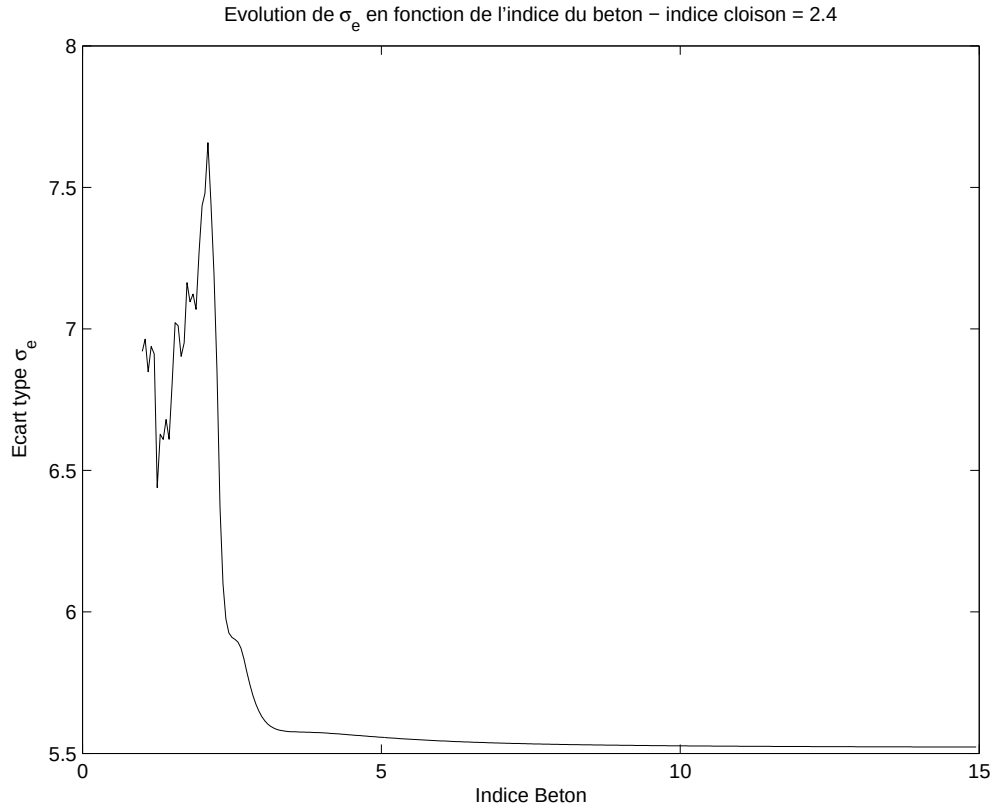


FIG. 4.15 – Ecart type σ_e obtenus en fonction de l'indice du béton n_b avec le critère à 6 AP. $n_{cl} = 2.4$

On peut conclure que pour l'environnement du CITI il suffit de choisir un indice béton supérieur à 5.0, correspondant à une réflexion totale. Pour un environnement à deux matériaux, on fixe la solution optimale à :

$$\mathbf{S}_2 = (n_b = 5.0, n_{cl} = 2.4, \Delta\Psi = -65 \text{ dB})$$

En termes d'optimisation, la modélisation à un seul matériau est plus intéressante, car elle ne détériore que peu le résultat, et l'optimum est obtenu beaucoup plus rapidement.

4.2.3 Modélisation à trois matériaux.

L'algorithme DIRECT a été lancé sur l'environnement CITI constitué de 3 matériaux (cf. Fig. 4.1, p.115). Les trois indices à déterminer sont les indices des cloisons n_{cl} , du béton n_b et des cloisons vitrées n_{cv} . L'indice des cloisons peut varier de 1.0 à 4.0, l'indice du béton de 3.0 à 8.0 et l'indice des cloisons vitrées de 1.0 à 5.0. ϵ est fixé comme précédemment à 1.10^{-4} et la taille limite des hyper-rectangles a été fixée à 0.045. Les instances de test sont

les mêmes que précédemment. Comme on ne connaît pas à l'avance les solutions optimales, nous avons stoppé la résolution au bout de 1000 itérations.

Les solutions obtenues sont présentées dans le tableau 4.12.

Jeu de test	n_b	n_{cl}	n_{cv}	σ_e	$\Delta\Psi$	Itérations	Evaluations	T (min)
AVAYA1	2.46	2.51	1.81	3.9	-59	86	985	985
AVAYA2	2.45	1.2	1.0	3.3	-70	373	4461	4461
HP	4.25	2.35	2.65	4.35	-67	87	1453	1453
DLINK	2.45	2.4	5.0	3.85	-64	127	1685	1685
ALLIED	2.5	2.4	2.8	3.3	-66	9	99	99
PROXIM	2.35	3.5	2.65	4.7	-69	148	2287	2287
6 AP	5.4	2.4	1.3	5.4	-65	313	5573	5573

TAB. 4.12 – Tableau des solutions obtenues avec DIRECT pour 3 matériaux.

La moyenne des écart-types minimaux (σ_e du tableau 4.12) que l'on obtient en optimisant les indices avec des jeux de tests à un point d'accès est de 3.9. Quand on calcule la même moyenne avec les données à 1 matériaux (σ_e du tableau 4.1), on obtient une valeur de 5.0 et pour les données à 2 matériaux (σ_e du tableau 4.6), on obtient une moyenne de 4.3. Si l'on adapte les indices à un seul point d'accès, on arrive à obtenir une meilleure estimation de la puissance si l'on augmente le nombre de matériaux.

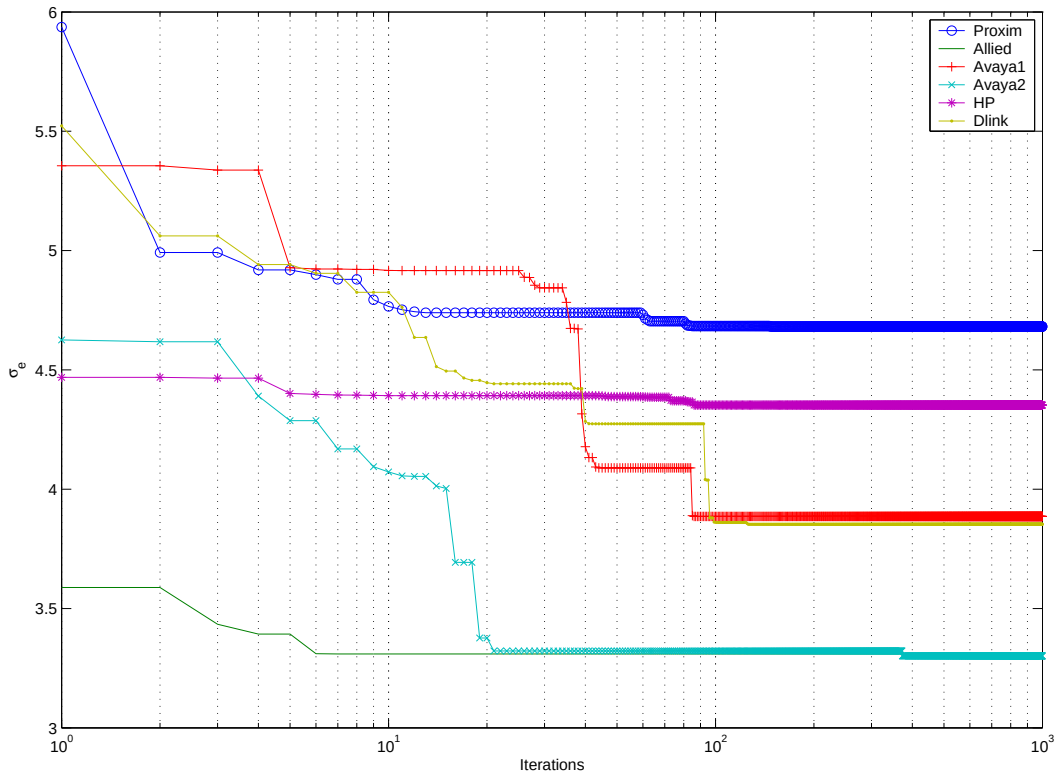


FIG. 4.16 – Evolution du critère en fonction du nombre d'itérations pour les 6 instances à 1AP.

Par contre, on observe qu'il faut bien plus d'itérations pour converger vers une solution intéressante. Il faut en moyenne 1830 évaluations de fonctions quand on estime 3 indices tandis qu'il suffit de 18 évaluations en moyenne pour estimer 1 seul indice.

La figure 4.16 présente l'évolution du critère en fonction des itérations de calcul DIRECT pour les instances à 1AP. La courbe d'évolution du critère pour l'instance à 6 points d'accès est donné dans la figure 4.17.

Dès la première itération de l'instance à six points d'accès, on trouve une solution avec un écart type de 5.8 dB. Ceci est dû au choix des intervalles de départ. En effet, l'indice qui influence le plus la valeur du critère est l'indice des cloisons. Or, l'hypercube de départ est centré autour de la solution ($n_b = 5.5, n_{cl} = 2.5, n_{cv} = 3$). La convergence vers la valeur d'indice de cloison de 2.4 se fait en 4 itérations. C'est le choix des autres indices qui est plus long. Il serait intéressant d'observer sur quels points agissent les variations d'indices béton ou cloison vitrée.

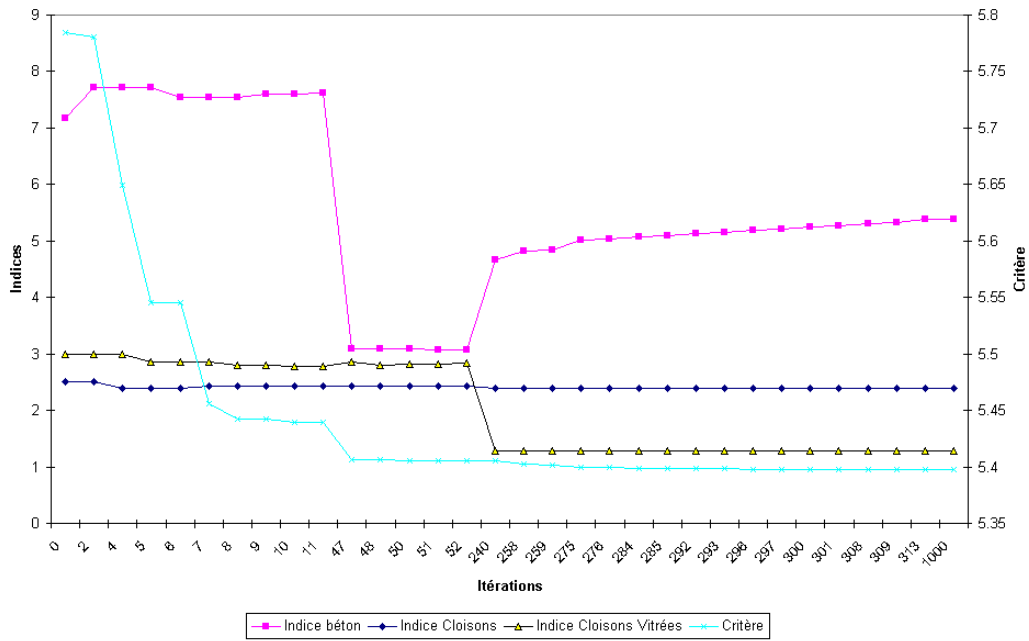


FIG. 4.17 – Evolution du critère et des indices en fonction du nombre d'itérations pour l'instance à 6 AP.

La première solution trouvée par DIRECT avec le critère 6AP présente un indice béton $n_b = 7.16$, un indice cloison $n_{cl} = 2.5$ et un indice des cloisons vitrées $n_{cv} = 3.0$. L'offset $\Delta\Psi$ vaut alors -63.5 dB. La fonction d'évaluation de cette solution est supérieure de 0.4 dB par rapport à la fonction minimale obtenue qui vaut 5.4 dB. La solution optimale présente un indice béton $n_b = 5.4$, un indice cloison $n_{cl} = 2.4$ et un indice des cloisons vitrées $n_{cv} = 1.3$. Ces valeurs sont bien différentes de la première solution. Si on calcule l'efficacité de cette solution pour les 6 jeux de tests en se basant sur la moyenne des EQM de chaque instance, on obtient une performance de 5.9 dB d'erreur moyenne. La solution minimale présente une efficacité de 5.3 dB pour les 6 instances, ce qui est bien meilleur. Même si les premières solutions obtenues avec DIRECT sont intéressantes, le gain en qualité au terme du processus n'est pas négligeable. Mais il n'est pas nécessaire d'attendre 313 itérations pour sélectionner une solution. En effet, la figure 4.17 nous montre que le critère est proche de 5.4 dB au bout de 47 itérations après avoir réalisé 650 évaluations de fonction.

L'algorithme DIRECT a donc réussi à trouver un minimum, au moins local, et probablement global, si on compare aux résultats de modélisation à 1 ou 2 matériaux.

Il est intéressant d'analyser les solutions trouvées avec ce modèle normalement plus réaliste. Les solutions obtenues avec les jeux de tests utilisant un seul point d'accès sont

bien différentes l'une de l'autre. L'efficacité des solutions trouvées est présentée dans le tableau 4.13. Cette efficacité est encore évaluée à l'aide du calcul des EQM pour chaque jeu de tests. Ces résultats confirment les résultats trouvés précédemment : l'utilisation d'un seul AP pour effectuer les mesures conduit à des solutions spécifiques au placement de l'AP.

Jeu de test	Indice n_b	Indice n_{cl}	Indice n_{cv}	Offset $\Delta\Psi$	Moyenne des EQM	Moyenne des Σ	Moyenne des E
AVAYA1	2.46	2.5	1.8	-59	6.5	5.8	0.7
AVAYA2	2.45	1.2	1.0	-70	6.4	6.0	0.8
HP	4.25	2.35	2.65	-67	5.4	5.0	-0.4
DLINK	2.45	2.4	5.0	-64	5.65	5.05	0.2
ALLIED	2.5	2.4	2.8	-66	6.6	5.1	-3.8
PROXIM	2.35	3.5	2.65	-69	10.3	6.7	2.7
6 AP	5.4	2.4	1.3	-65	5.3	5.2	0

TAB. 4.13 – Moyenne sur les 6 jeux de tests des erreurs quadratiques moyennes pour les solutions trouvées avec 3 matériaux.

C'est donc bien entendu avec le critère à 6 points d'accès que l'on obtient la meilleure solution. Cette solution $S_3 = (n_b = 5.4, n_{cl} = 2.4, n_{cv} = 1.4)$ présente des valeurs d'indice réalistes. L'indice des cloisons est identique à celui de la solution à un matériau $S_1 = (n = 2.4)$. L'indice du béton est également proche de l'indice du béton obtenu pour 2 matériaux.

Les performances de toutes les solutions sont rappelées dans le tableau 4.14. Si l'on compare la performance de la solution S_3 avec celle des solutions S_1 et S_2 , le critère est légèrement amélioré.

Solution	Nb. matériaux	Indice n_b	Indice n_{cl}	Indice n_{cv}	Offset $\Delta\Psi$	Moyenne des EQM	
						Offset $\Delta\Psi$	Offsets Adaptés
S_1	1	×	2.4	×	-62	5.9	5.6
S_2	2	5.0	2.4	×	-65	5.6	5.3
S_3	3	5.4	2.4	1.3	-65	5.3	5.2

TAB. 4.14 – Solutions optimales obtenues pour chaque environnement de test.

Condition d'arrêt de l'algorithme. Comme on peut s'en rendre compte sur les figures 4.17 et 4.16, déterminer une condition d'arrêt est délicat. En effet, la convergence locale de DIRECT est lente. Pour palier à cela, il est possible soit de borner le nombre d'itérations, soit de stopper l'algorithme si l'amélioration du critère n'est pas suffisante au bout d'un temps T fixé ou encore terminer la recherche en utilisant un algorithme de descente.

La dernière proposition nécessite la création d'un algorithme de recherche qui utilise le même processus de sélection des hyper-rectangles potentiellement optimaux et de découpage, mais qui, à partir d'une taille d'hyper-rectangle L fixée, lance un algorithme de recherche locale à partir du centre de ces hyper-rectangles. Les hyper-rectangles qui n'auront pas mené à une solution meilleure au sens du critère ne seront plus sélectionnés par la suite. On considère alors que cette partie de l'espace de recherche sera totalement explorée. L'efficacité de l'algorithme dépendra de la taille L . Plus L est faible, plus il faudra d'itérations de DIRECT pour converger, mais plus on aura de chances de trouver l'optimum global. Plus L est grand, plus le nombre d'itérations de DIRECT sera faible. La taille de L doit être choisie en fonction de la rugosité du critère d'optimisation. Si la fonction d'éva-

luation est très "cahotique", L devra être choisi très petit. Par contre, plus la fonction se rapproche d'une fonction lisse à variations lentes, plus L pourra être grand.

Quand on observe les fonctions d'évaluation du problème de calibration, on se rend compte qu'elles sont relativement lisses. L'algorithme d'optimisation présenté ci-avant devrait permettre de converger plus rapidement vers une bonne solution. Le critère d'arrêt sera plus restrictif puisque l'on supprime des hyper-rectangles au fur et à mesure.

4.2.4 Conclusion

La première remarque que l'on peut effectuer traite de l'efficacité de l'algorithme DIRECT : il converge vers une bonne solution, cependant il met du temps à converger si deux optimums locaux sont proches et que le critère est peu discriminant.

D'autre part, la solution la plus stable obtenue pour chaque environnement testé est bien celle calculée à l'aide du critère à 6 points d'accès. Celui-ci est moins influencé par les propriétés intrinsèques des antennes (gain, directivité ...).

En analysant les résultats en terme d'efficacité, on peut conclure que si l'on modélise plus fidèlement l'environnement de test en augmentant le nombre de matériaux présents, on améliore les résultats d'estimation. Cependant, on augmente également le nombre de variables ce qui allonge considérablement le temps nécessaire à la calibration du moteur. Dans sa version actuelle, la modélisation à un matériau ne nécessite que 20 minutes de traitement, tandis que la modélisation à 3 matériaux dure au moins 650 minutes (soit 11 heures) pour le critère à 6 points d'accès. Il est cependant possible d'améliorer les performances de l'algorithme DIRECT en diminuant la taille des intervalles de recherche des indices et en optimisant le choix d'épsilon.

Le principal inconvénient de la méthode DIRECT est la lenteur de convergence locale. Il serait intéressant de créer une procédure d'optimisation utilisant DIRECT mais qui, à partir d'une certaine taille d'hyper-rectangle, rajoute une recherche par descente pour converger plus rapidement. Cependant le problème de temps est lié au calcul du pré-traitement complet, nécessaire à chaque changement de valeur de paramètre. Il serait donc souhaitable de réduire le temps de traitement en diminuant le temps mis pour évaluer une seule solution. Des travaux sont en cours pour accélérer le pré-traitement du calcul de couverture.

Une autre possibilité pour accélérer la phase de calibration consisterait à ne travailler dans cette phase que sur une partie de l'environnement, pour réduire la taille du problème. Mais pour cela il est nécessaire de vérifier que la solution obtenue de cette manière donne des résultats corrects sur l'ensemble de l'environnement.

Comme le coût de traitement d'une seule évaluation de fonction est important, il serait intéressant d'implanter une heuristique de recherche qui limite encore plus le nombre d'évaluations de f . Pour cela, nous pensons qu'il serait intéressant d'implanter un algorithme de recherche globale de type *Response Surface Modelling (RSM)*. Ces algorithmes, présentés dans [125], utilisent les points déjà testés de la fonction de coût pour obtenir une interpolation de ladite fonction. C'est la forme de la fonction interpolée de f qui guide la recherche. A chaque itération, l'interpolation est mise à jour avec les nouvelles évaluations de f . Ce type d'algorithme permet, d'après D.R.Jones [125], de limiter le nombre d'évaluations.

4.3 Résultats et conclusions

4.3.1 Mode de validation

Dans les 2 parties précédentes, nous avons toujours travaillé avec le même jeu de données. Dans cette partie, la qualité des trois solutions S_1 , S_2 et S_3 trouvées pour l'environnement du CITI est évaluée sur d'autres jeux de données. Nous avons cherché à conclure quant aux points suivants :

- La stabilité dans le temps. (cf. p.141) Les solutions sont testées avec un autre jeu de mesures dans le même environnement, les positions des points d'accès étant les mêmes.
- La stabilité spatiale dans le même environnement. (cf. p.142) Les solutions sont testées avec un autre jeu de mesures pour d'autres positions de point d'accès.
- La portabilité vers un autre environnement.(cf. p.142) Les solutions sont testées avec un autre jeu de mesures, avec d'autres points d'accès dans un autre environnement de test.

LA DEUXIÈME CAMPAGNE DE MESURES

Pour statuer sur les deux premiers points, les trois solutions ont été testées avec un nouveau jeu de mesures réalisé au CITI. Cette nouvelle campagne de mesures, contrairement à la précédente, a été réalisée pendant une journée de travail conventionnelle. L'occupation des lieux était moyennement dense. Lors de la campagne de mesures présentée en 4.1.1, le bâtiment était quasi vide. La figure 4.18 présente la répartition spatiale des 15 points de mesure qui ont été réalisés.

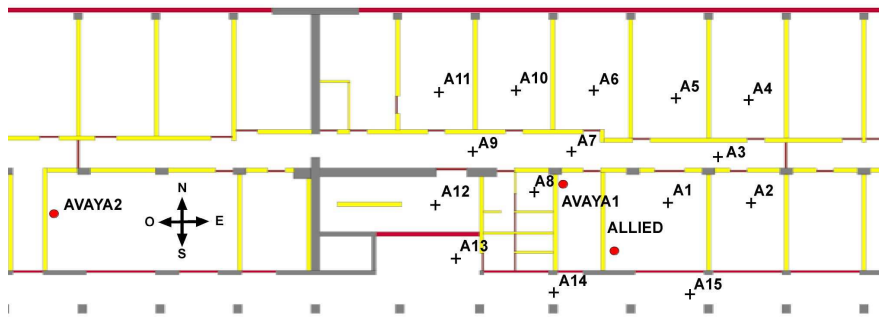


FIG. 4.18 – Répartition des points de mesure au 2ème étage du bâtiment Léonard de Vinci - 2e campagne de mesures.

Lors des mesures, seuls trois points d'accès sont présents : AVAYA1, AVAYA2 et ALLIED. Les deux premiers n'ont pas changé de position tandis qu'ALLIED a été placé dans une autre pièce. Les mesures relatives aux deux premiers points d'accès vont permettre de statuer quant à la stabilité temporelle des solutions. Les mesures relatives à ALLIED vont permettre de tester la stabilité des solutions dans un même environnement.

Pour tester la portabilité des solutions, celles-ci ont été utilisées pour prédire la puissance reçue aux points de mesure du jeu de mesures BuildingG (cf. 4.3, p. 116).

TESTS RÉALISÉS

Le tableau 4.15 regroupe les résultats obtenus lors de la seconde campagne de mesure du CITI. Sur chaque ligne, on résume les résultats d'une solution en terme d'écart type

Σ_e et de moyenne M_e des erreurs de prédiction. Nous en avons déduit la valeur de l'erreur quadratique moyenne EQM. La dernière colonne donne les mêmes grandeurs pour le jeu de mesure regroupant les mesures des 3 points d'accès.

Solution	AVAYA1			AVAYA2			ALLIED			3AP		
	Σ_e	M_e	EQM	Σ_e	M_e	EQM	Σ_e	M_e	EQM	Σ_e	M_e	EQM
S1	4.0	-3	6.1	6.1	-2	6.4	4.9	-7	8.5	5.1	-5	7.1
S2	4.9	-2	5.3	4.5	-2	4.9	4.6	-5	6.8	4.6	-3.5	5.8
S3	4.3	-2	4.8	5.0	-2	5.4	5.3	-5	7.3	5.0	-3	5.8

TAB. 4.15 – Ecart type, Moyenne et EQM des erreurs de prédiction avec S_1 , S_2 et S_3 pour le second jeu de tests du CITI.

Le tableau 4.16 présente les résultats obtenus avec le second environnement de tests *BuildingG* (Fig.4.3, 116). Pour chaque solution, on a calculé la moyenne M_e , l'écart type Σ_e et l'EQM des erreurs de prédiction. Dans cet environnement, un seul point d'accès de type 802.11b est présent.

Solution	Σ_e	M_e	EQM
S1	4.0 dB	-3 dB	6.1 dB
S2	4.9 dB	-2 dB	4.5 dB
S3	4.3 dB	-2 dB	5.0 dB

TAB. 4.16 – Ecart type, Moyenne et EQM des erreurs de prédiction avec S_1 , S_2 et S_3 pour le jeu de tests de BuildingG.

4.3.2 Analyse

LA STABILITÉ DANS LE TEMPS

Pour cette analyse, nous nous intéressons aux résultats relatifs aux points d'accès AVAYA1 et AVAYA2 du second jeu de tests du CITI. Leurs positions sont les mêmes dans les deux jeux de test relatifs au CITI. Il est important de noter que les positions des points de mesure dans le nouveau jeu de tests sont différentes des positions du jeu de test de calibration.

Pour observer la stabilité dans le temps des différentes solutions, il faut comparer les EQM obtenues avec le jeu de tests de calibration et les EQM du nouveau jeu de test pour chaque solution. Le tableau 4.17 présente pour chaque ligne les EQM pour AVAYA1 et AVAYA2 relatives aux deux jeux de tests. Les termes 'calibration' et 'jeu2' font référence respectivement au jeu de tests utilisé pendant la calibration et au nouveau jeu de tests.

Solution	AVAYA1		AVAYA2	
	Calibration	Jeu 2	Calibration	Jeu 2
S1	6.4 dB	6.1 dB	5.5 dB	6.4 dB
S2	6.1 dB	5.3 dB	5.3 dB	4.9 dB
S3	5.1 dB	4.8 dB	5.3 dB	5.4 dB

TAB. 4.17 – Comparaison des EQM issues des solutions S_1 , S_2 et S_3 pour les jeux de tests relatifs aux points d'accès AVAYA1 et AVAYA2.

Le second jeu de tests présente des erreurs quadratiques moyennes proches de celles

observées avec le jeu de tests de calibration pour toutes les solutions. Seule l'évaluation de S_1 avec le nouveau jeu de tests AVAYA2 est plus mauvaise que l'évaluation du jeu de tests de calibration. On peut conclure que les trois solutions obtenues permettent d'estimer la couverture pour un même point d'accès à des moments différents avec la même EQM. Ces solutions peuvent être considérées pour l'environnement du CITI comme étant stables dans le temps.

LA STABILITÉ SPATIALE DANS LE MÊME ENVIRONNEMENT

Il est question ici de statuer sur la stabilité spatiale des solutions pour un même environnement. Pour cela, on peut exploiter les résultats relatifs au point d'accès ALLIED issus de la seconde campagne de mesure du CITI. La position du points d'accès ALLIED ainsi que son orientation ne sont pas les mêmes pour le jeu de tests de calibration et le second jeu de tests. Le jeu de tests de calibration comporte 175 points de mesure et l'autre jeu en compte 15.

Les résultats du tableau 4.15 montrent que les erreurs de prédiction présentent un écart type peu élevé (4.9 dB en moyenne) mais une erreur moyenne importante (-5.6 dB en moyenne). Si l'on compare les valeurs de M_e du tableau 4.18, on observe une diminution de 2 dB de M_e entre les deux jeux de tests pour les solutions S_2 et S_3 , ce qui est peu. Pour la solution S_1 , on observe une diminution de 4 dB pour le second jeu de tests. Ces écarts sont du même ordre de grandeur que les écarts de moyenne observés pour AVAYA1 et AVAYA2. Ils peuvent donc être simplement imputés aux changements de l'environnement au moment des tests. Comme nous l'avons observé, la variabilité des mesures est de 3 dB, ce qui peut expliquer l'écart entre les valeurs moyennes M_e .

Solution	Jeu de calibration			Jeu 2		
	Σ_e	M_e	EQM	Σ_e	M_e	EQM
S1	4.5 dB	-3 dB	5.5 dB	4.9 dB	-7 dB	8.5 dB
S2	4.0 dB	-3 dB	5.0 dB	4.6 dB	-5 dB	6.8 dB
S3	4.4 dB	-2 dB	4.8 dB	5.3 dB	-5 dB	7.3 dB

TAB. 4.18 – Comparaison de Σ_e , M_e et EQM issus des solutions S_1 , S_2 et S_3 pour les deux jeux de tests ALLIED.

LA PORTABILITÉ VERS UN AUTRE ENVIRONNEMENT

Les trois solutions ont été testées avec un environnement différent du CITI constitué du même type de matériaux. L'environnement BuildingG (Fig.4.3, 116) présente des murs en béton sur les façades extérieures entrecoupées de portes vitrées en verre. La majeure partie des murs internes sont des cloisons fines. Le tableau 4.16 présente l'EQM, la moyenne et l'écart type des erreurs de prédiction.

En terme de comparaison, on rappelle la valeur moyenne des EQM obtenues avec les jeux de test de calibration pour les trois solutions :

- S_1 : EQM = 5.9 dB
- S_2 : EQM = 5.6 dB
- S_3 : EQM = 5.3 dB

On observe que les erreurs quadratiques moyennes sont du même ordre de grandeur que les EQM obtenues avec les jeux de tests de calibration. L'écart type des erreurs de prédiction est peu élevé (4.4 dB en moyenne). La moyenne des erreurs de prédiction est faible (-2.3 en moyenne). On peut conclure que les trois solutions sont portables vers d'autres

environnements possédant les mêmes caractéristiques. D'autre part, comme la calibration de l'offset uniquement est très rapide car elle ne nécessite pas de recalculer la pyramide, il est probablement intéressant d'effectuer systématiquement pour un nouvel environnement, le réglage de l'offset par calibration, même en gardant les indices de matériaux par défaut. C'est cette calibration minimale qui a été introduite par défaut dans la version logicielle de WILDE.

4.3.3 Conclusions

Le but de ce chapitre était de définir un processus de calibration de WILDE et d'étudier la qualité de ses prédictions.

Après avoir présenté les campagnes de mesures effectuées, un travail d'analyse de la fonction d'évaluation utilisée a été mené avant le lancement à proprement parler de la calibration. Cette analyse a permis de conclure sur le peu d'influence des coefficients d'affaiblissement des matériaux. Nous avons donc supprimé ces variables du problème. De même, l'affaiblissement fictif de l'air pour compenser le modèle 2D ne s'est pas avéré nécessaire. Nous avons cependant choisi de garder cette possibilité, afin de tester des environnements plus ouverts dans l'avenir.

Concernant les AP, 3 recommandations ont pu être établies. Tout d'abord, le fait de travailler avec des AP identiques facilitera le travail de calibration. En effet, du fait de la directivité verticale des antennes, et des différents réglages possibles, tous les équipements n'ont pas la même puissance de rayonnement équivalente dans le plan. Il est cependant possible de fixer un offset propre à chaque type d'AP. La deuxième recommandation concerne la phase de mesures. Nous avons montré qu'il était important de positionner plusieurs AP pour permettre une calibration robuste du moteur. Enfin, la troisième recommandation concerne le système de mesure. S'il est possible d'utiliser l'équipement WiFi standard pour faire les mesures, il faut préalablement bien étudier le seuil réel de mesure, garantissant des mesures de puissance moyenne non biaisées. On en a vu les conséquences avec l'AP PROXIM

Concernant la modélisation, nous avons pu voir que l'augmentation du nombre de matériaux différents permet bien d'améliorer la qualité des prédictions mais au détriment d'un temps de calibration plus important et au risque d'obtenir un réglage spécifique à la configuration étudiée.

Finalement, nous avons mis en oeuvre un algorithme de recherche directe, pour effectuer la calibration. Cet algorithme fonctionne correctement, mais présente un temps de calcul relativement long dès que l'on veut travailler avec plusieurs paramètres. Ce temps de calcul est lié à la phase de pré-traitement qui est longue. Nous avons proposé quelques pistes pour réduire ce temps de calcul, mais sans les implanter. En définitive, les mesures que nous avons faites ont montré que l'on pouvait fixer les indices des matériaux à partir de nos mesures, et effectuer une calibration en jouant uniquement sur l'offset. Dans ce cas la calibration est très rapide. La calibration fine des indices est donc à faire dans le cas où on se trouve dans un environnement constitué de matériaux inhabituels, ou avec des équipements non testés. Pour le reste du temps, la calibration des mesures avec l'offset est suffisante. Il est d'ailleurs possible de l'évaluer. On propose l'approche suivante lors du déploiement sur site. L'installateur pourra commencer par faire une première calibration rapide avec l'offset uniquement, en conservant les paramètres que nous avons estimé. S'il arrive à un critère résiduel inférieur à $6dB$, il pourra considérer que sa modélisation est correcte. Au contraire, si l'erreur reste supérieure, il pourra alors mettre en oeuvre une calibration fine pour essayer d'améliorer les résultats de prédiction.

Partie III : Stratégies de planification wLAN

Introduction

Cette dernière partie du manuscrit a pour objectif de décrire la stratégie de planification que nous avons construite au cours de cette thèse. Elle s'inscrit dans la continuité de l'état de l'art car elle propose des solutions aux questions qui y ont été soulevées. Les principales avancées présentées dans ces travaux sont d'une part l'utilisation du moteur de prédiction de couverture radio présenté dans la partie 2.3, d'autre part la définition de nouveaux critères de planification et la proposition d'heuristiques qui prennent en compte le caractère multiobjectif du problème.

Ce premier chapitre présente la modélisation employée dans notre stratégie de planification. Nous avons choisi d'adopter un formalisme principalement combinatoire du problème d'optimisation. L'espace des solutions est de ce fait discret et le choix des positions candidates des AP est directement lié à la géométrie des lieux. Pour cela, nous exploitons la structure pyramidale du modèle de propagation MR-FDPF. Ce formalisme est présenté dans la section 5.1.

La partie 5.2 présente les critères de planification que nous avons définis pour optimiser la couverture, réduire les interférences et prendre en compte la QoS en terme de débit et de localisation. Par soucis de clarté, nous avons choisi d'illustrer ces critères avec les solutions optimales et des solutions non optimales. Les solutions optimales sont issues des algorithmes de recherche présentés dans la seconde partie. Ainsi, nous commençons par présenter la qualité des résultats puis nous présentons les algorithmes qui ont permis de les trouver.

Le chapitre 6 présente les trois algorithmes d'optimisation que nous avons développés au cours de cette thèse. Deux heuristiques mono-objectif et une heuristique multicritère sont présentées. Leur mise en oeuvre et leurs performances y sont également analysées.

5.1 Variables et contraintes

Nous avons choisi de définir un ensemble discret des positions candidates pour les raisons suivantes :

1. la limitation de la taille de l'espace des solutions,
2. la similarité des positions candidates proches. On peut raisonnablement affirmer que les variations locales des simulations ne sont pas représentatives de la réalité.

Pour que ce choix soit pertinent, il faut qu'une position candidate soit représentative des positions candidates proches d'elle. Comme nous l'avons déjà présenté dans la partie I (p.8), à la section 1.2 et plus particulièrement à l'aide de la figure 1.8 (p.20), deux émetteurs placés dans la même pièce présentent des cartes de couverture similaires. Les seules différences que l'on peut observer se trouvent à la périphérie de leurs zones de service. De ce fait, nous allons chercher à sélectionner au moins une position candidate par pièce.

Pour cela, nous exploitons le découpage multi-résolution inhérent à la méthode de prédiction de couverture MR-FDPF présentée au chapitre 3. Nous décrivons les choix réalisés pour, à la fois, placer les AP candidats et calculer les cartes de couverture dans le processus de planification.

5.1.1 Placement des points d'accès candidats

Nous avons choisi d'exploiter le découpage en blocs homogènes à la fois pour calculer les cartes de couverture des AP candidats et pour les positionner dans le plan. Ainsi, nous positionnons les M points d'accès candidats du processus de planification au centre des blocs homogènes définis dans la pyramide MR-FDPF.

CONTRAINTES SUR LA TAILLE DES BLOCS HOMOGÈNES

La figure 5.1, dénommé Foch, décrit la répartition des positions candidates des AP placés au centre de tous les blocs homogènes de la pyramide MR-FDPF. L'environnement représenté est de taille 119×60 mètres et constitué de 2336 blocs homogènes d'air.

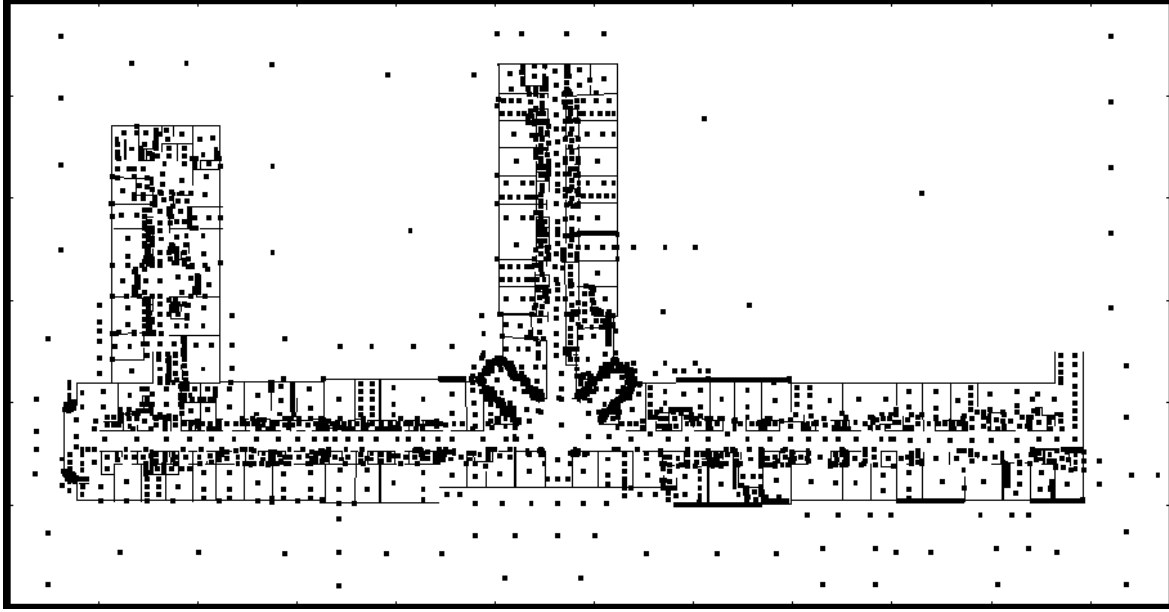


FIG. 5.1 – Répartition des positions candidates au centre des blocs homogènes de l'environnement Foch.

Borne minimale On observe sur la figure 5.1 qu'il existe des portions du plan où la répartition des AP candidats est bien trop dense. Dans ce cas, l'algorithme de découpage de l'environnement MR-FDPF a créé beaucoup de blocs homogènes de petite surface à cause de la présence d'obstacles plus fréquente. Pour éviter la redondance d'AP candidats similaires, il faut borner la taille des blocs homogènes sélectionnés pour placer un AP par une surface minimale $\mathcal{A}_{min}$.

Borne maximale On observe sur la figure 5.1 qu'il y a peu d'AP placés dans les zones extérieures au bâtiment. En ces zones, il y a peu d'obstacles et l'algorithme de construction de la pyramide MR-FDPF crée de très grands blocs homogènes. Ces AP ne sont pas représentatifs du comportement d'un point d'accès présent dans le même bloc homogène que lui. Pour que cette hypothèse soit vérifiée, il est nécessaire de borner la taille des blocs homogènes sélectionnés par une surface maximale $\mathcal{A}_{max}$.

Liste des blocs candidats Dans la suite du document, nous désignons l'ensemble des blocs homogènes sélectionnés pour contenir un AP candidat par : *la liste des blocs candidats*. Cette liste est déterminée par un parcours récursif de l'arbre de MR-blocs. Les blocs homogènes de surface supérieure à $\mathcal{A}_{min}$ et de surface inférieure à $\mathcal{A}_{max}$ sont rajoutés dans la liste :

- Lors de la recherche, si un bloc homogène Bh_l présente une surface supérieure à $\mathcal{A}_{max}$, la recherche est poursuivie dans l'arbre pour sélectionner les plus grands blocs issus de Bh_l qui présentent une surface inférieure à $\mathcal{A}_{max}$.
- Si sur une branche de l'arbre on trouve des blocs homogènes ayant une surface inférieure à $\mathcal{A}_{min}$, on recherche parmi ses fils le plus grand bloc homogène et on le rajoute à la liste. Cette condition permet de toujours trouver un candidat dans une zone de surface $\mathcal{A}_{min}$.

Répartitions des AP candidats obtenus La figure 5.2 présente la répartition des AP obtenue pour un bâtiment avec prise en compte d'une borne minimale $\mathcal{A}_{min} = 1200 \text{ pixels}^2$ et une borne maximale $\mathcal{A}_{max} = 8000 \text{ pixels}^2$. Dans ce cas, on sélectionne des blocs dont la taille est comprise entre $34 \times 34 \text{ pixels}$ et $90 \times 90 \text{ pixels}$. Le pas de discrétisation Δ_R est de 10 cm, ce qui revient à placer des AP candidats dans des zones dont la surface est comprise entre $3 \times 3 \text{ mètres}$ et $9 \times 9 \text{ mètres}$.

Le premier bâtiment, de taille $119 \times 60 \text{ mètres}$ et initialement constitué de 2336 blocs homogènes, est ici découpé en une liste de 418 blocs candidats. Les AP candidats placés au centre des blocs sont répartis de façon homogène sur le plan. Au vu des valeurs de $\mathcal{A}_{min}$ et $\mathcal{A}_{max}$, on suppose que chaque AP candidat est représentatif du comportement d'AP placés dans le même bloc homogène.

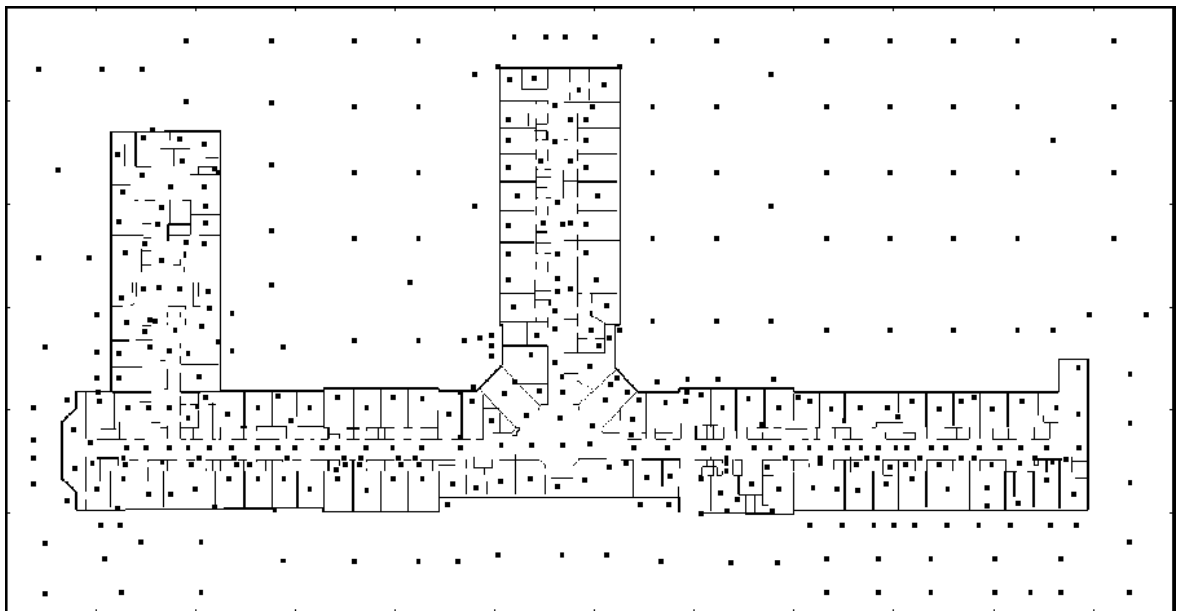


FIG. 5.2 – Répartition des positions candidates avec prise en compte de $\mathcal{A}_{min}$ et $\mathcal{A}_{max}$.

DÉFINITION DES ZONES DE PLACEMENT

Nous avons proposé un placement des AP candidats sur tout le plan. Pour avoir un ensemble de positions candidates réalisables, il faut permettre de sélectionner des zones où l'on pourra réellement installer des AP. Par exemple, on peut supposer qu'il n'est pas possible d'installer un AP à l'extérieur du bâtiment présenté sur la figure 5.2.

Ainsi, connaissant la liste des blocs candidats, on ne sélectionnera que les blocs appartenant à une liste de zones de placement des AP. Dans la figure 5.3, nous avons sélectionné 267 positions candidates pour placer les AP à l'intérieur du bâtiment. C'est l'environnement de cette figure qui sera utilisé pour présenter les résultats de planification du chapitre 6.

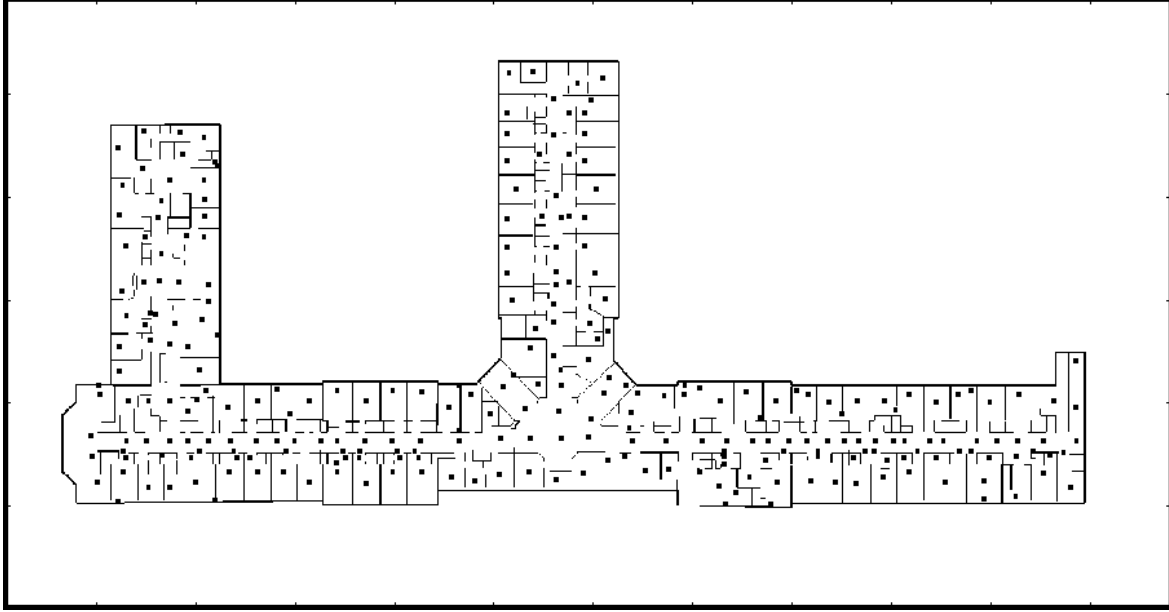


FIG. 5.3 – Répartition des positions candidates avec prise en compte d' $\mathcal{A}_{min}$ et $\mathcal{A}_{max}$ à l'intérieur du bâtiment.

5.1.2 Paramètres antennaires.

L'approche discrète choisie est également utilisée pour caractériser les paramètres antennaires tels que la puissance d'émission P^k et l'azimut Ψ^k d'un point d'accès k .

Puissances d'émission. Un ensemble discret des puissances d'émission est défini par rapport à une puissance de référence P_{ref} en dBm et un écart absolu dP à cette puissance. Typiquement, on peut choisir la valeur de P^k dans un ensemble de puissance compris dans l'intervalle $[P_{ref} - dP, \dots, P_{ref} + dP]$. Les cartes de couvertures sont calculées avec la puissance de référence P_{ref} .

Pour prendre en compte un changement δP de puissance d'émission sur la couverture d'un AP, il suffit d'ajouter le même changement δP aux prédictions calculées avec la puissance P_{ref} .

Azimut L'espace discret des azimuts possibles est défini à partir du nombre de directions N_D :

$$\left\{ \frac{2d\pi}{N_D}, d \in \mathbb{N}, d \leq N_D - 1 \right\}$$

Pour chaque azimut, il est nécessaire de calculer une carte de couverture. Ainsi, si l'on a M AP candidats, il est nécessaire de calculer $N_D \times M$ cartes de couvertures.

5.1.3 Cartes de couverture.

Pour limiter le temps de calcul d'une carte de couverture, nous avons choisi de ne calculer la couverture qu'aux endroits où il est nécessaire de garantir un service aux utilisateurs. Par exemple, on ne calculera la couverture d'un AP candidat qu'à l'intérieur d'un bâtiment pour le déploiement d'un réseau indoor.

Pour cela, nous avons défini des **zones de QoS** délimitant les aires de service. Ainsi, le calcul des critères de planification ne se fait que sur ces zones de QoS. Avec la méthode MR-FDPF, on estime la couverture des AP candidats que pour l'ensemble des blocs homogènes appartenant à ces zones de QoS.

On désigne par la *liste des blocs à couvrir* l'ensemble des blocs homogènes présents dans les zones de QoS. Ces blocs homogènes sont sélectionnés par le même processus que ceux de la liste des blocs candidats. Pour cela, une taille minimale et maximale des blocs à couvrir est fixée. Le nombre de blocs de la liste est désigné ici par la valeur N_c .

Pour l'environnement présenté dans la figure 5.3, le temps de traitement pour obtenir une carte de couverture à la résolution des blocs homogènes sur tout l'environnement est de 1,1 seconde. En réduisant la zone de service au seul bâtiment et en limitant la surface des blocs homogènes entre $\mathcal{A}_{min} = 600 \text{ pixels}^2$ et $\mathcal{A}_{max} = 8000 \text{ pixels}^2$, on réduit le temps de calcul d'une carte de couverture à 700 millisecondes. On observe un gain de 35 % sur le temps de calcul des cartes de couverture.

5.1.4 Représentation matricielle

Au début du processus de planification, nous calculons les cartes de couverture des M points d'accès candidats. Toutes les cartes de couverture sont calculées pour une même liste de blocs à couvrir. De ce fait, il est possible de regrouper toutes les prédictions dans une matrice qui liste pour chaque AP la puissance reçue en chaque bloc à couvrir.

Cette matrice, de taille $M \times N_c$, est appelée *HomogenCoverMatrix* et a la forme suivante :

$$HCM = \begin{bmatrix} F_1^1 & \dots & F_j^1 & \dots & F_{N_c}^1 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ F_1^i & \dots & F_j^i & \dots & F_{N_c}^i \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ F_1^M & \dots & F_j^M & \dots & F_{N_c}^M \end{bmatrix} \quad (5.1)$$

avec F_j^i la puissance reçue au bloc j par le point d'accès potentiel i .

Quand on tient compte de la variable azimuth, la ligne i représente la carte de couverture d'un point d'accès avec un azimuth donné. Dans ce cas, la matrice comprend $M \times N_D$ lignes.

Il est possible à partir la matrice HCM d'évaluer toutes les solutions d'un problème de planification où l'on recherche le sous-ensemble des AP candidats optimal. Le problème wLP revient à chercher la combinaison optimale des lignes de la matrice.

On peut alors représenter une solution par un vecteur $\vec{S}_c$ de taille M de la forme suivante :

$$\vec{S}_c = (s_1, \dots, s_i, \dots, s_M) \quad (5.2)$$

$$s_i = \begin{cases} 0 & \text{si } AP_i \notin \vec{S}_c \\ (P, \Psi) & \text{sinon} \end{cases} \quad (5.3)$$

où P et Ψ sont respectivement la puissance et l'azimut de l'antenne sélectionnée dans la solution $\vec{S}_c$. C'est le formalisme que nous allons utiliser dans la suite du manuscrit.

5.2 Critères de planification

Cette section présente les critères d'optimisation que nous avons choisis et qui seront utilisés dans le processus de planification. Ces critères sont soit agrégés dans une unique fonction à optimiser, soit exploités dans une stratégie de recherche multiobjectifs. Nous avons défini des critères de couverture, d'interférences et de qualité de service. Les critères de QoS permettent soit de garantir un débit par utilisateur minimal, soit d'améliorer la localisation d'un utilisateur mobile.

Les critères que nous avons définis utilisent une fonction de mesure **fmes** qui quantifie la qualité d'un bloc de la liste des blocs à couvrir (*cf.* paragraphe 5.1.3, page 150) :

$$B_l \rightarrow \mathbf{fmes}_l \quad (5.4)$$

Les fonctions de mesure définies ci-après quantifient l'erreur entre une grandeur qui caractérise le bloc (puissance, débit, etc ...) et une valeur objectif. Les critères de planification définis à partir de **fmes** ont la forme suivante :

$$f = \sqrt{\sum_{B_l, l \in [1..N_c]} \mu_l \cdot \mathbf{fmes}_l^2} \quad (5.5)$$

$\mu_l = \mathcal{A}_l / \mathcal{A}_{tot}$ représente le pourcentage de surface couverte par le bloc B_l par rapport à la surface totale à couvrir. Ces critères de planification présentent une structure aux moindres carrés. Ils permettent de minimiser à la fois la valeur moyenne et la variance de la mesure de performance du réseau. Nous rappelons que $EQM = \sqrt{m^2 + \sigma^2}$, où m désigne la valeur moyenne de la fonction de mesure et σ l'écart-type de cette mesure.

Tous les critères présentés dans l'état de l'art (*cf.* partie 1.3, p. 23) ne minimisent qu'une valeur moyenne de la mesure de fiabilité du réseau. Nos critères quadratiques sont plus discriminants car pour deux solutions qui présentent une même valeur moyenne, c'est la solution qui présente la variance la plus faible qui est sélectionnée.

5.2.1 Critères de couverture

Nous avons défini deux critères d'optimisation de la couverture radio. Le premier critère cherche à garantir une couverture homogène pour tous les utilisateurs. Le second critère, un critère à seuil borné, garantit à un utilisateur d'obtenir une couverture radio suffisante pour un système IEEE 802.11.

CRITÈRE DE COUVERTURE HOMOGENÈME

Ce critère garantit l'homogénéité de la couverture. Il a été présenté dans les travaux [32], [126]. Il pénalise les solutions pour lesquelles la variance de la distribution des niveaux de puissance de la carte de couverture est élevée.

Ce critère est défini à partir des puissances reçues F_l sur les N_c blocs à couvrir. En chaque bloc, la valeur maximale reçue des N points d'accès est considérée comme la puissance *Best Serveur* du bloc. Cette puissance est référencée par F_l^{BS} .

La fonction de mesure $\mathbf{fmes}_l$ du critère d'homogénéité est de la forme :

$$\mathbf{fmes}_l = \max(\overline{F}_{BS} - F_l^{BS}, 0) \quad (5.6)$$

où $\overline{F}_{BS}$ est la moyenne des puissances F_l^{BS} calculée pour l'ensemble des N_c à couvrir. Le critère de couverture basé sur cette fonction de mesure n'est jamais nul, mais plus il est faible, plus la répartition des puissances inférieures à $\overline{F}_{BS}$ est proche de la moyenne

des puissances reçues. Seuls les points qui présentent un écart négatif à la valeur moyenne des niveaux de puissance sont pris en compte dans le calcul de f_{mes} . De ce fait, les blocs proches d'un AP, qui présentent forcément un écart de puissance important par rapport à la moyenne, ne sont pas pris en compte dans le critère.

Le critère f_{hom} , défini à l'aide de la fonction de mesure de l'équation 5.6, est valable à puissance d'émission P^k fixée. En effet, si on cherche à minimiser ce critère avec P^k variable, la solution optimale obtenue revient à choisir $P^k = 0$.

ANALYSE DU CRITÈRE f_{hom}

La figure 5.4 présente deux cartes de couvertures pour un environnement où 3 points d'accès sont positionnés. Cet environnement, le CITI, est de taille 93×23 mètres. La carte supérieure présente un placement des 3 points d'accès où f_{hom} est minimal. C'est la solution S_{OK} . La carte inférieure présente un placement des 3 points d'accès où f_{hom} est important. C'est la solution S_{NOK} .

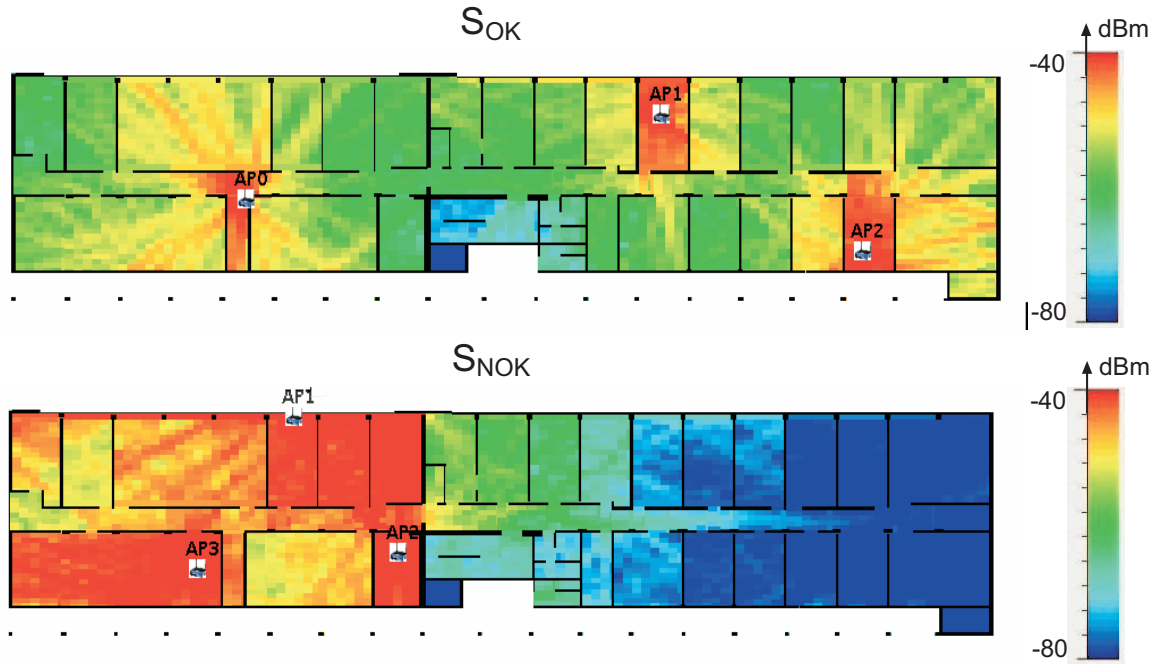
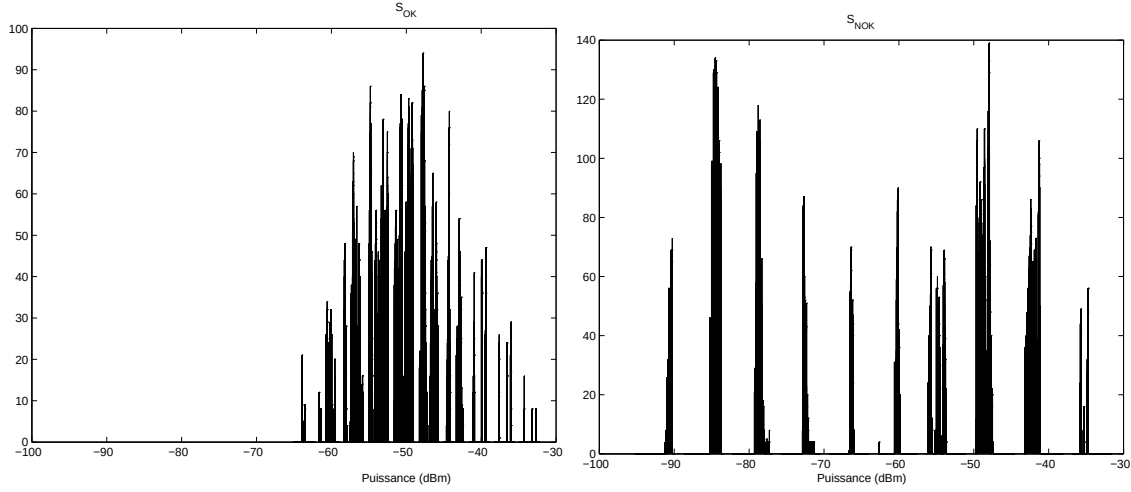


FIG. 5.4 – Présentation d'une bonne et d'une mauvaise solution au sens du critère f_{hom} . Pour S_{OK} , $f_{hom} = 3.1$ et pour S_{NOK} , $f_{hom} = 13.8$

La figure 5.5 représente la distribution des niveaux de puissance best serveur F_l^{BS} pour les deux solutions S_{OK} et S_{NOK} . On observe bien que le critère f_{hom} privilégie les solutions qui présentent un histogramme où la majeure partie des échantillons est proche de la valeur moyenne, et ce plus particulièrement pour les valeurs inférieures à la moyenne.


 FIG. 5.5 – Histogramme des solutions S_{OK} et S_{NOK} .

Le tableau 5.1 présente quelques grandeurs représentatives de ces deux solutions. On y trouve la valeur du critère, la valeur moyenne $\overline{F}_{BS}$, l'écart-type σ de la distribution des puissances et le pourcentage de la surface couverte avec une puissance supérieure à -80dBm, notée $P_{F \geq -80dBm}$.

	f_{hom}	$\overline{F}_{BS}$	σ	$P_{F \geq -80dBm}$
S_{OK}	3.1	-51 dBm	19 dB	100 %
S_{NOK}	13.8	-64 dBm	5 dB	65 %

 TAB. 5.1 – Performances des solutions S_{OK} et S_{NOK} obtenues avec le critère homogène.

Le critère d'homogénéité favorise naturellement une solution avec une puissance moyenne élevée. Ceci résulte en une meilleure répartition de la puissance émise par les AP. De ce fait, avec une même puissance d'émission et un même nombre de points d'accès que S_{NOK} , la solution S_{OK} assure une couverture complète de l'environnement à -80 dBm.

Il n'est pas possible d'utiliser ce critère pour déterminer le nombre optimal de points d'accès car plus il y a d'AP présents dans la solution, plus le critère f_{hom} est petit. Pour pouvoir utiliser ce critère avec un nombre d'AP variable, il est nécessaire de l'utiliser conjointement avec un critère qui minimise le nombre de points d'accès.

CRITÈRE À SEUIL PROGRESSIF

Plusieurs objectifs de couverture radio ont été traités dans la littérature (*cf.* 1.3.2, p.24). Dans cet ensemble de critères, ce sont les critères à seuil de puissance qui sont le plus souvent proposés. La forme la plus simple de ces critères est présentée dans l'équation 1.8.

Nous avons proposé un formalisme général de ce type de critères dans la partie 1.3.2. La figure 1.11 de la page 27 présente plusieurs fonctions de mesure possible. Nous avons choisi de travailler avec la fonction représentée 1.11-(c) car, sans être aussi brutale qu'un seuil, elle permet de borner la pénalisation d'un bloc. Cette fonction est de la forme suivante :

$$\mathbf{fmes}_l = \begin{cases} 0 & \text{si } F_l^{BS} \geq S_M, \\ |S_M - F_l^{BS}| & \text{si } S_m \leq F_l^{BS} \leq S_M, \\ |S_M - S_m| & \text{si } F_l^{BS} \leq S_m, \end{cases} \quad (5.7)$$

Les seuils S_M et S_m sont deux seuils de puissance haut et bas. Si la puissance F_l^{BS} est inférieure à S_m , la pénalisation maximale est appliquée. Au-dessus de S_M , le bloc B_l n'est pas pénalisant pour f . Toutes les valeurs du critère sont ainsi bornées entre 0 et $S_M - S_m$. Entre ces deux valeurs, une pénalisation linéaire est utilisée, ce qui permet de discriminer la qualité de deux solutions similaires.

Nous avons choisi d'utiliser les seuils de puissance qui permettent avec un réseau 802.11 de changer de rapidité de modulation. Dans ce cas, le niveau de puissance nécessaire à la transmission à 1 Mbits/s est affecté à S_m et le niveau de puissance nécessaire à la transmission à 11 Mbits/s est affecté à S_M . Ainsi, les blocs qui ne permettent pas de transmettre à 1 Mbits/s sont les plus pénalisants. Les blocs qui permettent la meilleure transmission possible à 11 Mbits/s sont une fonction de mesure nulle. Une valeur de $\mathbf{fmes}$ intermédiaire est obtenue pour tous les blocs qui présentent un niveau de puissance intermédiaire. Pour un point d'accès Proxim ORINOCO[®] AP 4000, on utilise les valeurs de $S_m = -90$ dBm et $S_M = -83$ dBm.

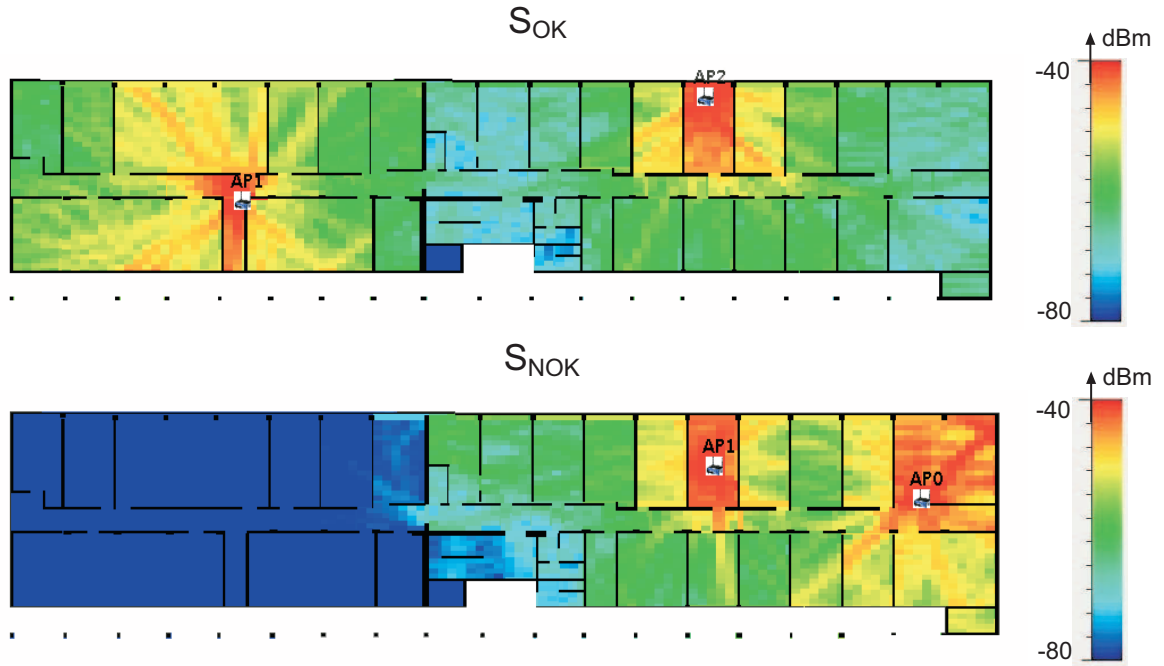


FIG. 5.6 – Carte de couverture des solutions S_{OK} et S_{NOK} avec le critère à seuil progressif.

Pour appliquer ce type de critère à la planification d'un réseau 802.11g, il faut choisir une valeur seuil maximale plus importante : la puissance de réception de $S_M = -68$ dBm permet une transmission à 54 Mbits/s.

Nous désignons dans la suite du document le critère à seuil progressif qui exploite la fonction de mesure de l'équation 5.7 par f_{slope} .

ANALYSE DU CRITÈRE f_{slope} .

Les deux cartes de couverture de la figure 5.6 présentent deux solutions, S_{OK} et S_{NOK} , pour l'environnement du CITI. Elles représentent une bonne et une mauvaise évaluation du critère f_{slope} calculée à partir des seuils 802.11g. Le nombre d'AP est fixé à 2.

Pour la solution S_{OK} , le critère f_{slope} vaut 0. Par contre, pour la solution S_{NOK} , le critère vaut 16.5. On observe que l'on pénalise bien la solution qui présente des trous de couverture. Le tableau 5.2 présente quelques caractéristiques des deux solutions. On y retrouve les valeurs des deux critères f_{slope} et f_{hom} , les pourcentages de surface avec une puissance supérieure au seuil minimal $P_{F \geq S_m}$ et au seuil $P_{F \geq S_M}$.

	f_{slope}	f_{hom}	$P_{F \geq S_m}$	$P_{F \geq S_M}$
S_{OK}	0.0	4.2	100 %	100 %
S_{NOK}	16.5	12.9	86 %	55 %

TAB. 5.2 – Performances des solutions S_{OK} et S_{NOK} obtenues avec le critère à seuil progressif.

On observe dans ce tableau que la solution trouvée avec le critère à seuil progressif couvre tout l'environnement et que la valeur du critère d'homogénéité est assez basse. La solution S_{NOK} présente des trous de couverture notables et seule la moitié de la zone est couverte avec une puissance supérieure à $S_M = -68$ dBm.

Comme tous les critères de couverture, le critère à seuil progressif ne peut être appliqué à un problème de planification à nombre d'AP variable. La minimisation de ce critère tend à trouver des solutions avec un nombre d'AP trop important. Pour l'environnement du CITI, si l'on cherche une solution avec un nombre N , $N > 2$, d'AP fixé supérieur à 2, on trouve très rapidement une solution vérifiant $f_{slope} = 0$. Ceci est dû au fait qu'il existe plusieurs solutions.

Le critère à seuil progressif est particulièrement utile quand on l'agrège à d'autres critères de qualité de service. Dans ce cas, on peut l'interpréter comme une contrainte qui favorise les solutions sans trou de couverture. Le choix entre les solutions qui remplissent la contrainte de couverture se fait alors à l'aide des autres critères de la fonction de coût globale. Si les autres critères ont pour effet de diminuer le nombre de points d'accès, il est possible de rechercher le nombre d'AP optimal pour un environnement donné.

Le critère d'homogénéité défini dans la partie précédente a pour avantage de toujours proposer des solutions avec une répartition homogène des zones de service. Ainsi, si l'on considère une répartition uniforme des utilisateurs, le trafic généré par toutes les communications est réparti équitablement entre les bornes. Le critère de couverture homogène se suffit à lui-même pour proposer des solutions à nombre de points d'accès et puissance fixée. En résumé, le critère de couverture homogène est préférable lorsqu'il est utilisé seul pour la recherche à nombre d'AP fixé.

5.2.2 Critères d'interférences

Comme nous l'avons présenté dans la première partie de ce manuscrit, la qualité du canal de transmission WLAN est fortement dégradée par la présence d'interférences. Le moyen trouvé pour lutter contre ce phénomène est la répartition spatiale des canaux fréquentiels. Or, la bande spectrale allouée et la largeur des canaux complexifie le problème car il n'existe pour 802.11b que 4 canaux totalement disjoints. Le plan de fréquences est d'autant plus complexe à réaliser qu'il existe un nombre important de zones de service qui se recouvrent en un même point.

Nous pourrions utiliser la modélisation des interférences qui a été proposée au chapitre 1. Cependant elle nécessite pour chaque configuration d'AP à tester, d'effectuer un FAP, d'estimer la qualité de services avec une distribution de mobiles pour obtenir une estimation de la fonction d'évaluation. On préfère simplifier le problème en essayant de favoriser des solutions facilitant l'allocation de fréquences. Pour cela, il est nécessaire de définir un critère qui réduit le recouvrement entre les zones de services des différents AP présents sur le plan. Le critère d'interférences que nous utilisons est une version modifiée du critère proposé par Adel Jedidi [18] et Philippe Reininger [127] dans leurs travaux de thèse relatifs à la planification cellulaire.

LE CRITÈRE DE RECOUVREMENT

Le recouvrement de canaux est utile pour assurer la continuité du service s'il y a mobilité du terminal. Dans ce cas, il faut un recouvrement suffisant de deux canaux pour réaliser un changement de cellule ('handover') avec succès. Comme présenté dans [18] et [127], il est possible de répartir les interférents d'une cellule de réseau mobile en 2 classes de signaux : les signaux utiles et les signaux interférents.

Son critère utilise la notion de cellule C_k qui est définie par l'ensemble des pixels b_l servis par la même station de base et dont la puissance reçue est supérieure au seuil de sensibilité des terminaux S_m (cf. définition 1.3 p. 24). On peut répartir les signaux reçus sur un bloc b_l de la cellule C_k du plus puissant au plus faible :

$$F_l^k \geq F_l^{k_1} \geq \dots \geq F_l^{k_h} \geq F_l^{k_{h+1}} \geq \dots \geq S_m \geq \dots \quad (5.8)$$

avec h le nombre de signaux utiles au handover. Pour minimiser le recouvrement, il faut minimiser la taille de l'ensemble des interférents I^k définie par l'équation suivante :

$$I^k = \{ F_l^{k_i} / i > h ; F_l^{k_i} \geq S_m, \forall l / b_l \in C_k \} \quad (5.9)$$

L'ensemble I^k peut comptabiliser plusieurs fois le même signal interférent s'il est présent en plusieurs pixels b_l . Le critère de recouvrement peut s'exprimer sous la forme d'un critère qui pénalise les solutions où il existe des signaux appartenant à I^k supérieurs au seuil de sensibilité S_m :

$$f = \sum_{k=1}^N \sum_{F_q \in I^k} \max(F_q - S_m, 0) \quad (5.10)$$

MODIFICATION DU CRITÈRE D'ADEL JEDIDI

Si l'on exprime la puissance en décibels et que l'on suppose que le canal n'est pas trop chargé, le bruit résultant des interférences est équivalent à l'interférent de puissance maximale. Ainsi, pour une configuration donnée, le rapport signal à bruit est d'autant plus efficace que l'écart entre le dernier signal utile de puissance $F_l^{k_h}$ et le premier interférent $F_l^{k_{h+1}}$ est grand. On peut alors modifier le critère f_{interf} (Eq.5.10) en contraignant l'interférent de puissance maximale à rester inférieur au seuil de sensibilité S_m pour chaque pixel b_l .

Nous exprimons les critères suivants en utilisant la notion de bloc B_l . Nous cherchons pour chaque bloc B_l à maximiser l'écart entre la puissance du signal best serveur F_l^{BS} et l'interférent maximal F_l^{h+1} . Ce nouveau critère de pénalisation s'exprime alors par :

$$f_{interf} = \sqrt{\sum_{B_l \in N_c} \mu_l \cdot \max(F_l^{h+1} - S_m, 0)^2} \quad (5.11)$$

Ici, la fonction de mesure utilisée est de la forme :

$$\text{fmes}_l = \max(F_l^{h+1} - S_m, 0) \quad (5.12)$$

Comme pour certains critères de couverture de la littérature (*cf.* p. 26), ce critère ne présente pas de borne maximale. De ce fait, nous préférons utiliser une fonction de mesure de type rampe pour borner la pondération maximale due à un interférent très important. Dans ce cas, la fonction de mesure utilisée pour le recouvrement devient la suivante :

$$\text{fmes}_l = \begin{cases} 0 & \text{si } F_l^{h+1} \leq P^n, \\ |S_M - F_l^{h+1}| & \text{si } P^n \leq F_l^{h+1} \leq S_M, \\ |S_M - P^n| & \text{si } F_l^{h+1} \geq S_M, \end{cases} \quad (5.13)$$

Le critère de recouvrement est alors défini à partir de l'équation 5.5 et de la fonction de mesure présentée ci-avant. P^n donne la valeur du bruit ambiant minimal (-98dBm) et S_M la valeur de la puissance nécessaire pour atteindre un débit d'émission de 11 Mbits/sen 802.11b et de 54 Mbits/sen 802.11g. Ainsi, le critère de recouvrement est borné dans l'intervalle $[0, S_M - P^n]$.

Pour un réseau cellulaire, on suppose que le nombre de signaux utiles h est inférieur à 6 au vu de la forme d'une cellule hexagonale qui possède 6 voisins. En 802.11, il n'existe que 4 canaux disjoints en 802.11b/g. Pour favoriser la mise en place d'un plan de fréquences, nous avons choisi de réduire le nombre de signaux utiles à 2. De plus, la mobilité dans un réseau sans-fil est bien plus réduite qu'en GSM. La plupart des utilisateurs sont fixes et transportent leurs terminaux de temps en temps. C'est pourquoi on n'a pas besoin d'un nombre élevé de cellules voisines.

L'agrégation de ce critère à un critère de couverture permet de trouver le nombre d'AP N optimal car le critère de couverture tend à augmenter N et le critère de recouvrement à diminuer N .

ANALYSE DU CRITÈRE f_{interf} .

Comme pour les critères de couverture, nous illustrons le critère de recouvrement avec deux solutions S_{OK} et S_{NOK} qui présentent une bonne et une mauvaise évaluation du critère f_{interf} . Ces deux solutions ont été analysées après avoir réalisé une assignation des canaux à l'aide d'un algorithme FAP classique présenté ci-après. Connaissant la répartition des canaux, on peut alors calculer la carte des interférences en prenant en compte ou non une répartition des utilisateurs.

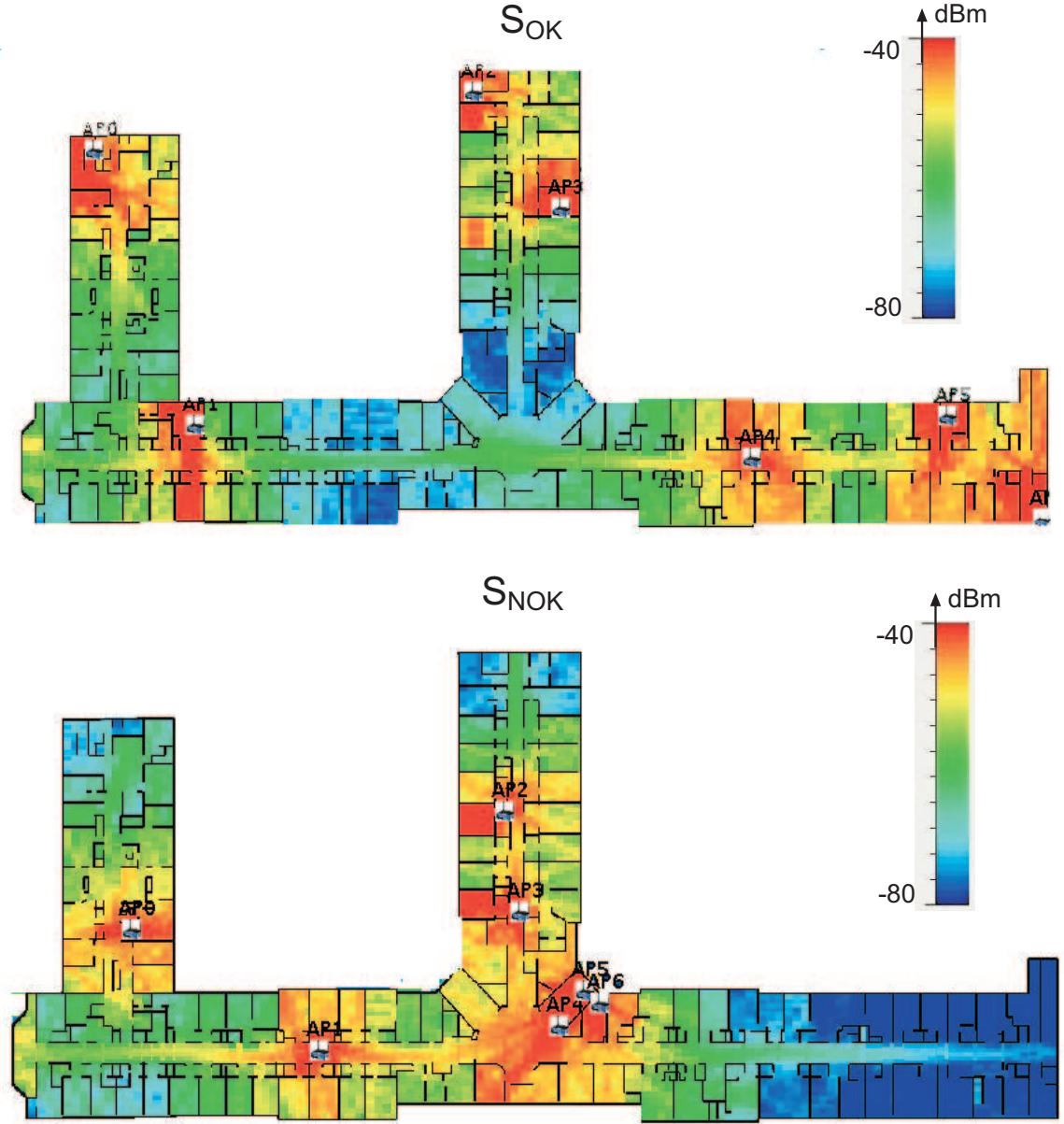


FIG. 5.7 – Carte de couverture des solutions S_{OK} et S_{NOK} avec le critère de recouvrement pour $h = 2$ et $N = 7$.

La figure 5.7 donne les cartes de couverture des solutions S_{OK} et S_{NOK} pour l'environnement Foch avec un nombre d'AP $N = 7$. La recherche de la solution optimale a été réalisée en agrégeant au critère de recouvrement un critère de couverture à seuil. Le critère de recouvrement a été calculé pour un nombre de signaux utiles $h = 2$.

L'allocation des fréquences (FAP) Pour valider les résultats de planification, nous avons implémenté un algorithme classique d'allocation des fréquences. Il est basé sur une heuristique tabou où le graphe d'interférences présente un arc si et seulement deux AP se recouvrent mutuellement. Les sommets du graphe représentent les AP présents dans l'environnement. L'heuristique tabou cherche à minimiser le nombre d'arcs du graphe.

La figure 5.8 présente la répartition optimale des canaux réalisée pour les deux solutions. La zone de service de chaque AP est représentée avec la couleur du canal qu'il occupe. Les parties blanches représentent les blocs où des interférences apparaissent.

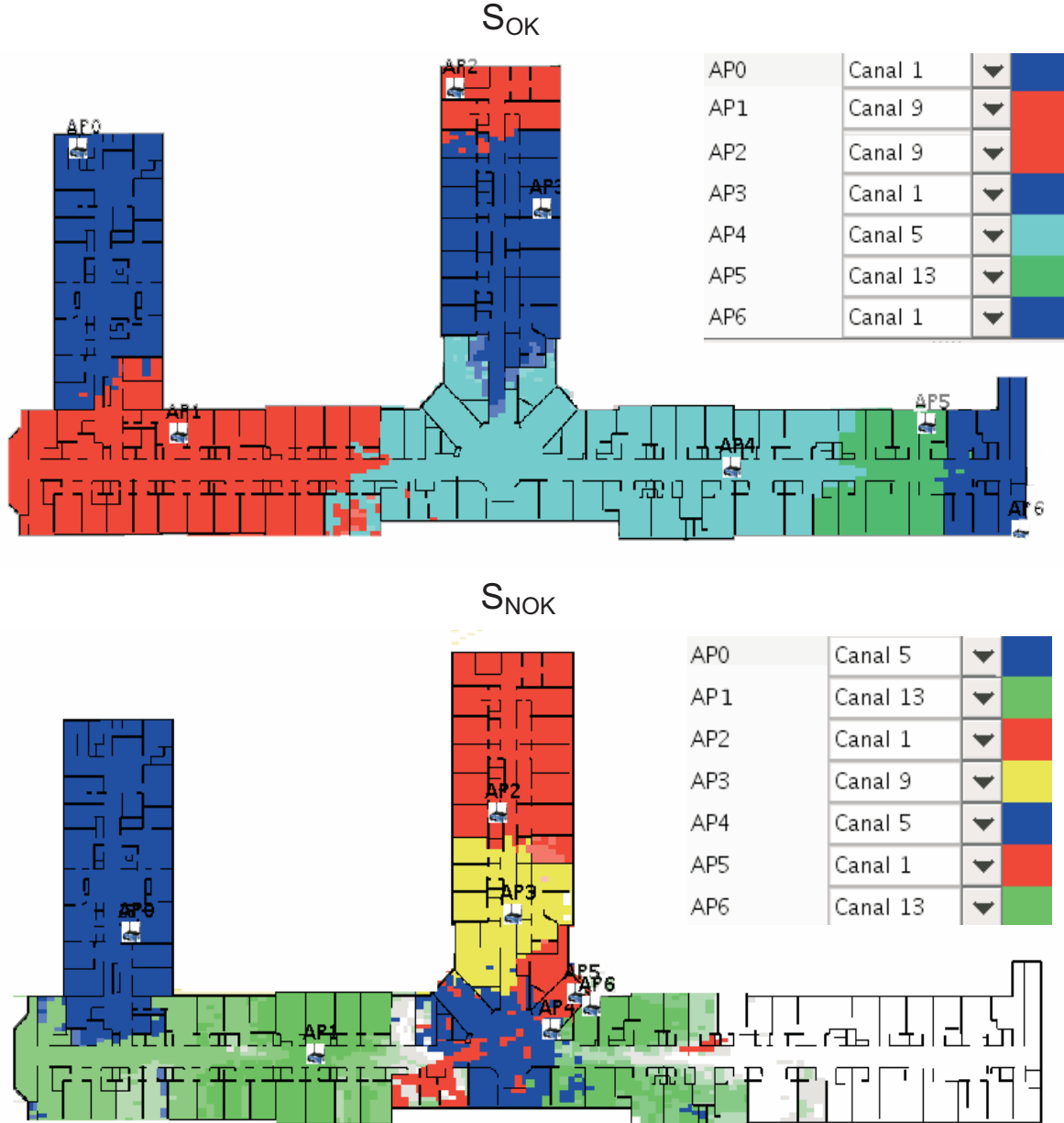


FIG. 5.8 – Zones de services et canaux alloués aux solutions S_{OK} et S_{NOK} .

Pour la solution S_{OK} , on observe qu'à l'intérieur des bâtiments, il n'existe plus d'interférences après assignation des canaux. Pour une assignation basique des canaux, il est donc possible de garantir un rapport signal sur bruit correct dans le bâtiment.

Par contre, pour la solution S_{NOK} , il n'est pas possible de trouver une allocation des canaux avec notre simple heuristique FAP qui garantisse un recouvrement optimal. En effet, si l'on observe le centre du bâtiment, cette solution présente une zone de recouvrement où 5 AP sont visibles. Il est donc très difficile, avec le nombre de canaux disponibles en 802.11b,

de trouver une solution qui limite les interférences.

Le tableau 5.3 présente, pour les deux solutions, la valeur des critères f_{interf} , f_{hom} et f_{slope} . Il donne également $P_S(I_1)$, $P_S(I_2)$, $P_S(I_3)$ et $P_S(I_4)$ qui sont le pourcentage de surface de la zone à couvrir où les signaux interférents numéro 1, 2, 3 et 4 sont supérieurs au seuil de bruit.

	f_{interf}	f_{slope}	f_{hom}	$P_S(I_1)$	$P_S(I_2)$	$P_S(I_3)$	$P_S(I_4)$
S_{OK}	3.6	3.0	7.0	99 %	34 %	5.5 %	0 %
S_{NOK}	23.5	6.15	11.0	100 %	93 %	87 %	85 %

TAB. 5.3 – Performances des solutions S_{OK} et S_{NOK} obtenues avec le critère de recouvrement.

On observe que la solution S_{NOK} présente bien un recouvrement entre zones de service des AP très important : 85 % de la surface à couvrir est desservie par 4 signaux en plus du signal best serveur. On observe également que les critères de couverture sont bien meilleurs pour la solution S_{OK} que pour la solution S_{NOK} . La valeur $h = 2$ a bien été prise en compte pour la solution S_{OK} puisque l'on réduit le recouvrement à partir du troisième interférent. Sachant que la mobilité des utilisateur est réduite, le nombre de changement de cellules est faible. Nous faisons l'hypothèse que s'il existe en chaque bloc au moins 2 signaux, il sera toujours possible de changer de cellule.

5.2.3 Critère de débit

Nous avons choisi de traiter les performances de qualité de service relatives au débit utile. Le critère défini dans cette partie a pour objet de garantir un débit minimal aux utilisateurs présents. Pour cela, il est nécessaire d'une part de connaître la distribution des noeuds dans l'environnement et d'autre part, pour chaque *bloc à couvrir*, de définir un débit par utilisateur minimal, choisi par l'installateur. De ce fait, il est possible de différencier le débit en fonction de la position géographique.

LE CRITÈRE DE DÉBIT

Connaissant la position des AP et la répartition des noeuds mobiles, il est possible de calculer le débit utile du point d'accès pour chacune des zones de couverture à 11 Mbits/s, 5.5 Mbits/s, 2 Mbits/set 1 Mbits/s à l'aide du modèle d'évaluation de performances présenté dans la partie 1.3.6 à la page 33 et détaillé dans l'annexe 1. Ce modèle doit connaître le nombre d'utilisateurs qui communique à 11 Mbits/s, 5.5 Mbits/s, 2 Mbits/s, 1 Mbits/set 0 Mbits/spour chaque AP.

Dans ce modèle, on suppose que les utilisateurs travaillent en régime saturé, ce qui signifie qu'un noeud a toujours un paquet à émettre sur le réseau. Dans la suite de cette partie, le terme de noeud désignera un utilisateur qui communique en régime saturé. Un noeud du modèle draine donc bien plus de trafic qu'un utilisateur conventionnel du réseau. De ce fait, il est nécessaire, de façon empirique, de rechercher pour chaque type d'application (exploration Internet, mail, transfert de fichier, VoIP, etc...) une correspondance entre le nombre d'utilisateurs réels et le nombre d'utilisateurs à régime saturé.

Connaissant le nombre de noeuds à régime saturé présents dans le bâtiment, nous avons choisi de les répartir sur les blocs à couvrir avec une densité $\mathcal{D}_n$ uniforme. Il est bien entendu possible de répartir les utilisateurs en modifiant localement les densités mais nous n'avons pas implanté cette caractéristique.

Chaque zone de service d'un AP est définie par l'ensemble des points où la puissance reçue appartient à un intervalle $[P_m^R, P_M^R]$, $R \in (1, 2, 5.5, 11)$ pour lequel la couche physique transmet avec la rapidité de modulation de R Mbits/s. Ces seuils dépendent de la nature de l'équipement de transmission utilisé. Connaissant la densité des utilisateurs et la surface des zones de service de l'AP $\mathcal{A}_R$, $R \in (1, 2, 5.5, 11)$, nous calculons le nombre de noeuds présents dans chaque zone de service : $n_R = \mathcal{A}_R \cdot \mathcal{D}_n$, $R \in (1, 2, 5.5, 11)$.

Sachant le nombre de noeuds n_R , $R \in (1, 2, 5.5, 11)$, le modèle d'évaluation de débit détermine le débit total fourni par un AP dans chacune de ses zones de service à R Mbits/s, $R \in (1, 2, 5.5, 11)$. Le débit par utilisateur du_l disponible au bloc B_l appartenant à la zone de service R est :

$$du_l = \frac{d_R}{n_R} \quad (5.14)$$

Une contrainte de débit minimal par utilisateur ds est définie en chaque bloc. Si $du_l > ds$ pour tous les blocs B_l , on peut considérer que le réseau est bien dimensionné. Pour évaluer cette propriété du réseau, on propose une fonction de mesure qui pénalise les blocs où le débit requis ds n'est pas obtenu :

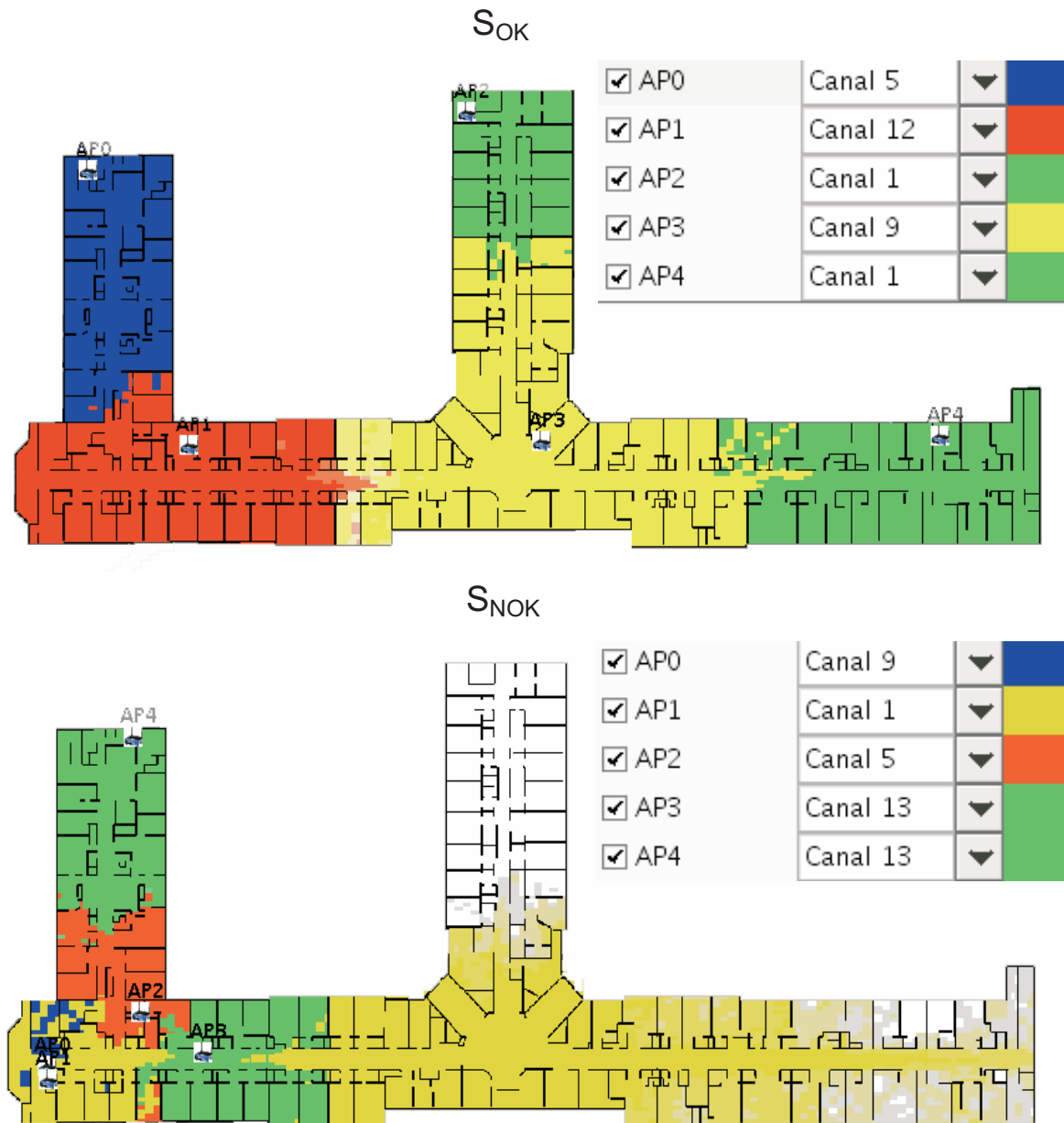
$$\text{fmes} = \max((ds)_{dB} - (du_l)_{dB}, 0) \quad (5.15)$$

La valeur minimale de du_l vaut 0. Les valeur de débit sont exprimées ici en bits par seconde.

Nous avons choisi d'exprimer l'écart entre le débit seuil et le débit estimé en décibels car de cette façon, l'ordre de grandeur du critère est plus proche de celui des critères de couverture et d'interférences. Pour pouvoir utiliser les décibels quand le bloc n'est pas couvert, ce qui implique un débit minimal nul, nous avons choisi de mettre le débit minimal estimé à 1 bit/s, ce qui revient à une valeur nulle en décibels. Ainsi, la pénalisation maximale d'un bloc sera donnée par $(ds)_{dB}$. Par exemple, si la valeur seuil ds vaut 256 Kbits/s, la pénalisation maximale d'un bloc B_l vaut $10 \cdot \log_{10}(256 \cdot 10^3) = 54$ dB.

ANALYSE DU CRITÈRE f_{debit} .

Le critère de débit défini par l'équation 5.15 permet de discriminer des solutions qui présentent un débit par utilisateur supérieur aux seuils de débit fixés. Pour pouvoir obtenir une solution intéressante en terme de débit, nous avons agrégé le critère de QoS aux critères de recouvrement f_{interf} et de couverture à seuil progressif f_{slope} . Il est nécessaire de prendre en compte le critère d'interférences pour pouvoir assigner aisément les canaux aux AP.


 FIG. 5.9 – Zones de services et canaux alloués aux solutions S_{OK} et S_{NOK} .

Une bonne solution S_{OK} et une mauvaise solution S_{NOK} au sens du critère de QoS sont présentées dans la figure 5.9. Ces solutions ont été recherchées pour l'environnement Foch avec un débit par utilisateur limite de 256 Kbits/sen chaque bloc. 100 noeuds ont été répartis uniformément sur le plan. La figure 5.9 donne les zones de service et les canaux alloués après l'allocation des canaux fréquentiels pour les solutions S_{OK} et S_{NOK} .

On observe pour la solution S_{OK} que les zones de service sont réparties de façon homogène sur le plan. Le nombre de points d'accès choisi est principalement issu d'un compromis entre les critères d'interférences et de débit. Les zones de service de la solution S_{OK} ne sont pas interférées à l'intérieur du bâtiment après attribution des canaux.

Le tableau 5.4 compare les performances des deux solutions en présentant la valeur des critères f_{debit} , f_{interf} , f_{slope} et f_{hom} . Le critère d'interférence est calculé pour la valeur de $h = 2$ et le critère à seuils pour un réseau fonctionnant en 802.11g.

Ce tableau présente également les grandeurs suivantes :

$\bar{d}$: le débit moyen par utilisateur calculé pour les seuls utilisateurs couverts,
 $P_S(d_u \geq d_s)$: le pourcentage de surface où le débit offert est supérieur à $P^n(d_s)$,
 $P_S(I_1)$: le pourcentage de surface où le premier interférent est supérieur à $P^n(d_s)$,
 $P_S(I_2)$: le pourcentage de surface où le second interférent est supérieur à $P^n(d_s)$.

	f_{debit}	f_{interf}	f_{slope}	f_{hom}	$\bar{d}$	$P_S(d_u \geq d_s)$	$P_S(I_1)$	$P_S(I_2)$
S_{OK}	1.7	1.5	3.6	7.5	257 Kbits/s	21.4 %	94 %	15.5 %
S_{NOK}	21	15	12	16	264 Kbits/s	23.8 %	77 %	56 %

TAB. 5.4 – Performances des solutions S_{OK} et S_{NOK} obtenues avec le critère de QoS.

En observant ce tableau, on se rend compte que le critère de QoS est bien meilleur pour S_{OK} alors que quasiment le même pourcentage de surface remplit la contrainte de débit minimal. Pour mieux interpréter ce résultat, une distribution des débits est représentée sur la figure 5.10 pour les deux solutions.

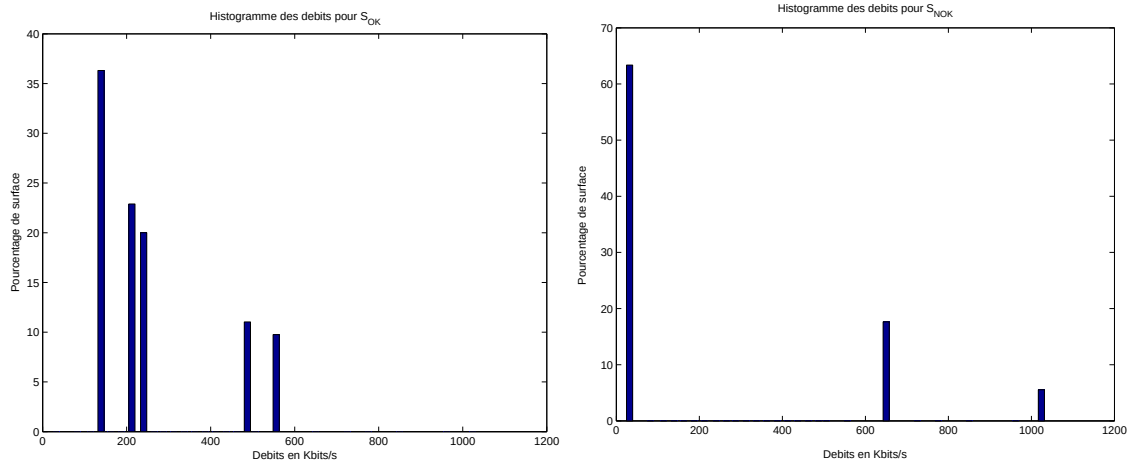


FIG. 5.10 – Histogramme des débits des solutions S_{OK} et S_{NOK} .

Les points couverts présentent un débit élevé pour la solution S_{NOK} , mais plus de 60 % de la surface n'est pas couverte et leur débit (nul) n'est pas comptabilisé. Pour la solution S_{OK} , la petite valeur du critère de QoS s'explique par le fait que plus de 64 % de la surface présente un débit supérieur à 200 Kbits/s. Le critère de QoS a bien différencié une solution qui présente une répartition des débits proche du débit voulu d'une répartition peu favorable.

5.2.4 Critère de localisation

Le critère de qualité de service présenté dans cette section a pour objectif d'améliorer les prédictions de position d'un service de localisation standard basé sur l'analyse des signaux radio-fréquences (RF) reçus.

Pour pouvoir définir un tel critère, la première partie de cette section présente les principes de base des algorithmes standards de localisation RF. La partie suivante présente les deux critères définis. Une présentation des performances des solutions obtenues après planification est donnée ensuite.

LA LOCALISATION DE NOEUDS MOBILES

La technique de localisation la plus connue est la technique GPS basée sur l'analyse des signaux reçus par une constellation de satellites en orbite autour de la terre. Ce système permet d'atteindre une précision d'un mètre quand les satellites sont en vue directe avec la station mobile. Si des obstacles se trouvent sur le chemin direct, la localisation devient difficile car l'atténuation des signaux est trop importante. De ce fait, les techniques GPS ne sont pas utilisables dans des environnements clos.

Pour proposer un service de localisation en Indoor, plusieurs média de communication ont été utilisés (ultrasons, infrarouge, RF ...). Ces techniques sont répertoriées dans l'article de synthèse de *Hightower et Borriello* [128]. Avec l'utilisation de plus en plus fréquente des systèmes wLAN, une grande partie des travaux de recherche sur les algorithmes de localisation Indoor s'est focalisée sur l'interprétation des signaux RF.

Un algorithme de localisation pour des signaux RF localise un noeud mobile en mesurant la puissance reçue des émetteurs le couvrant. On peut modéliser cet ensemble de puissances mesurées par un vecteur signal $\vec{S}_M$ de taille N , le nombre d'AP :

$$\vec{S}_M = (F_M^1, \dots, F_M^l, \dots, F_M^N).$$

F_M^l est la puissance provenant du point d'accès l . Si le signal F_M^l n'est pas mesuré, on a soit $F_M^l = -\infty$ si on raisonne en décibels, soit $F_M^l = 0$ si on raisonne en milliwatts.

Base de données. La localisation se fait à partir d'une base de données Db de taille N_{Db} qui répertorie des vecteurs signaux pour un ensemble T de blocs B_l du plan. Ces vecteurs sont obtenus soit par mesure, soit par simulation dans une étape de traitement dite *offline*. Si les simulations sont effectuées avec le moteur de prédiction de couverture WILDE, les vecteurs signaux peuvent être déterminés à partir des puissances reçues sur des blocs homogènes B_l .

Chaque vecteur signal $\vec{S}_l$ de la base de données Db possède N éléments et est donné par :

$$\vec{S}_l = (F_l^1, \dots, F_l^l, \dots, F_l^N).$$

Localisation. Connaissant $\vec{S}_M$ et l'ensemble des vecteurs $\vec{S}_l$ de la base de données, il faut déterminer le bloc B_l qui possède une répartition des niveaux de puissance $\vec{S}_l$ similaire à celle de $\vec{S}_M$. Il existe deux familles de techniques de recherche dans la base de données :

- **Les techniques déterministes :** elles recherchent le bloc $l \in T$ qui minimise la distance euclidienne dans l'espace des signaux entre $\vec{S}_M$ et le vecteur $\vec{S}_l \in Db$. (cf. travaux de *P. Bahl et V. N. Padmanabhan* dans [129], [130] sur le système RADAR).
- **Les techniques probabilistes :** elles utilisent une base de données qui stocke tout l'histogramme des puissances reçues au bloc l pendant la mesure. Cette approche recherche alors la position du vecteur signal qui maximise la probabilité de ressemblance entre $\vec{S}_M$ et $\vec{S}_l \in Db$. (cf. travaux de *M. Youssef et al.* [131] sur le système HORUS)

Ces algorithmes de localisation échouent quand il existe des vecteurs puissance $\vec{S}_l$ similaires dans la même base de données Db . Dans ce cas, il n'existe plus de bijection entre l'espace des signaux et l'espace des positions, ce qui crée une indétermination dans la recherche. Ce phénomène est d'autant plus important que le canal est bruité. Pour que la localisation soit réalisable, il faut que les signaux enregistrés dans la base soient les plus distincts possibles. Ces algorithmes ont été implantés et analysés par Mlle Thanh-Hà Le dans le cadre de son DEA [46].

CRITÈRE BASÉ SUR LA DISTANCE

Pour obtenir les vecteurs signaux de la base de donnée les plus différents possibles, on peut définir un premier critère de planification qui pénalise les solutions qui présentent de faibles distances entre les signaux $\vec{S}_l$ de la base Db . Pour un couple de signaux $(\vec{S}_l, \vec{S}_m)$, on définit le critère suivant :

$$f_{loc} = \sum_{l \in T} \sum_{\substack{m \in T \\ m <> l}} \frac{1}{N_c} \cdot P(\vec{S}_l, \vec{S}_m) \quad (5.16)$$

N_c donne le nombre de couples. Cette valeur est égale au nombre de combinaisons à 2 éléments dans un ensemble à T éléments.

La fonction de pénalisation d'un couple de signaux a la forme suivante :

$$P(\vec{S}_l, \vec{S}_m) = f\left(d^k[(i_l, j_l), (i_m, j_m)]\right) \cdot g\left(d^k[\vec{S}_l, \vec{S}_m]\right) \quad (5.17)$$

$d_k(\vec{A}, \vec{B}) = \|\vec{A} - \vec{B}\|_k$ représente ici le calcul de la norme k .

La fonction de pénalisation prend à la fois en compte une mesure de la distance réelle entre les position l et m mais également une mesure de distance entre les vecteurs signaux.

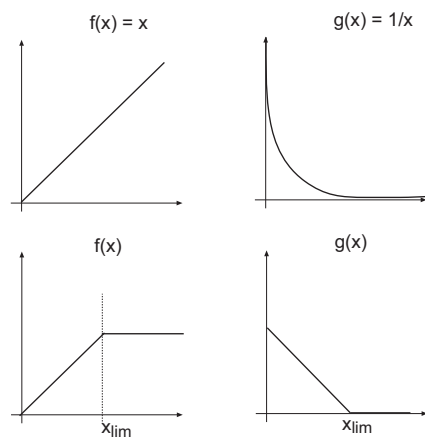


FIG. 5.11 – Fonctions $f(\cdot)$ et $g(\cdot)$ du critère de localisation f_{loc} .

Les deux fonctions $f(\cdot)$ et $g(\cdot)$ sont continues, définies sur l'intervalle $[0, +\infty[$ et respectivement croissante et décroissante. La figure 5.11 donne deux exemples pour chaque fonction. La pénalisation ainsi définie est d'autant plus importante que la distance entre les deux points proche dans l'espace des signaux est grande dans l'espace physique.

L'utilisation de ces deux fonctions doit limiter les grandes erreurs de localisation. Les erreurs de localisation les plus importantes surviennent quand les points qui sont proches dans l'espace signal sont géographiquement éloignés.

Paramètres de simulation Comme nous travaillons avec le simulateur WILDE, les signaux de la base de données sont calculés en un ensemble de blocs homogènes B_l . La position associée à chaque bloc homogène est le centre du bloc.

Quand un signal de la base de données est inférieur à la limite de détection du système de transmission, on considère que ce signal n'a pas été mesuré et on lui affecte la valeur du seuil de détection de bruit P^n .

On suppose que l'on travaille avec les h meilleurs signaux issus des N points d'accès. On peut garantir que l'on mesure au plus h signaux en appliquant le critère f_{interf} (cf. Eq. 5.11) dans la phase de déploiement. Le critère de localisation, comme le critère de couverture, diminue quand le nombre de signaux en un bloc augmente. C'est le critère de recouvrement qui, lors de la recherche, limite le nombre de signaux en un bloc à h .

ANALYSE DU CRITÈRE DE LOCALISATION.

Pour obtenir une solution qui présente un bon critère de localisation basé sur la distance, nous avons minimisé la somme équipondérée du critère de recouvrement f_{interf} et du critère de localisation f_{loc} . Pour garantir un service de localisation, nous avons choisi dans un premier temps de fixer le nombre de signaux utiles h à 4. Ainsi, le critère de recouvrement sélectionne des solutions où 4 AP peuvent se recouvrir en un bloc. La contrainte de couverture, telle qu'elle est définie plus loin par l'équation 5.23, page 170, permet de ne sélectionner que des solutions qui couvrent tout l'espace.

Deux solutions, S_{OK} et S_{NOK} , ont été sélectionnées car elles présentent respectivement un bon et un mauvais critère de localisation. La solution S_{OK} présente un critère de localisation $f_{loc} = 0.63$ et la solution S_{NOK} un critère de $f_{loc} = 2.0$.

La figure 5.12 représente, pour les deux solutions, les distributions cumulées de la fonction de pénalisation suivante :

$$f\left(d^k[(i_l, j_l), (i_m, j_m)]\right) \cdot g\left(d^k[\vec{S}_l, \vec{S}_m]\right) = d^k[(i_l, j_l), (i_m, j_m)] \cdot \frac{1}{d^k[\vec{S}_l, \vec{S}_m]} \quad (5.18)$$

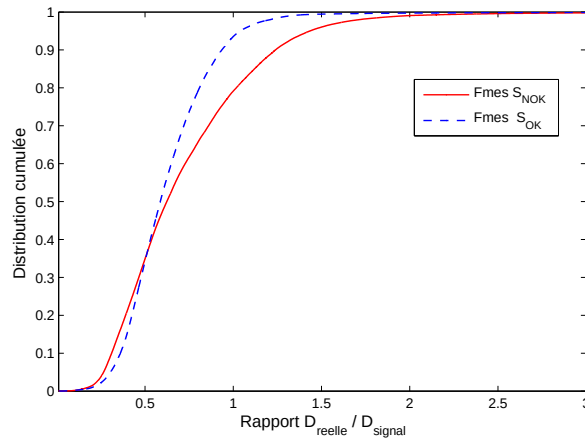


FIG. 5.12 – Distribution cumulée de la fonction de pénalisation de l'équation 5.18 pour les solutions S_{OK} et S_{NOK} .

On observe que pour la solution S_{OK} la plus grande partie des pénalisations est inférieure à 1 et comporte moins de valeurs élevées. La valeur maximale du rapport de distance pour la solution S_{OK} vaut 114 tandis que la valeur maximale de S_{NOK} vaut 27.10^3 . On peut en conclure qu'avec la solution optimisée, le rapport des distances réelles et des distances dans l'espace signal est borné.

Pour s'en rendre compte, on peut observer la figure 5.13 qui représente la distance signal et la distance géométrique entre deux blocs à couvrir. On observe qu'il n'y a pas de point dans la partie inférieure droite de la figure. Ceci signifie que tous les points à une distance géométrique donnée présentent une distance signal supérieure à une distance limite. Plus cette limite est importante, plus les erreurs de localisation sont faibles. Pour la solution S_{NOK} , cette limite est plus basse que pour la solution S_{OK} .

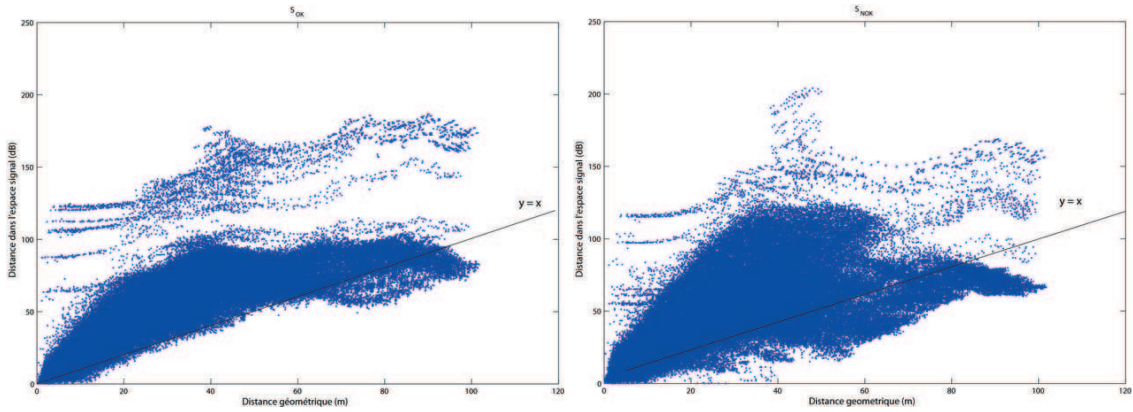


FIG. 5.13 – Distance dans l'espace des signaux en fonction de la distance géométrique pour chaque bloc B_l pour les solutions S_{OK} et S_{NOK} .

La couverture obtenue avec les 8 AP de la solution S_{OK} est donnée dans la figure suivante :

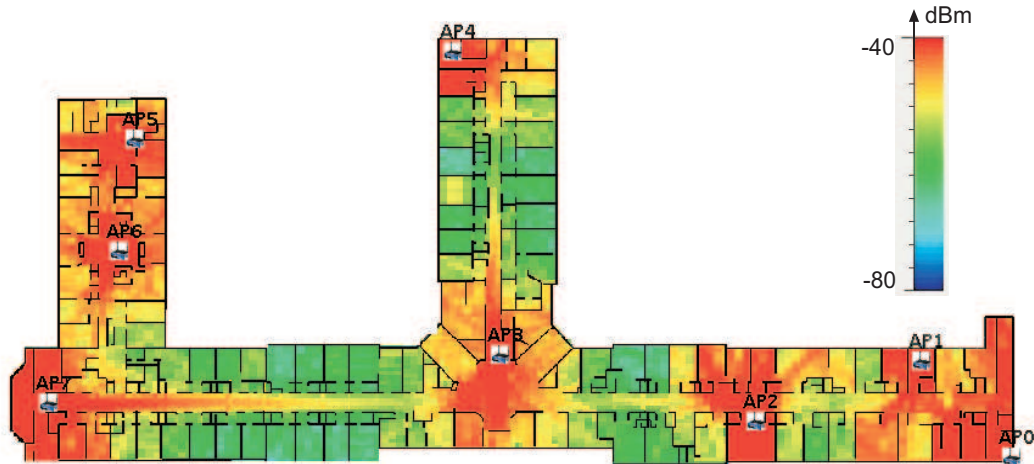
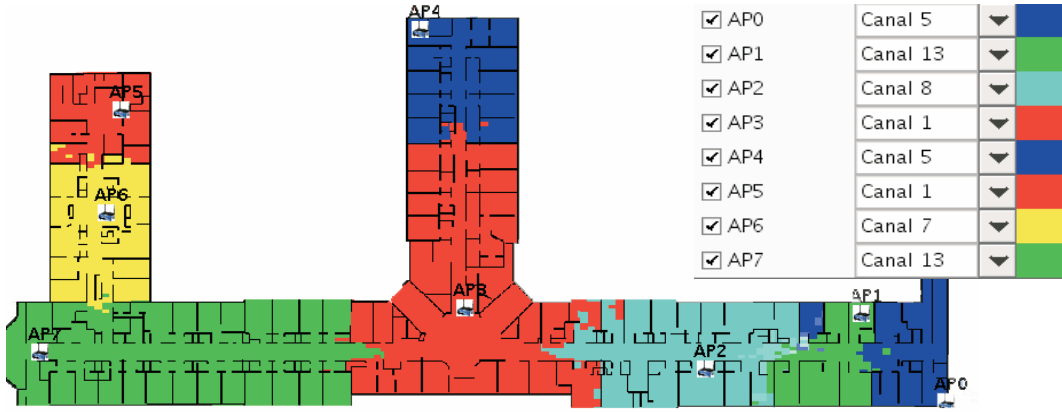


FIG. 5.14 – Carte de couverture de la solution S_{OK} .


 FIG. 5.15 – Zones de services de la solution S_{OK} .

Cette solution présente également un bon critère de débit : $f_{debit} = 2.3$ avec un débit moyen de 235 Kbits/s pour un débit seuil de $d_s = 256$ Kbits/s. Pour vérifier que les erreurs de localisation sont plus faibles pour S_{OK} que pour S_{NOK} , il faudrait implanter une heuristique de localisation (RADAR, HORUS) et comparer ses performances avec ces deux solutions de planification. Ce travail est en cours de réalisation.

5.2.5 Fonction de coût agrégée.

Le problème de planification de réseaux locaux sans-fil est un problème multicritère. Un outil de planification doit permettre à l'ingénieur radio de spécifier les critères qui lui importent pour le réseau. De plus, il doit fournir non pas une solution unique, mais un jeu de solutions qui sera confronté à l'expertise de l'ingénieur.

La première façon de prendre en compte plusieurs critères de planification est de les agréger dans une seule fonctionnelle à optimiser comme suit :

$$f_{agr} = \sum_{i=1}^{i=N_f} \alpha_i \cdot f_i \quad (5.19)$$

La première fonction de coût étudiée dans ces travaux est la fonction qui agrège les critères de couverture f_{slope} et de recouvrement f_{interf} :

$$f_{CI} = \frac{1}{2} \cdot f_{slope} + \frac{1}{2} \cdot f_{interf} \quad (5.20)$$

La seconde fonction de coût agrège les critères de recouvrement f_{interf} et de débit f_{debit} .

$$f_{QI} = \frac{1}{2} \cdot f_{debit} + \frac{1}{2} \cdot f_{interf} \quad (5.21)$$

La troisième fonction de coût agrège un critère d'interférences f_{interf} et de localisation f_{loc} .

$$f_{LI} = \frac{1}{2} \cdot f_{loc} + \frac{1}{2} \cdot f_{interf} \quad (5.22)$$

Comme les deux fonctions f_{QI} et f_{LI} ne garantissent pas la couverture, nous avons introduit la contrainte suivante :

$$f_{slope} \leq f_{slope}^{max} \quad (5.23)$$

Cette contrainte permet d'éviter les évaluation de fonctions inutiles. En effet, si la solution ne remplit pas la contrainte de couverture, les autres fonctions de coût ne sont pas réalisées. Pour pouvoir tout de même classer les solutions qui ne remplissent pas le critère de couverture, nous avons introduit un coefficient de pénalisation P . Ainsi, l'évaluation d'une solution non couverte vaut $f_{slope} \times P$. La valeur de P a été choisie pour que f_{QI} ou f_{LI} soient inférieurs à $f_{slope} \times P$ si la solution remplit la contrainte de couverture.

La valeur de f_{slope}^{max} est fixée à 3 dB car de ce fait on autorise en moyenne un écart de moitié au seuil haut utilisé dans le critère f_{slope} . P est un entier supérieur ou égal à 1000.

Les coefficients α_i de la fonction d'évaluation f_{agr} permettent de pondérer l'importance des critères sur le choix de la solution finale. Ils ont donc un rôle important mais il est difficile de déterminer les valeurs optimales de ces coefficients. Comme tous les critères définis ont le même ordre de grandeur, nous avons équipondéré les critères. Ces trois fonctions agrégées sont évaluées et analysées dans la partie qui traite des résultats de l'algorithme de recherche Tabou.

Trois algorithmes sont présentés dans ce chapitre. Le premier se base sur un travail déjà effectué en DEA (*cf.* [132], [32], [126]) qui met en oeuvre une heuristique déterministe alliant recherche combinatoire et continue. Il est présenté dans la partie 6.1. Cet algorithme permet d'optimiser la couverture radio, avec un nombre d'AP fixe, à l'aide du critère de couverture homogène.

Pour prendre en compte plus de critères de planification, un second algorithme est présenté dans la partie 6.1.2. C'est un algorithme de recherche tabou qui optimise une unique fonction de coût qui agrège les critères d'optimisation choisis. Cet algorithme ne recherche qu'une seule solution au problème.

Pour proposer plusieurs solutions Pareto-optimales, une troisième heuristique multicritère est proposée dans la partie 6.2. Cette heuristique est dérivée de l'heuristique tabou mono-objectif.

6.1 Algorithmes mono-objectifs

6.1.1 Heuristique déterministe

L'heuristique présentée dans cette section est divisée en deux étapes de recherche :

- une recherche combinatoire,
- une recherche continue locale.

Cette heuristique recherche un nombre N fixé à l'avance de points d'accès.

LA RECHERCHE COMBINATOIRE

Elle exploite un nombre fini de positions candidates de points d'accès dont la distribution a été présentée au chapitre 5 (page 149). Nous rappelons que le positionnement d'un AP candidat est représentatif des autres AP présents dans une zone proche dont la surface varie entre $\mathcal{A}_{min}$ et $\mathcal{A}_{max}$. Cette zone proche est définie par le MR-bloc de la pyramide auquel il appartient. Le nombre de points d'accès à positionner, N , est fixé à l'avance. Une carte de couverture est calculée pour chaque point d'accès candidat et les K meilleures solutions au sens du critère de planification sont sélectionnées.

La recherche de ces solutions est exhaustive. L'espace des solutions est de taille C_M^N . Ainsi, pour que la recherche soit réalisable en un temps de traitement réaliste, il faut limiter la taille M de l'ensemble des positions candidates. Pour réduire la taille de l'ensemble des solutions il suffit d'augmenter les valeurs de $\mathcal{A}_{min}$ et $\mathcal{A}_{max}$. Dans ce cas, certains AP candidats peuvent se trouver dans des blocs de taille importante. Ils ne sont alors plus représentatifs de toutes les positions candidates de leur bloc homogène. Pour y palier, une recherche locale est menée pour optimiser plus finement le placement des AP à l'intérieur de leur bloc homogène. La recherche locale présentée ci-après est appliquée aux K solutions de la recherche combinatoire pour les faire converger vers des configurations stables.

LA RECHERCHE LOCALE

Dans cet algorithme, les notations suivantes sont utilisées :

- $\vec{S}_c$: La solution courante.
- P_{worst} : La position du plan la moins bien couverte par $\vec{S}_c$.
- AP_{test} : L'AP de test positionné en P_{worst} .
- AP_{move} : L'AP à déplacer.
- P_{new} : La nouvelle position de AP_{move} .

Une des solutions issues de la recherche combinatoire est optimisée en déplaçant ses AP à l'intérieur de leur bloc homogène. Le choix du déplacement est complètement déterministe car il est conditionné par la présence de trous de couverture. Le point d'accès qui permet de couvrir le mieux le trou de couverture le plus important est déplacé selon le macro-algorithme suivant :

-
- * Calcul de la carte de couverture de la solution courante $\vec{S}_c$,
 - * Recherche de la position P_{worst} la moins bien couverte par $\vec{S}_c$,
 - * Positionnement d'un AP de test AP_{test} à la position P_{worst} ,
 - * Recherche de AP_{move} , l'AP de la solution courante $\vec{S}_c$ le mieux couvert par AP_{test} ,
 - * Recherche de la nouvelle position P_{new} d' AP_{move} comme suit :
 - P_{new} appartient au bloc homogène B_l contenant AP_{move}
 - P_{new} est le point le mieux couvert par AP_{test}
-

FIG. 6.1 – Macro-algorithme de la recherche déterministe.

Cette heuristique est basée sur le principe de réciprocité de la propagation des ondes radio. La figure 6.2 illustre ce principe. La puissance reçue de AP_1 à la position de AP_2 est la même que la puissance reçue de AP_2 au niveau de AP_1 . Elle vaut dans cet exemple -64 dBm. L'idée de l'heuristique déterministe est de quantifier l'amélioration apportée par le déplacement d'un AP pour compenser un trou de couverture. En plaçant un AP de test dans le trou de couverture, on peut déterminer quel AP augmente le plus la puissance reçue au niveau du trou de couverture et par quel déplacement il est possible de réaliser cela.

Le calcul de la carte de couverture complète de la solution courante $\vec{S}_c$ se fait à la résolution des blocs homogènes. La recherche de la position P_{worst} se décompose en deux étapes : la recherche du bloc homogène le moins bien couvert et la recherche fine de la position P_{worst} dans ce bloc. La recherche fine nécessite de poursuivre le calcul de couverture en descendant dans la pyramide jusqu'au niveau 1×1 pixel. De même, au moment de la recherche de la position P_{new} , la carte de couverture d' AP_{test} est calculée à la résolution 1×1 au niveau du bloc homogène contenant AP_{move} . Ceci permet de déterminer finement la nouvelle position de AP_{move} .

Cet algorithme de recherche locale peut rapidement osciller entre deux solutions. En effet, quand le déplacement d'un l'AP crée un autre trou de couverture important après déplacement, à l'itération suivante il y a de fortes chances que le même AP soit déplacé pour combler ce nouveau trou de couverture. Pour éviter cela, une petite mémoire de taille unité a été implantée qui empêche le déplacement du même AP pour deux itérations consécutives.

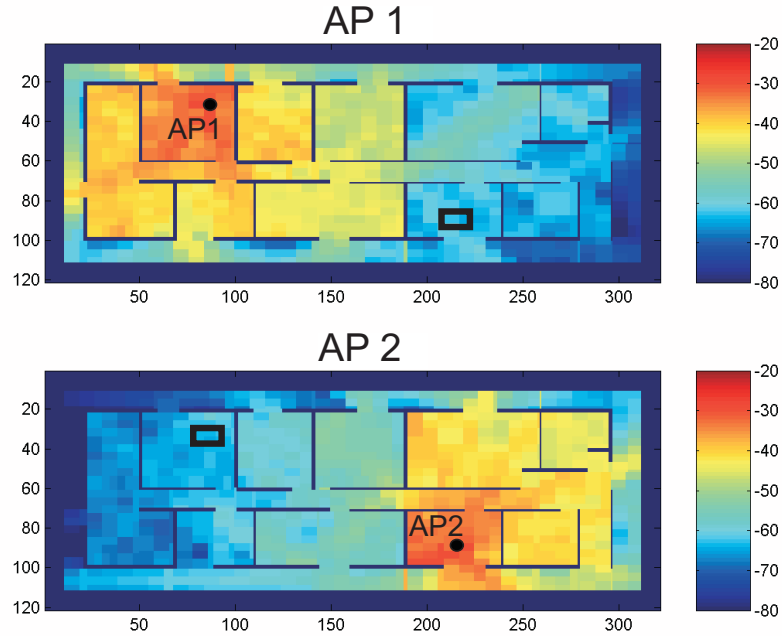


FIG. 6.2 – Réciprocité de la propagation des ondes radio.

QUELQUES RÉSULTATS

Les principaux résultats sont présentés dans mon mémoire de DEA [132] et dans l'article [32]. Un exemple de résolution pour l'instance de problème suivante est donné dans ce manuscrit :

Instance du problème :

Environnement de Test :	CITI, 73×20 mètres. (<i>cf.</i> fig. 6.3)
Nombre M de sites candidats :	56
Nombre de blocs à couvrir :	56
Variables :	Position
Nombre N d'AP :	3
Nombre N_f de critères :	1
Critère :	Couverture Homogène f_{hom}
Heuristique :	Heuristique déterministe à N fixe

La distribution des AP candidats et des blocs à couvrir a été obtenue en fixant $\mathcal{A}_{min}$ à 2 mètres et en ne posant pas de condition sur $\mathcal{A}_{max}$. Les 56 blocs de test et sites candidats sont représentés sur la figure 6.3.

Les 6 meilleures solutions de la recherche exhaustives ont été sélectionnées. Leur évaluation avec le critère f_{hom} se trouve dans le tableau suivant :

	$\vec{S}_1$	$\vec{S}_2$	$\vec{S}_3$	$\vec{S}_4$	$\vec{S}_5$	$\vec{S}_6$
f_{hom}	0.289	0.290	0.299	0.300	0.311	0.315

TAB. 6.1 – Evaluation des 6 meilleures solutions de la recherche combinatoire.



FIG. 6.3 – Répartition des AP candidats et des blocs à couvrir pour l'heuristique déterministe.

Ces six solutions présentent un critère très proche car pour chaque solution, deux AP parmi trois sont identiques. A titre de comparaison, la valeur du critère f_{hom} la plus élevée de la recherche exhaustive vaut 20.0. La figure 6.4-(a) présente la carte de couverture de la meilleure solution de la recherche combinatoire.

Une recherche locale a été menée pour les 6 solutions obtenues. La première, la seconde et la cinquième solution ont pu être améliorées par la recherche locale. Néanmoins, c'est la première solution qui a vu son critère diminuer le plus en passant de $f_{hom} = 0.289$ à $f_{hom} = 0.229$. Sa carte de couverture est représentée sur la partie (b) de la figure suivante. Seul l'AP le plus à droite a été déplacé.

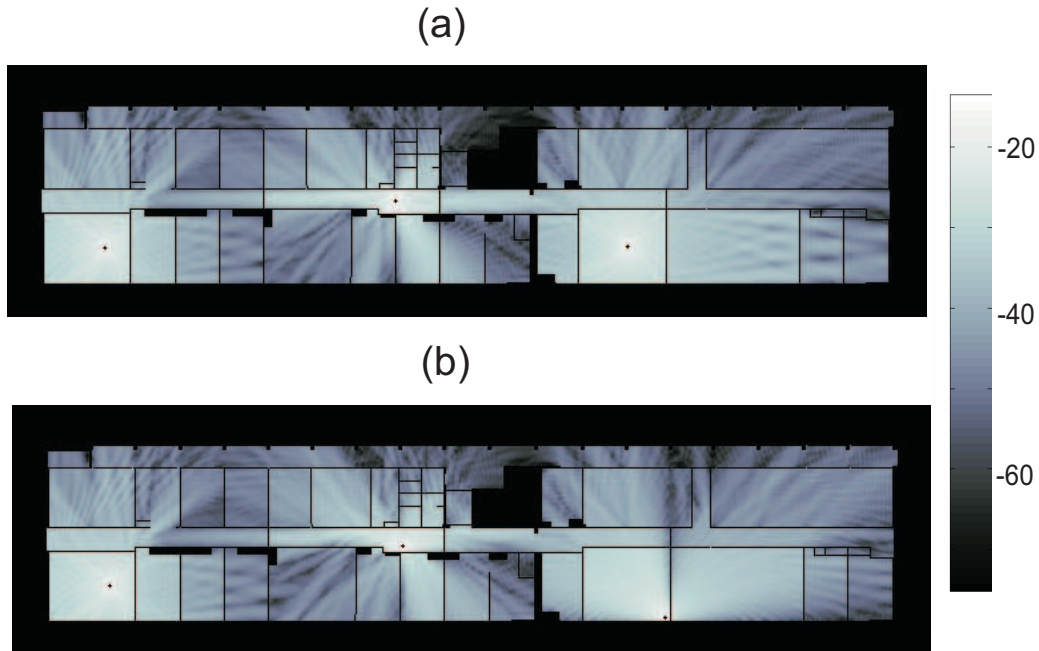


FIG. 6.4 – Solutions de l'heuristique déterministe : (a) après la recherche combinatoire et (b) après la recherche locale.

La recherche locale converge très rapidement (3 itérations) et modifie peu la solution combinatoire de départ. Pour utiliser cette heuristique déterministe, il est nécessaire de définir des tailles plus importantes de blocs homogènes pour positionner les AP candidats. Ce n'est que pour des blocs suffisamment grands que la recherche locale a un intérêt. Si les blocs sont trop petits, la recherche locale améliore très peu la solution combinatoire. La recherche combinatoire présente un temps de traitement important alors que la qualité des solutions dépend principalement de cette recherche exhaustive. C'est pourquoi nous

avons choisi de concentrer nos efforts sur la mise en oeuvre d'une heuristique de recherche combinatoire plus performante.

6.1.2 Métaheuristique tabou

Nous avons choisi d'implanter un algorithme d'optimisation générique pour pouvoir utiliser un nombre plus important de critères de planification. Notre choix s'est orienté vers un algorithme de recherche combinatoire car il est aisé de définir un ensemble de positions candidates des points d'accès intéressant. En effet, dans la partie 5.1 (*cf.* p.147), nous avons montré que l'utilisation de la structure multi-résolution du modèle MR-FDPF permet de sélectionner automatiquement un ensemble discret d'AP candidats.

Nous avons choisi de travailler avec une heuristique tabou car elle permet d'éviter l'écueil des minima locaux par l'introduction d'une mémoire. L'heuristique tabou est décrite ci-après en présentant la structure de voisinage, les caractéristiques de la liste tabou employée, le critère d'aspiration et les conditions d'arrêt choisis.

Les notations suivantes sont employées :

$\vec{S}$: Une solution $\vec{S} = (s_1, \dots, s_M)$
 s_i : Variable binaire définie comme suit :

$$s_i = \begin{cases} 0 & \text{si } AP_i \notin \vec{S}_c \\ (P_i, d_i) & \text{sinon} \end{cases} \quad (6.1)$$

P_i : Puissance de l'AP candidat i t.q. $P_i \in \mathcal{P} = \{p_1, \dots, p_{N_P}\}$.
 D_i : Direction d'émission de l'AP candidat i t.q. $D_i \in \mathcal{D} = \{d_1, \dots, d_{N_P}\}$.
 $\vec{S}_c$: Solution courante traitée par l'algorithme.
 $V(\vec{S}_c)$: L'ensemble des solutions voisines de $\vec{S}_c$.

DÉFINITION DU VOISINAGE

La taille du voisinage que nous avons défini évolue en fonction de la taille de l'espace des solutions et des paramètres pris en compte dans la recherche. L'espace des solutions le plus simple est celui qui ne prend en compte que le paramètre de la position des AP. L'ajout d'une puissance d'émission, de la direction et du nombre d'AP variables se répercute sur la taille et la nature de cet espace. Les paragraphes suivant présentent les règles définies pour créer le voisinage de $\vec{S}_c$ pour les paramètres de position, de puissance d'émission, de directivité et quand le nombre d'AP est variable.

Le voisinage relatif à la position des AP est créé en déplaçant successivement les AP sélectionnés en chaque position candidate non sélectionnée. Une solution voisine de $\vec{S}_c$ a le même nombre d'AP sélectionnés. Voici l'algorithme de construction des solutions voisines de $\vec{S}_c$:

```

Pour i = 1 à M
  Si( $s_i$  est sélectionné) alors
    Pour j = 1 à M
      si( $s_j$  n'est pas sélectionné) alors
         $\vec{S}_{vois} = \text{Echanger}(s_i, s_j)$  ;
         $\text{Ajout}(V(\vec{S}_c), \vec{S}_{vois})$ 
      fin
    fin
  fin
fin

```

FIG. 6.5 – Construction du voisinage relatif à la position des AP.

Par exemple, les solutions voisines de $\vec{S}_c = (0, (15, 0), 0)$ sont $\vec{S}_1 = ((15, 0), 0, 0)$ et $\vec{S}_2 = (0, 0, (15, 0))$. Le voisinage ainsi créé est de taille $N \times (M - N)$, ce qui est bien inférieur au cardinal de l'espace des solutions (C_M^N).

Le voisinage relatif à la puissance des AP est composé de toutes les solutions qui diffèrent de la solution $\vec{S}_c$ uniquement par la valeur de la puissance d'émission P d'un seul des AP sélectionné. L'algorithme de construction des solutions voisines de $\vec{S}_c$ par rapport à la variable discrète P_i est donné à la figure 6.6.

```

Pour i = 1 à M
  Si( $s_i$  est sélectionné) alors
    Pour k = 1 à  $N_P$ 
      si( $p_k \neq P_i$ ) alors
         $S_{vois} = \text{MiseAJour}(s_i, p_k)$  ;
         $\text{Ajout}(V(\vec{S}_c), S_{vois})$ 
      fin
    fin
  fin
fin

```

FIG. 6.6 – Construction du voisinage relatif à la puissance des AP.

Par exemple, si $\mathcal{P} = \{14, 15, 16\}$, les solutions voisines de $\vec{S}_c = (0, (15, 0), 0)$ sont $\vec{S}_1 = (0, (14, 0), 0)$ et $\vec{S}_2 = (0, (16, 0), 0)$. Pour chaque AP sélectionné, $(N_P - 1)$ solutions sont créées en plus des solutions issues du voisinage de position, soit $N \cdot (N_P - 1)$ voisines de puissance au total.

Le voisinage de direction est créé de la même façon que le voisinage de puissance. L'ensemble des directions d'émission $\mathcal{D}$ est également discret, de cardinal N_D . Pour chaque AP sélectionné, une nouvelle solution du voisinage est créée pour chaque élément de l'ensemble des directions. Le cardinal du voisinage de direction vaut $N \times (N_D - 1)$.

Si la variable de direction est prise en compte dans la recherche, le voisinage de direction s'ajoute aux voisinages de position et de puissance.

Le voisinage relatif au nombre d'AP est constitué de solutions créées avec un AP sélectionné de plus ou de moins. N solutions sont créées en supprimant un des AP de la solution courante. $(M - N)$ solutions sont créées en ajoutant un AP candidat à la solution courante parmi des AP candidats non sélectionnés. L'ajout d'un AP se fait toujours avec la même puissance et direction d'émission. La prise en compte d'un nombre variable d'AP rajoute donc M solutions à $V(\vec{S}_c)$.

Le voisinage complet dépend du nombre et de la nature des variables que l'on souhaite prendre en compte dans la recherche. Le voisinage ainsi créé permet d'atteindre tout l'espace des solutions. Le voisinage de taille minimale est constitué du voisinage relatif à la position des AP, de cardinal $N \times (M - N)$ et correspond au problème à nombre d'AP, puissance et direction fixe. Le voisinage de taille maximale est constitué de $N \cdot ((M - N) + (N_D - 1) + (N_P - 1)) + M$ solutions.

HEURISTIQUE DE CHOIX DE $\vec{S}_c$

Il est maintenant possible d'évaluer les solutions du voisinage avec le critère choisi et sélectionner la meilleure solution de cet ensemble de solutions. L'optimum local devient alors la solution courante $\vec{S}_c$ exploitée à l'itération suivante. Si cette nouvelle solution courante est meilleure que la solution optimale $\vec{S}_{opt}$, cette dernière est mise à jour.

LISTE TABOU

La principale caractéristique d'un algorithme tabou est de mémoriser le trajet ou des caractéristiques du trajet parcouru par la recherche pour limiter l'apparition de boucles. Cette mémoire, la liste Tabou, est une liste de type FIFO (First In First Out) qui stocke des solutions complètes ou des parties des solutions parcourues. La taille de cette liste est importante car en fonction des problèmes, elle permet d'éviter les boucles et de converger plus ou moins rapidement vers l'optimum.

Nous avons choisi de créer une liste tabou dynamique qui stocke les AP candidats qui ont été modifiés. Ainsi, si une des caractéristiques de l'AP candidat i a été modifiée (position, puissance ou direction), il est stocké dans la liste tabou. Si une solution du voisinage modifie un AP de la liste, la solution est tabou. Pour qu'une solution soit tabou, il faut qu'un des AP sélectionnés ait exactement les mêmes caractéristiques (position, puissance, direction) qu'un AP de la liste tabou.

Si le nombre d'AP est une variable du problème, la liste tabou va soit empêcher l'ajout d'un AP après une suppression d'AP, soit empêcher la suppression après un ajout. Pour cela, deux AP particuliers sont créés qui présentent respectivement les caractéristiques d'un AP supprimé et d'un AP ajouté. Ces deux AP ne comportent pas d'information de position. L'AP qui caractérise un AP ajouté est stocké dans la liste s'il y a eu suppression d'AP et l'AP qui caractérise un AP supprimé est stocké s'il y a eu ajout.

Pour tester si une solution est tabou ou non au moment de l'ajout (*resp.* de suppression) d'un AP, il suffit de regarder s'il existe un AP d'ajout (*resp.* de suppression) dans la liste tabou.

La liste tabou utilisée présente une durée variable. A chaque itération, sa durée est tirée aléatoirement dans un intervalle $[T_{min}, T_{max}]$. Nous avons choisi les valeurs de cet

intervalle de façon empirique, après plusieurs tests comme le préconisent *Collette et Siarry* dans [103]. T_{min} est fixé à $(M/5)$ et T_{max} à $(M/2)$, avec M le nombre d'AP candidats.

CRITÈRE D'ASPIRATION

Dans un premier temps, nous avons implanté un critère d'aspiration qui supprime le caractère tabou d'une solution du voisinage courant si son évaluation est meilleure que l'optimum actuel. Lors de nos premiers tests, l'aspiration d'une solution tabou n'est jamais survenue pendant la recherche.

Or, pour pouvoir mettre en oeuvre ce critère d'aspiration, il est nécessaire d'évaluer toutes les solutions du voisinage, ce qui coûte cher. Pour pouvoir diminuer le nombre d'évaluations à chaque itération, nous avons donc choisi de ne plus utiliser ce critère d'aspiration et de n'évaluer que les solutions non-tabou.

CONDITIONS D'ARRÊT

Trois conditions d'arrêt ont été définies :

$f_{agr} = 0$: un optimum global a été trouvé, puisque nos critères sont définis positifs.
 $NI = NI_{max}$: le nombre maximal d'itérations est atteint,
 $NSA = NSA_{max}$ le nombre maximal d'itérations sans amélioration de la fonction de coût est atteint.

SOLUTION INITIALE

Les positions des N AP de la solution initiale sont tirées aléatoirement. Une même position ne peut être attribuée à deux AP de la solution initiale.

6.1.3 Résultats de planification avec la recherche mono-objectif tabou

L'algorithme tabou a été testé avec le critère de couverture homogène et les trois fonctions de coût présentées à la page 169. Elles agrègent les critères suivant :

- f_{slope} et f_{interf} (cf. eq. 5.20),
- f_{debit} et f_{interf} (cf. eq. 5.21),
- $f_{localisation}$ et f_{interf} (cf. eq. 5.22).

Pour la fonction de coût qui agrège le débit et les interférences, nous avons analysé l'influence des coefficients de pondérations dans la recherche et l'influence de la variation de la puissance d'émission.

Convergence de l'heuristique. La solution optimale a déjà été présentée à la figure 5.4, page 153. Elle a été trouvée au bout de 3 itérations de recherche et n'a nécessité que 1125 évaluations de fonction. Trois voisinages complets ont été évalués. Au bout de ces 3 itérations, il n'y a que deux éléments dans la liste tabou. Comme la seule variable prise en compte est la variable de position, chaque élément tabou rend 3 solutions du voisinage tabou. La recherche a été poursuivie pendant 503 itérations, mais il n'y a pas d'autre solution qui ait été trouvée. La première convergence est la bonne a priori.

Il a fallu 33 secondes pour calculer les 129 cartes de couverture. Les 503 itérations ont duré 8 s., soit 16 ms. en moyenne par itération. La première convergence a eu lieu au bout 3 itération et 50 ms. de recherche.

OPTIMISATION DE LA COUVERTURE ET DES INTERFÉRENCES

Instance du problème :

Environnement de Test :	Foch (<i>cf.</i> p. 149)
Nombre M de sites candidats :	258
Nombre de blocs à couvrir :	503
Variables :	Position, nombre d'AP N
Nombre N d'AP initial :	6
Nombre N_f de critères :	2
Critères :	Couverture à seuil progressif f_{slope} pour 802.11g Interférences f_{interf} avec $h = 1$
Pondération :	$\alpha_{slope} = \alpha_{interf} = 1/2$
Heuristique :	Heuristique tabou à N variable
Intervalle tabou :	[40, 140]

La recherche est ici réalisée avec un nombre d'AP variables car les deux critères ont un comportement antagoniste : le critère de couverture tend à augmenter N tandis que le critère de recouvrement tend à le diminuer.

Convergence de l'heuristique. Le calcul des 258 cartes de couverture a duré 227 secondes. Une solution a été obtenue au bout de 27 itérations en 26 secondes et 36886 évaluations (1s. par itération en moyenne). Celle-ci compte 3 points d'accès et un critère agrégé de $f_{agr} = 1.6760$. Les critères f_{slope} et f_{interf} valent respectivement 2.9 et 0.4.

La valeur du critère de couverture optimal qui vaut 2.9 n'est pas à imputer à la présence de trous de couverture car quasiment 100 % de la surface est couverte avec une puissance supérieure à -80 dBm. Comme le critère est calculé pour des seuils de sensibilité relatifs à la norme 802.11g, la valeur du critère est à imputer aux 26 % de la surface couverte entre -80 dBm et -69 dBm.

C'est le critère de recouvrement qui prime dans le choix de la solution optimale. Les variations de f_{interf} par rapport aux variations des paramètres de position et de nombre d'AP sont plus fortes que celle de f_{slope} . De ce fait, la recherche privilégie la sélection de solutions avec un faible critère d'interférences, même si les critères sont équipondérés.

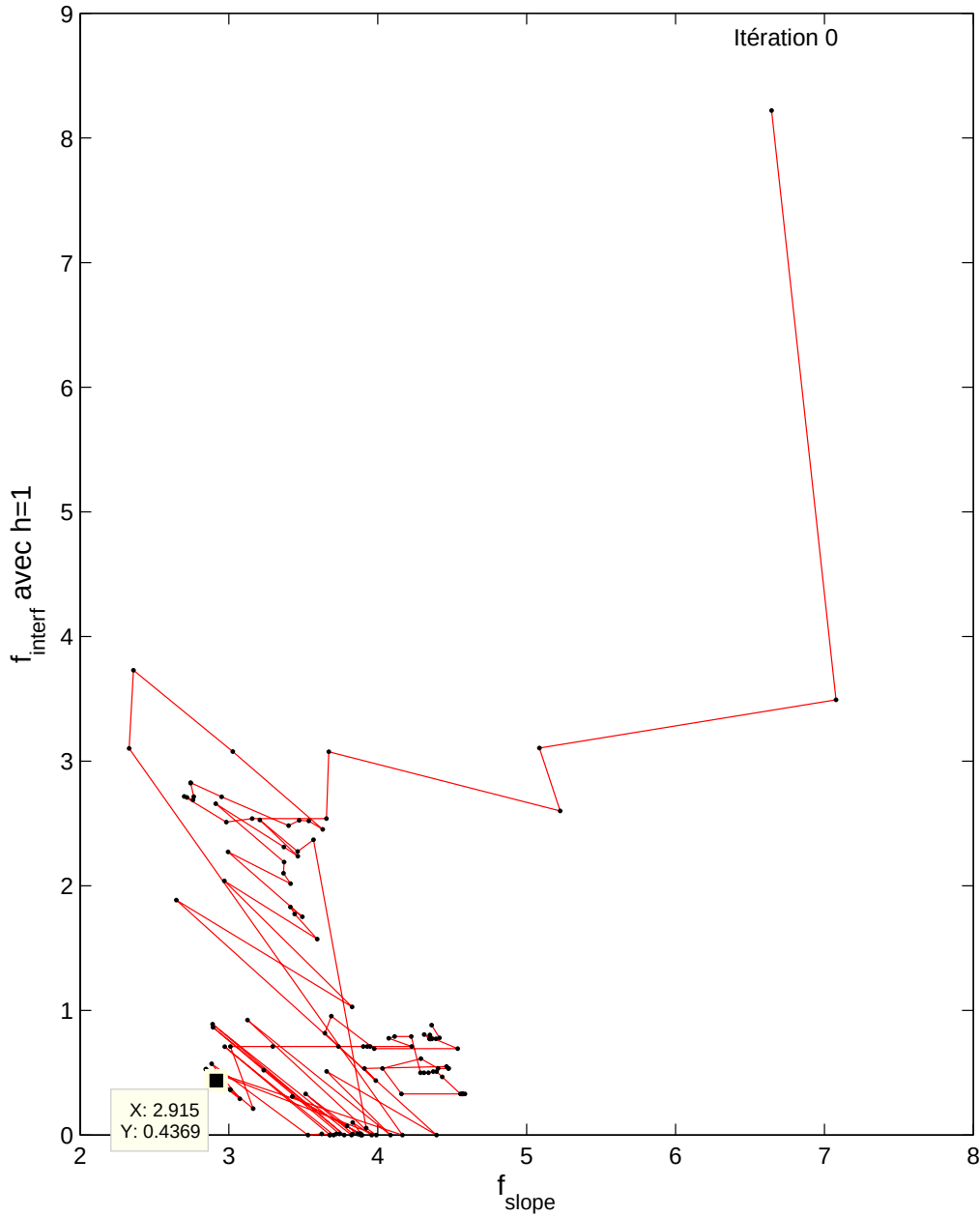
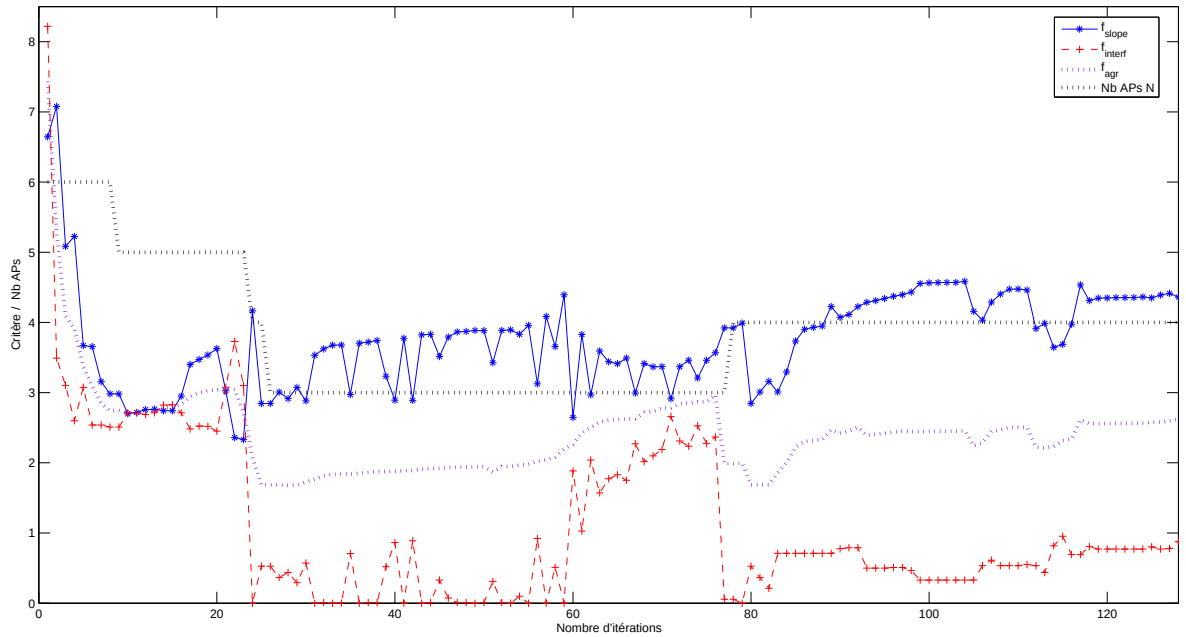


FIG. 6.7 – Evolution de f_{slope} et f_{interf} pour toutes les solutions courantes dans l'espace des fonction.

Ce phénomène est bien visible sur la figure 6.7 qui représente les évaluations successives des solutions courantes $\vec{S}_c$ dans l'espace des fonctions. Chaque point représente la solution choisie à la fin de l'itération courante. Ces points sont reliés dans l'ordre des itérations où ils ont été sélectionnés.

La solution optimale est aussi représentée sur le graphe de la figure 6.7. Elle se trouve sur le front de Pareto de l'ensemble des solutions représentées. La figure 6.8 présente l'évolution de f_{slope} , f_{interf} , f_{agr} et du nombre d'AP N en fonction du nombre d'itérations.


 FIG. 6.8 – Evolution de f_{slope} , f_{interf} , f_{agr} et de N au cours de la recherche.

On observe sur ces courbes une diminution nette du nombre d'AP. C'est au passage à 4 AP que le critère d'interférences diminue réellement. Puisque le nombre de signaux utiles h est fixé à 1, cela signifie que c'est à partir du 3e signal le plus élevé du bloc que f_{interf} est pénalisée.

IMPACT DES COEFFICIENTS DE PONDÉRATION POUR L'OPTIMISATION DES INTERFÉRENCES ET DU TRAFIC

Instance du problème :

Environnement de Test :	Foch (cf. p. 149)
Nombre M de sites candidats :	258
Nombre de blocs à couvrir :	503
Variables :	Position, nombre d'AP N
Nombre N d'AP initial :	6
Nombre N_f de critères :	2
Critères :	Interférences f_{interf} avec $h = 2$ Trafic f_D , $ds = 256$ Kbits/s
Contrainte	Couverture à seuil progressif f_{slope} avec $f_{slope}^{max} = 3dB$
Heuristique :	Heuristique tabou à N variable
Intervalle tabou :	[40, 140]

Le critère de couverture à seuil est considéré comme une contrainte dure du problème. Pour qu'une solution soit testée par la fonction de coût, il faut que le f_{slope} soit inférieure à $f_{slope}^{max} = 3dB$ (cf. équation 5.23). Le débit par utilisateur minimal est fixé à 256 Kbits/s.

Avec cette instance de problème, nous allons rechercher un jeu de coefficients de pondération α_{debit} et α_{interf} qui nous permette d'obtenir des solutions qui présentent des critères f_{interf} et f_{debit} du même ordre de grandeur. Cette recherche nous permet de nous pla-

cer dans la même situation qu'un installateur de réseau qui recherche une configuration particulière des AP.

Le calcul des 258 cartes de couverture a duré 250 secondes. En moyenne, il faut 1.5 secondes de traitement par itération de recherche. Le temps de traitement par itération est plus important que pour l'instance précédente (1 s.) car il faut calculer les valeurs de 3 critères pour chaque évaluation.

Analyse des coefficients de pondération α_{debit} et α_{interf} . Comme nous l'avons vu pour l'optimisation des critères de couverture et d'interférences, le jeu de coefficients ($\alpha_{slope} = 1/2, \alpha_{interf} = 1/2$) favorise la recherche selon f_{interf} . Nous allons commencer par appliquer ce jeu de coefficients et pour observer son impact sur la recherche, nous avons fait varier le nombre de noeuds de trafic présents dans l'environnement. La tableau 6.2 montre comment évolue le nombre de AP et les critères en fonction du nombre de noeuds de trafic pour un pondération identique des critères ($\alpha_{interf} = 1/2, \alpha_{debit} = 1/2$).

Nb Noeuds	N	f_{agr}^*	f_{debit}^*	f_{interf}^*	f_{slope}^*	$\bar{d}$ (Kbits/s)	$P(F^{k_{h+1}} > P^n)$	NI	T (s.)
50	5	0	0	0	2.8	527	0%	7	12.5
100	5	0.46	0.64	0.3	2.8	255	2.3%	527	654
150	5	1.4	2.5	0.3	2.8	162	2.3%	504	655
200	6	2.0	3.5	0.5	2.4	145	7.3%	1384	1900
250	6	2.5	4.5	0.5	2.4	113	7.3%	143	189
300	6	3.0	5.7	0.3	2.7	92	3.4%	370	481

TAB. 6.2 – Performances des solutions en fonction du nombre de noeuds présents pour ($\alpha_{interf} = 1/2, \alpha_{debit} = 1/2$).

$P(F^{k_{h+1}} > P^n)$ représente le pourcentage de surface où le quatrième signal le plus puissant est supérieur à la puissance du bruit P^n . Ce pourcentage représente la portion du plan où la pénalisation du critère d'interférences n'est pas nulle. NI donne le nombre d'itérations nécessaires à l'obtention de l'optimum local.

L'analyse de ce tableau nous montre que l'ordre de grandeur du critère de recouvrement favorise l'obtention d'une solution qui minimise le recouvrement au détriment du débit. Pour 50 noeuds, il existe plusieurs solutions au problème posé. Les solutions optimales obtenues avec 100 et 150 noeuds sont les mêmes. Il en est de même pour les solutions avec 200 et 250 noeuds. Le débit moyen par utilisateur, $\bar{d}$, diminue beaucoup avec l'augmentation du nombre de noeuds.

A nombre de noeuds fixé, les solutions qui présenteraient un nombre d'AP élevé ne sont pas sélectionnées. L'amélioration du critère de débit due à l'ajout d'un AP est contrebalancée par le critère d'interférences. Pour limiter cet effet, nous avons cherché à pondérer différemment les deux critères pour augmenter l'influence du critère de débit dans la recherche.

Le tableau suivant présente des simulations obtenues avec la pondération $\alpha_{interf} = 1/10$ et $\alpha_{debit} = 9/10$. Avec cette pondération, nous limitons l'influence du critère de recouvrement pour obtenir un meilleur débit.

Nb Noeuds	N	f_{agr}^*	f_{debit}^*	f_{interf}^*	f_{slope}^*	$\bar{d}$ (Kbits/s)	$P(F^{k_{h+1}} > P^n)$	NI	T (s.)
50	5	0	0	0	2.7	516	0%	395	236
100	7	0.26	0	2.6	2.8	374	25%	557	878
150	8	0.73	0.01	7.15	2.8	273	53%	1248	3219
200	10	1.5	0.01	15	2.2	283	89%	741	6942
250	16	1.9	0.01	19	2.8	312	93%	1031	12942
300	17	2.3	0.01	23	2.1	292	99%	1374	30440

TAB. 6.3 – Performance des solutions en fonction du nombre de noeuds pour ($\alpha_{interf} = 1/10; \alpha_{debit} = 9/10$).

Avec la pondération ($\alpha_{interf} = 1/10, \alpha_{debit} = 9/10$), on optimise principalement le débit au détriment des interférences. En effet, pour un nombre élevé de noeuds, le nombre d'AP permet de fournir suffisamment de bande passante mais les interférences créées sont trop importantes ($P(F^{k_{h+1}} > P^n) = 89\%$ pour 200 noeuds). Des performances plus équilibrées ont été obtenues avec la pondération ($\alpha_{interf} = 1/4, \alpha_{debit} = 3/4$). Elles sont présentées dans le tableau suivant :

Nb Noeuds	N	f_{agr}^*	f_{debit}^*	f_{interf}^*	f_{slope}^*	$\bar{d}$ (Kbits/s)	$P(F^{k_{h+1}} > P^n)$	NI	T (s.)
50	5	0	0	0	2.7	480	0%	402	306
100	6	0.6	0.4	1.2	3.0	311	17%	808	1057
150	7	1.5	1.15	2.6	2.8	237	29%	648	1305
200	8	2.3	2.15	2.9	2.3	199	25%	14	24
250	8	3.0	3.0	2.9	2.3	156	26%	914	2264
300	8	3.6	3.8	2.9	2.3	127	25%	1307	3696

TAB. 6.4 – Performances des solutions en fonction du nombre de noeuds pour ($\alpha_{interf} = 1/4, \alpha_{debit} = 3/4$).

Les solutions présentées dans le tableau 6.4 présentent bien un équilibre entre les valeurs des deux critères. Les trois jeux de coefficients réalisent trois compromis différents au cours de la recherche. Ce phénomène est illustré dans la figure 6.9. Pour 200 noeuds, cette figure représente la répartition dans l'espace des fonctions des solutions courantes pour chaque jeu de coefficients testé.

Pour obtenir un jeu de coefficients de pondération intéressant, il a fallu réaliser plusieurs simulations. Cette calibration de la recherche est délicate et prend du temps. De plus, il n'est pas certain que le compromis où l'on obtient des solutions aux critères équilibrés soit celui attendu par un installateur. Cet exemple illustre bien les difficultés inhérentes à l'utilisation d'une unique fonction agrégée pour l'optimisation. La recherche multicritère fournira plusieurs solutions en une seule recherche. Ces solutions pourront être sélectionnées par l'installateur a posteriori.

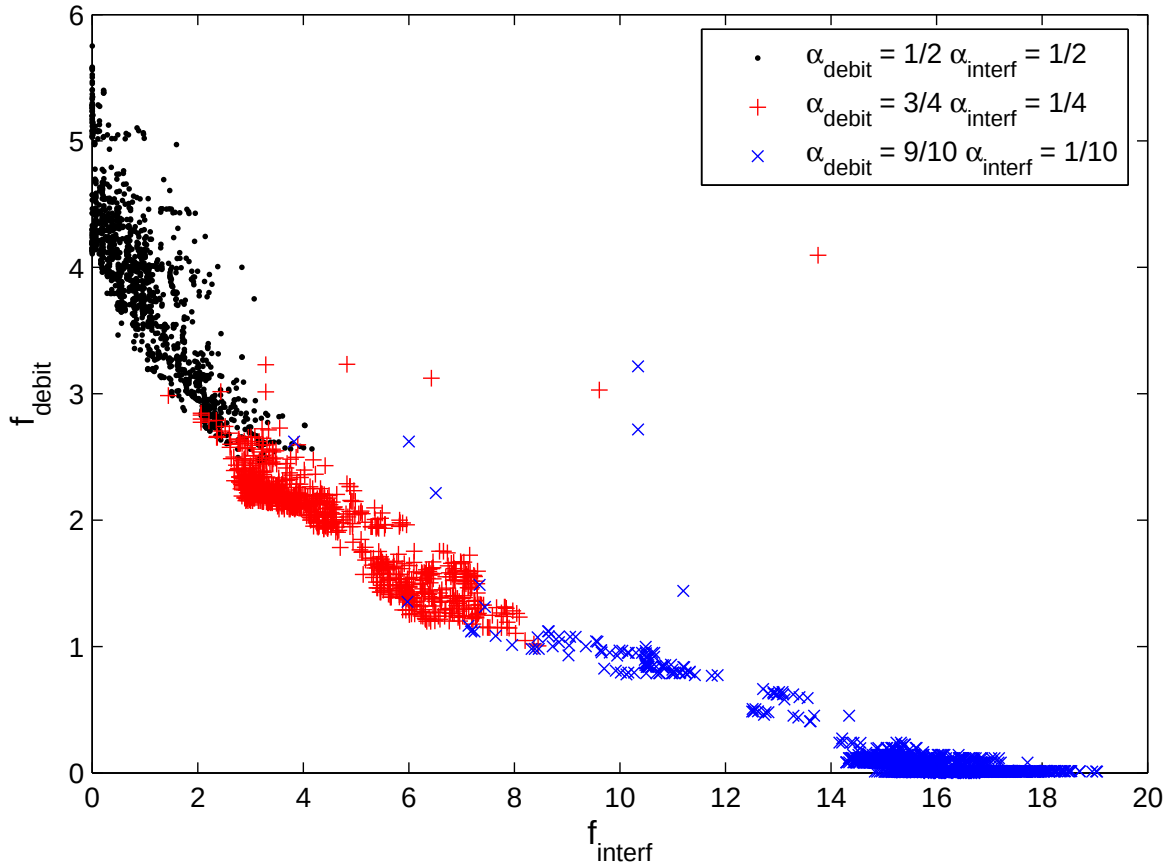


FIG. 6.9 – Répartition des critères f_{interf} et f_{debit} dans l'espace des fonctions pour les trois jeux de coefficients de pondération.

Validation des résultats. Pour finaliser ces travaux, il faudrait mettre en oeuvre un des scénarios de test présenté et vérifier que les débits prédits sont proches des débits réels. Nous envisageons pour cela la mise en place d'une solution de planification dans un bâtiment en plaçant les AP et les noeuds selon le scénario choisi. Lors de ces tests, les noeuds émettront en saturant le canal pour se mettre dans la même configuration.

D'autres tests seront nécessaires pour trouver une équivalence entre le nombre de noeuds du modèle et la densité d'utilisateurs réelle. En effet, comme les noeuds mobiles du modèle d'évaluation de performances saturant la bande passante, il n'est pas facile de trouver une correspondance entre le nombre de noeuds du modèle et un nombre réaliste d'utilisateurs. Pour cela, il faudra définir des classes de trafic qui dépendent des applications utilisées. Pour chaque classe de trafic, le débit reçu par utilisateur sera mesuré en fonction du nombre d'utilisateurs répartis sur un AP. Il sera alors possible de trouver, en fonction de l'application envisagée, un ordre de grandeur pour la correspondance entre le nombre de noeuds du modèle et le nombre d'utilisateurs présents dans le bâtiment.

IMPACT DE LA PUISSANCE VARIABLE SUR L'OPTIMISATION DES INTERFÉRENCES ET DU DÉBIT.

Pour observer l'impact du paramètre de puissance, nous avons relancé l'instance du problème suivante :

Instance du problème :

Environnement de Test :	Foch (cf. p. 149)
Nombre M de sites candidats :	258
Nombre de blocs à couvrir :	503
Variables :	Position, nombre d'AP N , puissance d'émission
Nombre N d'AP initial :	6
Nombre N_f de critères :	2
Critères :	Interférences f_{interf} avec $h = 2$ Trafic f_D , $ds = 256$ Kbits/set nombre de noeuds = 200
Contrainte	Couverture à seuil progressif f_{slope} avec $f_{slope}^{max} = 3dB$
Pondération :	$\alpha_{interf} = \alpha_{debit} = 1/2$
Heuristique :	Heuristique tabou à N variable
Intervalle tabou :	[40, 140]

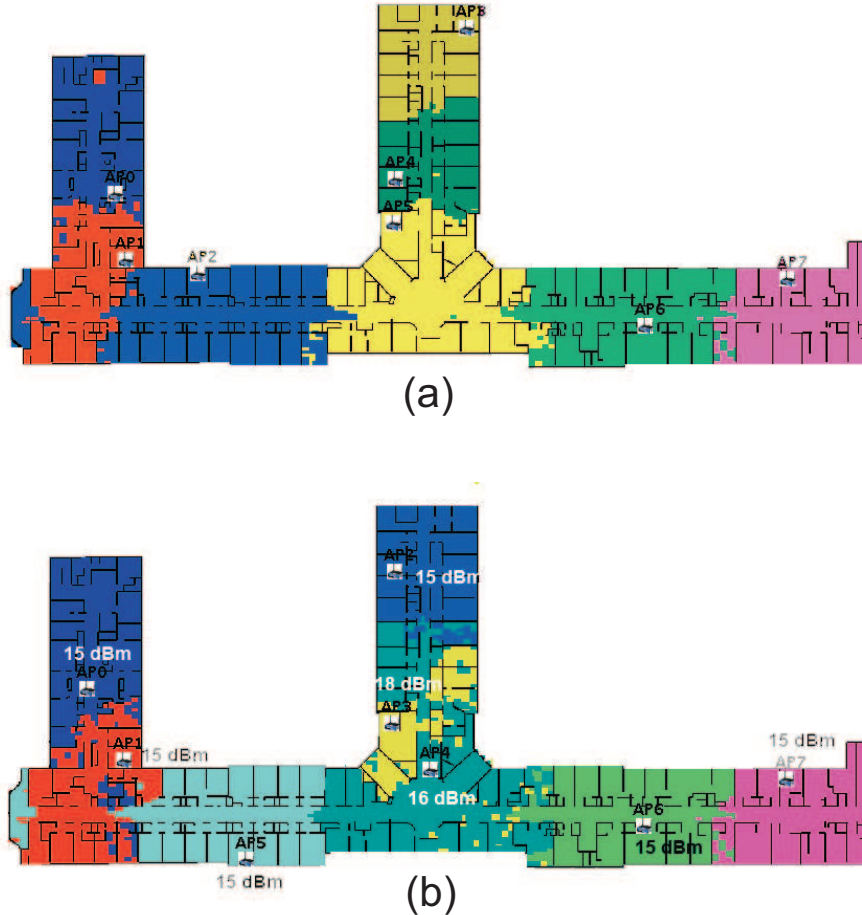


FIG. 6.10 – Zones de service avec (a) P_e fixe et (b) P_e variable pour 200 noeuds et $ds = 256$ Kbits/s.

La puissance d'émission peut varier dans l'ensemble $\{15, 16, 17, 18, 19\}$. Pour les simulations précédentes, la puissance d'émission était fixée à 15 dBm. Le tableau 6.5 compare les résultats obtenus à puissance fixe et variable. On peut observer une amélioration du critère de débit alors que le débit moyen est identique. Nous rappelons que le critère admet

une forme quadratique qui minimise conjointement l'erreur moyenne et l'écart-type (cf. p. 152).

	N	f_{agr}^*	f_{debit}^*	f_{interf}^*	f_{slope}^*	$\bar{d}$ (Kbits/s)	$P(F^{k_{h+1}} > P^n)$	NI
Pe Fixé	8	2.3	2.15	2.9	2.3	199	25%	14
Pe Variable	8	2.12	1.25	4.7	2.9	199	39%	2368

TAB. 6.5 – Performances des solutions en fonction du nombre de noeuds pour ($\alpha_{interf} = 1/4, \alpha_{debit} = 3/4$).

La figure 6.10 représente les deux solutions obtenues l'une à puissance fixe (a) et l'autre à puissance variable (b). Il n'y a que 2 AP qui présentent une puissance différente de 15 dBm. Les critères obtenus pour les deux solutions sont bien différents. A puissance variable, la solution obtenue favorise le débit au détriment des interférences. Néanmoins, on observe un morcellement des zones de service des AP centraux. Dans ce cas, certains équipements peuvent changer fréquemment de cellule et ainsi réduire la bande passante du réseau. L'introduction du critère de connexité formulé par Adel Jedidi [18] permettrait d'homogénéiser la répartition des zones de service et limiter ce phénomène.

OPTIMISATION DES INTERFÉRENCES ET DE LA LOCALISATION

Instance du problème :

Environnement de Test :	Foch (cf. p. 149)
Nombre M de sites candidats :	258
Nombre de blocs à couvrir :	503
Variables :	Position, nombre d'AP N
Nombre N d'AP initial :	4
Nombre N_f de critères :	2
Critères :	Interférences f_{interf} avec $h = 3$ Localisation f_{loc}
Contrainte	Couverture à seuil progressif f_{slope} avec $f_{slope}^{max} = 3dB$
Pondération :	$\alpha_{interf} = \alpha_{loc} = 1/2$
Heuristique :	Heuristique tabou à N variable
Intervalle tabou :	[40, 140]

Le critère d'interférence tolère 3 signaux en plus du signal Best Serveur car plus il y a de signaux présents en un même bloc, plus la localisation est aisée.

Convergence de l'heuristique. Une solution locale a été obtenue au bout de 69 itérations. Celle-ci comporte 8 AP et un critère agrégé de $f_{agr} = 0.3$. Le critère de recouvrement est nul et le critère de localisation vaut 0.6. On se rend compte que le critère de recouvrement ne rentre presque pas en ligne de compte quand le nombre de signaux autorisés vaut 3. Cela signifie qu'il n'existe aucun bloc où le 4e signal interférent présente une puissance supérieure à la puissance du bruit. On observe que le nombre d'AP a augmenté pour pouvoir améliorer le critère de localisation. La solution optimale trouvée est présentée dans la figure 5.14. Ses performances ont déjà été analysées au paragraphe 5.2.4, page 164. Elle présente un bon critère de débit avec $f_{debit} = 2.3$ quand le débit limite $d_s = 256$ Kbits/set un débit moyen de 235 Kbits/s.

L'ordre de grandeur des deux critères est proche comme on peut le voir sur la figure 6.11. De ce fait, les coefficients de pondération n'ont pas à être adaptés pour obtenir une solution où l'influence des deux critères est équitablement répartie dans la recherche.

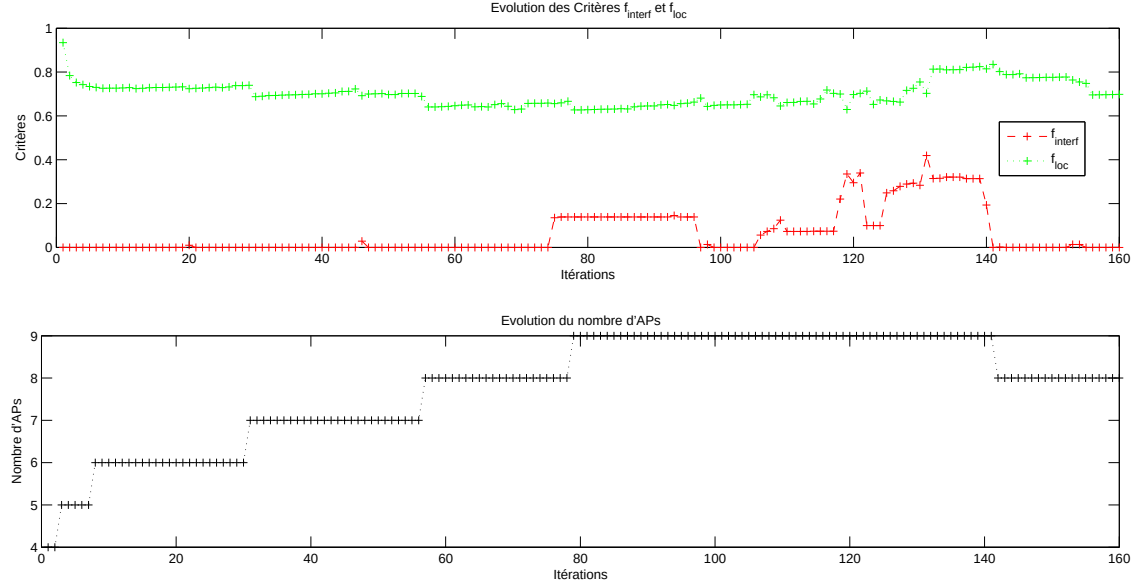


FIG. 6.11 – Evolution des critères f_{interf} et f_{loc} (Haut) et du nombre d'AP (Bas).

La figure 6.11 montre que c'est à partir de 9 AP que le critère d'interférences prend une valeur non négligeable. C'est également à partir de là que le critère de localisation est le plus faible.

6.2 Algorithme multiobjectif

Les deux algorithmes proposés ne fonctionnent qu'avec un unique critère d'évaluation. Ainsi, pour les utiliser pour résoudre le problème multicritère de planification, il est nécessaire d'agréger les objectifs en une unique fonctionnelle. De ce fait, les solutions obtenues sont le résultat d'un compromis unique entre les N_f critères traités. Si ce compromis ne donne pas de solution satisfaisante pour l'installateur, il doit relancer la recherche en pondérant différemment ses critères de choix pour obtenir une nouvelle solution.

Pour permettre à l'installateur de choisir directement entre plusieurs compromis, nous avons implanté un algorithme multiobjectif. L'heuristique que nous proposons se base sur une stratégie de recherche tabou. Plusieurs propositions de mise en oeuvre d'une heuristique tabou pour la recherche multiobjectifs ont déjà été réalisées : [133], [134], [135], [136]. L'heuristique qui se rapproche le plus de la notre est décrite par *Armentano et Claudio* dans [133].

6.2.1 Heuristique multiobjectif tabou

NOTATIONS.

Dans cette partie nous utilisons les notations suivantes :

$\mathcal{F}_c(i)$:	le <i>Front de Recherche Courant</i> de l'itération i constitué des K solutions courantes $\{\vec{S}_c^k(i), k \in [1..K]\}$.
$\vec{S}_c^k(i)$:	la solution numéro k du front $\mathcal{F}_c(i)$.
$V(\vec{S}_c^k(i))$:	le voisinage de la solution k de $\mathcal{F}_c(i)$.
$V(\mathcal{F}_c(i))$:	le voisinage de toutes les solutions de $\mathcal{F}_c(i)$.
$\mathcal{F}_{PP}(i)$:	le <i>Front de Pareto Intermédiaire</i> obtenu à la fin de l'itération i .
$\mathcal{F}_{PP}$:	le <i>Front de Pareto Pratique</i> obtenu à la fin de la recherche.
$\mathcal{F}_{PT}$:	le <i>Front de Pareto Théorique</i> du problème.
R :	rang de Pareto d'un front ou d'une solution.
$\mathcal{P}_R$:	l'opérateur qui à un ensemble de solutions A associe l'ensemble des solutions non-dominées de rang inférieur à R : $A \rightarrow \mathcal{P}_R(A)$.

La définition de la dominance et du front de Pareto théorique est donnée en page 44. Le front de Pareto théorique est déterminé à partir d'une recherche exhaustive de l'espace des solutions. Si $\mathcal{S}$ représente l'ensemble des solutions du problème, on a $\mathcal{F}_{PT} = \mathcal{P}_0(\mathcal{S})$.

Le front de Pareto $\mathcal{F}_0$ de rang $R = 0$ d'un ensemble de solutions B_0 est l'ensemble des solutions non-dominées au sens de Pareto. Le front $\mathcal{F}_r$ de rang $R = r$ est l'ensemble des solutions non-dominées de l'ensemble des solutions défini comme suit :

$$B_r = B_0 \setminus \cup_{i=0}^{r-1} \mathcal{F}_i$$

MACRO-ALGORITHME.

Au lieu de travailler avec une seule solution courante, l'algorithme considère un ensemble de K solutions courantes qu'il fait évoluer. C'est le front de recherche courant $\mathcal{F}_c$. Ces K solutions évoluent indépendamment les unes des autres. Chaque solution possède sa propre liste tabou. La solution k du front de recherche à l'itération $(i + 1)$, $\vec{S}_c^k(i + 1)$, est issue du voisinage de la solutions k de l'itération i , $\vec{S}_c^k(i)$. On peut interpréter ces solutions comme K recherches tabou parallèles. Un front de Pareto pratique stocke à chaque itération

les solutions non-dominées obtenues par toutes les k recherches tabou. Voici le macro-algorithme qui présente une itération de recherche de l'heuristique implantée :

A l'itération i :

- 1- Pour chaque solution $\vec{S}_c^k$ du front courant $\mathcal{F}_c(i)$:
 - a- Calcul du voisinage de position de la solution $V(\vec{S}_c^k)$;
 - b- Sélection de l'ensemble $\mathcal{P}_R(V(\vec{S}_c^k))$ des solutions non-dominées de rang $R \leq R_{max}$ de l'ensemble $V(\vec{S}_c^k)$;
 - c- Ajout de $\mathcal{P}_R(V(\vec{S}_c^k))$ dans le front optimal $\mathcal{F}_{PP}$;
 - d- Sélection aléatoire d'une des solutions de $\mathcal{P}_R(V(\vec{S}_c^k))$ et ajout dans le nouveau front courant $\mathcal{F}_c(i+1)$
 - 2- Suppression des solutions dominées de rang $R > 0$ du front optimal $\mathcal{F}_{PP}$;
 - 3- Mise à jour de la liste tabou pour chaque solution du nouveau front courant $\mathcal{F}_c(i+1)$.
-

FIG. 6.12 – Macro-algorithme de l'heuristique multiobjectif.

CALCUL DU NOUVEAU FRONT DE RECHERCHE COURANT $\mathcal{F}_c(i+1)$.

Le voisinage de chacune des K solutions du front courant est déterminé comme dans l'algorithme tabou mono-objectif (*cf.* algorithme de construction d'un voisinage de position p.176). Pour chaque construction du voisinage d'une solution $\vec{S}_c^k$, l'ensemble $\mathcal{P}_R(V(\vec{S}_c^k))$ des solutions non-dominées de rang inférieur ou égal à R est extrait. $\mathcal{P}_R(V(\vec{S}_c^k))$ peut s'assimiler à une bande de Pareto qui contient toutes les solutions de rang inférieur à R .

Les ensembles $\mathcal{P}_R(V(\vec{S}_c^k))$, $k \in [1..K]$ issus des K solutions sont utilisés pour constituer le nouveau front de recherche courant $\mathcal{F}_c(i+1)$. $\mathcal{F}_c(i+1)$ est construit en ajoutant une solution de chaque ensemble $\mathcal{P}_R(V(\vec{S}_c^k))$, $k \in [1..K]$. Ces solutions sont sélectionnées aléatoirement selon une loi de probabilité uniformément répartie.

Il est possible, dans une évolution de l'heuristique, d'introduire d'autres critères de choix. On pourrait par exemple guider la recherche de chaque solution vers un compromis fixé à l'avance. Par exemple, choisir une solution qui s'approche le plus d'une direction fixée au lancement de l'algorithme. Cette approche revient à une agrégation des critères mais elle a l'avantage de définir la direction optimale sans avoir à choisir des coefficients de pondération qui sont biaisés par la recherche.

OBTENTION DU FRONT DE PARETO OPTIMAL $\mathcal{F}_{PP}$.

Le front optimal est obtenu après avoir uni tous les ensembles $\mathcal{P}_R(V(\vec{S}_c^k))$, $k \in [1..K]$ issus des voisinages des solutions courantes au front optimal de l'itération précédente :

$$\mathcal{F}_{PP}(i+1) = \mathcal{F}_{PP}(i) \cup \mathcal{P}_R(V(\vec{S}_c^k)), k \in [1..K]$$

Comme l'union de ces ensembles présente des solution dominées, il faut supprimer ces solutions à la fin de l'itération pour ne garder que les solution non-dominées de rang 0. La taille de cet ensemble n'est pas bornée.

LA MÉMOIRE TABOU.

Une liste tabou par solution du front de recherche est créée, soit K listes tabou. Quand une nouvelle solution $\vec{S}_c^k(i+1)$ du front de recherche est sélectionnée, la liste tabou numéro k stocke l'AP qui a vu ses caractéristiques modifiées. C'est exactement la même liste tabou que celle utilisée dans l'algorithme tabou mono-objectif présenté en page 177.

Pour connaître à tout moment l'origine d'une solution, on stocke dans chaque solution $\vec{S}$ du voisinage $V(\mathcal{F}_c(i))$ l'indice k de la solution du front de recherche qui l'a générée. De ce fait, au moment de la construction du voisinage d'une solution courante $\vec{S}_c^k$, seules les solutions qui ne présentent pas d'AP appartenant à la liste tabou k sont stockées. La taille de chaque liste tabou est dynamique et réévaluée à chaque itération.

L'originalité de cet algorithme réside dans la construction d'un front de recherche qui sélectionne des solutions qui ne sont pas forcément optimales, mais qui ne sont pas mauvaises non plus. De plus, l'ajout d'une mémoire tabou par solution permet de mieux explorer l'espace des solutions et de prendre l'historique de la recherche en compte.

SÉLECTION D'UN SOUS-ENSEMBLE SIGNIFICATIF DU FRONT DE PARETO PRATIQUE $\mathcal{F}_{PP}$.

La taille du front de Pareto obtenu à la fin de la recherche est bien plus importante que le nombre de solutions que l'on souhaite obtenir pour un choix a posteriori. De plus, un certain nombre de solutions du front sont très proches les unes des autres. Il est nécessaire de faire ressortir une solution d'un groupe de solutions semblables. Pour cela, nous avons utilisé une fonctions de *calcul des niches* (sharing) qui permet de privilégier le choix d'une solution qui présente une densité de voisins élevée.

Cette fonction de calcul des niches , $m(i)$, est appliquée à chaque solution i . Elle a été définie dans la partie 2.2.4 par l'équation 2.18, page 84. Elle est communément utilisée dans les algorithmes multicritères génériques pour pondérer l'évaluation d'une population et ainsi privilégier le choix de solutions espacées dans l'espace des fonctions. Les solutions qui présentent des valeurs élevées de $m(i)$ peuvent être sélectionner pour représenter l'ensemble des solutions présentent dans une boule de rayon σ_{share} .

La rayon de niche σ_{share} est spécifié par la formule de *Deb* dans [137] comme suit :

$$\sigma_{share} = \frac{0.5}{\sqrt[n]{q}} \quad (6.2)$$

$n = N_f$ est le nombre de critères du problème et q le nombre de solutions Pareto optimales recherchées. Cette sélection est ici appliquée une fois que la recherche est terminée. Néanmoins, elle pourrait être utilisée pour sélectionner les solutions du front de recherche courant $\mathcal{F}_{PP}(i)$. Cette modification de l'heuristique de choix pourra être envisagée dans des travaux ultérieurs.

Calcul de la distance entre les solutions. Le critère de niche se base sur la distance dans l'espace des fonctions entre une solution $\vec{S}_i$ et une solution $\vec{S}_j$. Cette distance normalisée $d(\vec{S}_i, \vec{S}_j)$ admet l'expression suivante :

$$d(\vec{S}_i, \vec{S}_j) = \sqrt{\sum_{q=1}^n \left(\frac{f_q(i) - f_q(j)}{\max(f_q) - \min(f_q)} \right)^2} \quad (6.3)$$

Nous avons également $n = N_f$, le nombre de critères et pour un front de Pareto de taille P :

$$\max(f_q) = \max_{l=1,\dots,P} f_q(l) \quad \text{et} \quad \min(f_q) = \min_{l=1,\dots,P} f_q(l)$$

Comme les distances sont normalisées, l'ensemble des évaluations des solutions du front est contenu dans une boule de rayon 1.

6.2.2 Résultats de la recherche multiobjectifs

EVALUATION DES PERFORMANCES DE L'ALGORITHME.

D'après *Colette et Siarry* [103], les performances d'une méthode d'optimisation multiobjectif sont mesurables en analysant la qualité du front de Pareto pratique obtenu. En effet, l'uniformité de la répartition des points du front est un paramètre important. Si la répartition des points est uniforme, il est aisé de choisir une alternative à une solution du front qui ne convient pas à l'installateur.

Des métriques ont été définies par *Van Veldhuizen* dans [138] pour quantifier les performances d'algorithmes multiobjectifs. Les métriques suivantes ont été utilisées sur un exemple pour présenter les performances de notre heuristique.

Le rapport d'erreur Ce rapport permet de mesurer la non convergence d'une méthode vers la surface de compromis. Il est défini comme suit :

$$E = \frac{\sum_{i=1}^n e_i}{n} \quad (6.4)$$

avec :

- n : le nombre d'éléments dans l'ensemble des solutions $\mathcal{F}_{PP}$.
- e_i : une variable booléenne qui vaut 0 si la solution i appartient à la surface de compromis, 1 sinon.

Plus cette métrique est proche de 1, moins l'ensemble des solutions a convergé vers la surface de compromis.

La distance générationnelle. La distance générationnelle permet de mesurer à quelle distance de la surface de compromis se situe un ensemble de solutions. La définition de cette métrique est la suivante :

$$G = \frac{\left(\sum_{i=1}^n d_i^p \right)^{1/p}}{n} \quad (6.5)$$

En général, on choisit $p=2$. On a :

- n : le nombre d'éléments dans l'ensemble des solutions $\mathcal{F}_{PP}$.
- d_i : la distance entre la solution i et la solution la plus proche appartenant à la surface de compromis $\mathcal{F}_{PT}$.

Application des métriques à un problème test. Le front de Pareto théorique $\mathcal{F}_{PT}$ a été calculé pour l'environnement de test suivant :

Instance du problème de test :

Environnement de Test :	CITI (cf. p. 153)
Nombre M de sites candidats :	129
Nombre de blocs à couvrir :	174
Variables :	Position
Nombre N d'APs :	3
Nombre N_f de critères :	2
Critères :	Couverture à seuil progressif f_{slope} pour 802.11g Interférences f_{interf} avec $h = 0$

La figure suivante représente toutes les $C_{129}^3 = 428536$ solutions du problème dans l'espace des fonctions de coût. Les points rouges sont les solutions qui appartiennent à la surface de compromis. Ils sont au nombre de 18.

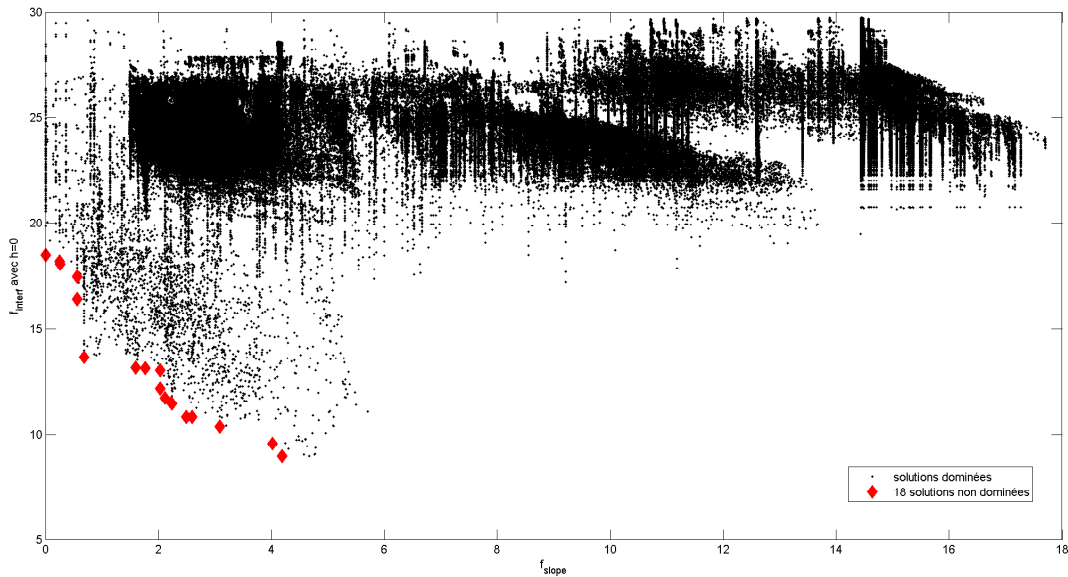
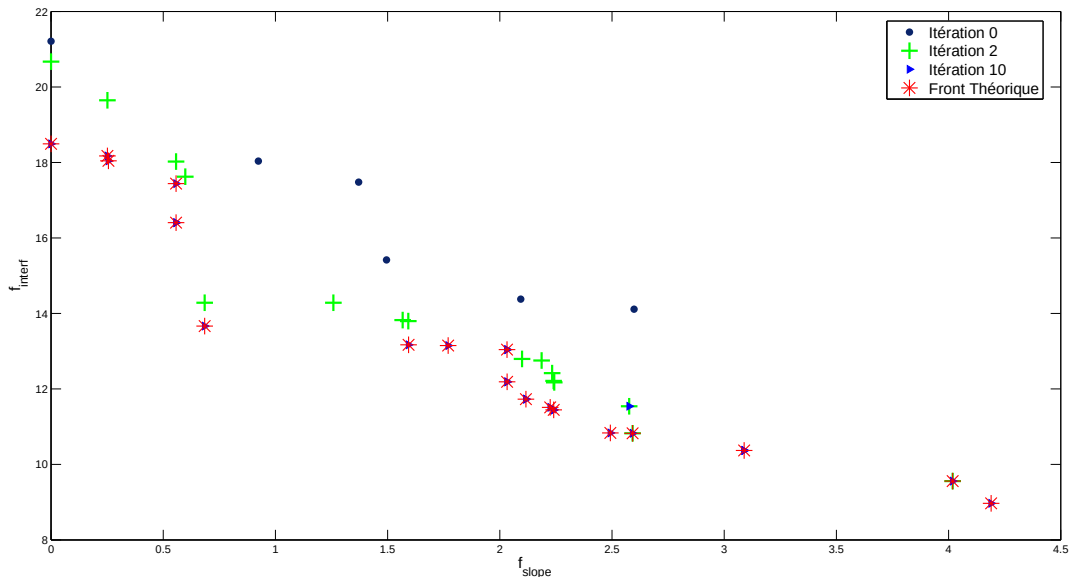


FIG. 6.13 – Evaluation des solutions et représentation des solutions du front de Pareto théorique $\mathcal{F}_{PT}$.

L'heuristique multiobjectif a été testée avec la même instance de problème. Le nombre de solutions du front courant a été fixé à $K = 18$ et le rang de Pareto maximal à $R = 2$. Les APs de toutes les solutions du front initial de recherche sont positionnés aléatoirement. Au bout de 21 itérations, le front de Pareto $\mathcal{F}_{PP}$ est égal au front de Pareto théorique $\mathcal{F}_{PT}$ représenté sur la figure précédente. Le rapport d'erreur pour $\mathcal{F}_{PP}(21)$ vaut $E = 0$ et la distance générationnelle $G = 0$ puisque ce front est égal au front théorique. Il a fallu $21 * 3,800s. = 87.4s.$ pour réaliser les 90558 évaluations de solutions pour obtenir

FIG. 6.14 – Fronts de Pareto pratiques $\mathcal{F}_{PP}$ et théorique $\mathcal{F}_{PT}$.

ce résultat. Ce nombre d'évaluations représente un cinquième de la taille de l'espace des solutions.

La figure 6.14 présente les fronts $\mathcal{F}_{PP}$ obtenus au bout de 0, 2 et 10 itérations. Au bout de 10 itérations, il est déjà difficile de discerner une différence entre le front théorique et le front pratique.

Ces premiers tests nous permettent de conclure, pour un problème de petite taille, que l'heuristique proposée converge bien vers la surface de compromis optimale. De plus, le nombre d'itérations nécessaire à l'obtention d'une telle surface est limité. Les parties suivantes présentent les résultats d'optimisation multiobjectifs pour la combinaison des critères de couverture, recouvrement et débit.

Pour valider plus en avant cette heuristique, il faudrait tester ses performances sur des problèmes tests de la littérature (problèmes tests de Deb et de Hanne [103]). Ces problèmes tests permettent de mesurer la capacité d'une heuristique multiobjectif à trouver des surfaces de compromis non-convexes, non-uniformes, discontinues ou encore multimodales. Il serait également intéressant de comparer ses performances à des heuristiques génétiques standard (MOGA, MOEA.. cf. partie 2.2.4, p.81).

RÉSOLUTION MULTIOBJECTIFS DE L'OPTIMISATION DES INTERFÉRENCES ET DU RECOUVREMENT.

L'heuristique multiobjectif a été utilisée pour résoudre la même instance du problème de planification présentée précédemment, au paragraphe 6.1.3, page 181. Ici, les critères appliqués sont les critères de couverture, d'interférences et de recouvrement.

Instance du problème :

Environnement de Test :	Foch (cf. p. 149)
Nombre M de sites candidats :	258
Nombre de blocs à couvrir :	503
Variables :	Position, nombre d'APs N
Nombre N d'APs initial :	6
Nombre N_f de critères :	2

Critères :	Couverture à seuil progressif f_{slope} Interférences f_{interf} avec $h = 2$ Trafic f_D , $ds = \{256\}$ Kbits/set Nb Noeuds = 200
Heuristique :	Heuristique Multiobjectif Tabou à N variable, $R_{max} = 2$ et $K = 15$.
Intervalle tabou :	[51, 129]

Analyse du front optimal pratique Au bout de 500 itérations, le front $\mathcal{F}_{PP}(500)$ obtenu comporte 1202 solutions. Le front théorique n'a pas été calculé au vu de la taille de l'espace des solutions. En effet, si l'on considère que le nombre d'APs N peut varier de 1 à 25, il existe $\sum_{i=1}^{25} C_{258}^i = 8 \cdot 10^{34}$ solutions. La figure 6.15 représente le front optimal pratique dans l'espace des trois critères f_{slope} , f_{interf} et f_{debit} . Deux vues en trois dimensions du front sont représentées pour améliorer la visualisation de cette surface de compromis. La couleur de chaque solution correspond au nombre de points d'accès qui la constituent. On peut noter que plus le nombre d'APs est élevé, plus le critère de débit chute et la couverture s'améliore, au détriment du critère d'interférences.

Le tableau 6.6 présente la répartition des solutions de $\mathcal{F}_{PP}$ en fonction du nombre d'APs N qu'elles comportent. Pour chaque groupe, on retrouve la valeur moyenne $\bar{f}$ et l'écart-type σ calculé pour chaque groupe de solution à nombre d'APs identique.

N	K_N	$\bar{f}_{slope}$	σ_{slope}	$\bar{f}_{interf}$	σ_{interf}	$\bar{f}_{debit}$	σ_{debit}
4	43	3.01	1.68	0.30	0.44	4.99	0.24
5	33	5.56	1.65	0.49	0.82	4.05	0.34
6	78	3.23	1.92	2.90	1.51	3.50	0.23
7	83	2.44	1.48	5.53	1.92	2.73	0.28
8	171	3.23	1.87	6.30	2.17	2.22	0.52
9	160	1.56	1.55	10.13	3.06	1.88	0.50
10	216	2.94	1.84	11.05	3.11	1.07	0.35
11	122	1.69	1.53	15.44	2.24	0.77	0.34
12	139	1.96	1.92	17.74	1.73	0.37	0.30
13	46	2.24	2.10	19.09	1.95	0.20	0.25
14	60	2.49	2.18	18.09	2.43	0.20	0.15
15	22	0.31	0.15	21.70	1.07	0.24	0.27
16	28	0.17	0.17	23.68	0.85	0.32	0.52
17	1	5.98	0.0	22.93	0.0	0.26	0.0

TAB. 6.6 – Répartition des solutions en fonction du nombre d'APs. Valeurs moyennes $\bar{f}$ et écart-type σ des critères pour ces groupes de solutions.

Ce tableau montre que pour chaque taille de réseau, le compromis entre les 3 critères est différent. On peut observer quelle est l'influence de la variable de position dans la recherche en fonction du nombre d'AP sur les 3 critères. Pour cela, on analyse l'écart-type relatif à la valeur moyenne. Ainsi, pour f_{interf} , quand le nombre N augmente, on observe une baisse importante de σ_{interf} par rapport à la valeur moyenne $\bar{f}_{interf}$. On peut en déduire que la variable de position a de moins en moins d'importance sur la valeur de f_{interf} . Au bout d'un nombre donné d'AP, quelque soit leur position, il n'est pas possible de rejeter les signaux interférents en deçà du niveau de bruit.

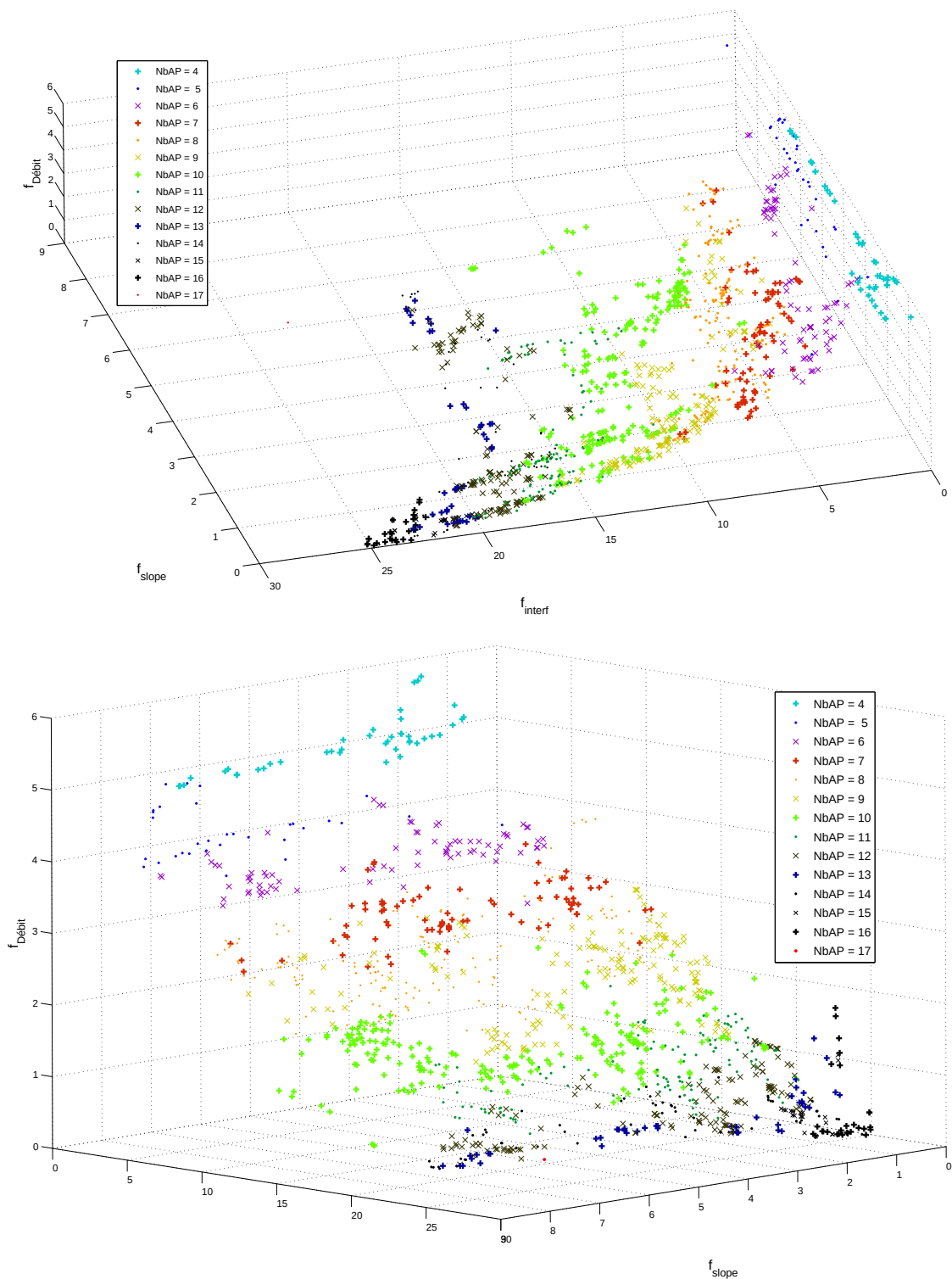


FIG. 6.15 – Front de Pareto pratiques $\mathcal{F}_{PP}$ pour l'optimisation de f_{slope} , f_{interf} et f_{debit} pour l'environnement Foch.

De même, pour le critère de débit, la valeur de σ_{debit} par rapport à la valeur moyenne diminue avec l'augmentation de N . On peut en conclure qu'une fois un nombre suffisant d'AP atteint, il n'est pas possible de modifier tant que cela le débit obtenu avec un changement de position puisque le débit requis est atteint.

Influence des K trajets tabous sur le front optimal Chaque solution du front optimal est issue du voisinage d'une des solutions du front de recherche. Pour chacune solution, un historique de sa filiation est stockée. On sait de quelle chemin tabou elle provient. Il existe K familles de solutions issues des K solutions du front de recherche initiale. On peut se demander si toutes les solutions $\vec{S}_c^k$ ont produit des solutions du front optimal. Pour répondre à cette question, on peut observer l'histogramme de la figure suivante :

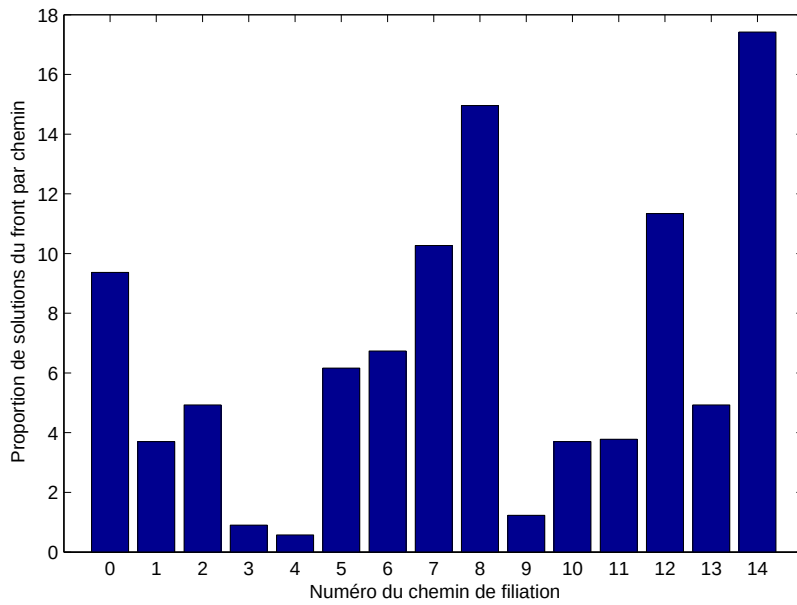
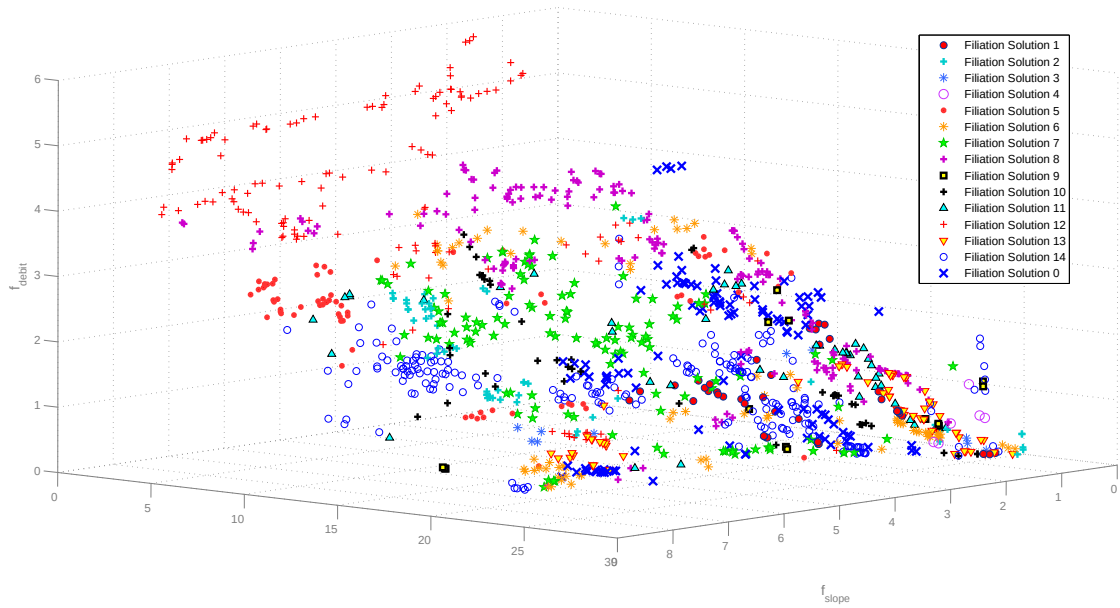
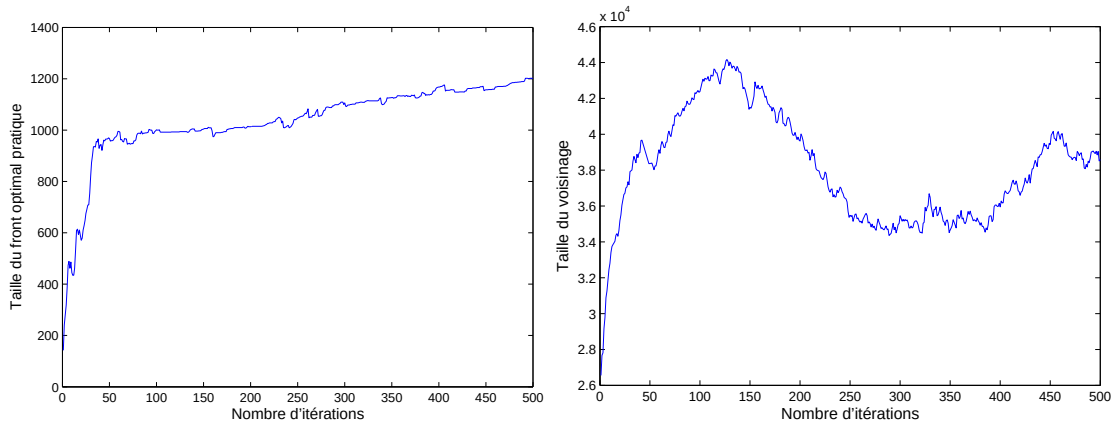


FIG. 6.16 – Répartition des solutions de $\mathcal{F}_{PP}$ en fonction de leur filiation.

On observe que le parcours des solutions initiales 8 et 14 a fourni plus du tiers des solutions optimales alors que les solutions 3,4 et 9 ont fournit moins de 3% des solutions du front optimal. Toutes les solutions n'ont pas le même comportement. La figure 6.17 représente $\mathcal{F}_{PP}$ en répartissant les solutions en fonction de leur filiation.


 FIG. 6.17 – Répartition des solutions de $\mathcal{F}_{PP}$ en fonction de leur filiation.

Evolution de l'algorithme. Au bout de 500 itérations, l'algorithme a testé 19 033 840 solutions, ce qui représente une part très petite de l'espace des solutions ($\sim 2.4 \cdot 10^{-26} \%$). La figure 6.18-(gauche) présente l'évolution de la taille de la surface de compromis optimale pratique pour chaque itération. Au cours des 5 dernières itérations, le front optimal pratique n'a pas connu de modification mais cela ne signifie en rien qu'il ait atteint un état stable.


 FIG. 6.18 – Evolution de la taille du front de Pareto pratique $\mathcal{F}_{PP}$ (gauche) et de la taille du voisinage courant (droite).

Evolution de la taille du voisinage. La figure 6.18-(droite) présente l'évolution de la taille du voisinage du front courant. La taille maximale du voisinage est obtenue au bout de 127 itérations. Chaque liste tabou présente une taille variant entre 51 et 129 solutions. La taille de chaque liste évolue indépendamment. Il n'est pas illogique de trouver une diminution du nombre de solutions du voisinage après 127 itérations car à partir de ce moment, les listes tabou sont remplies.

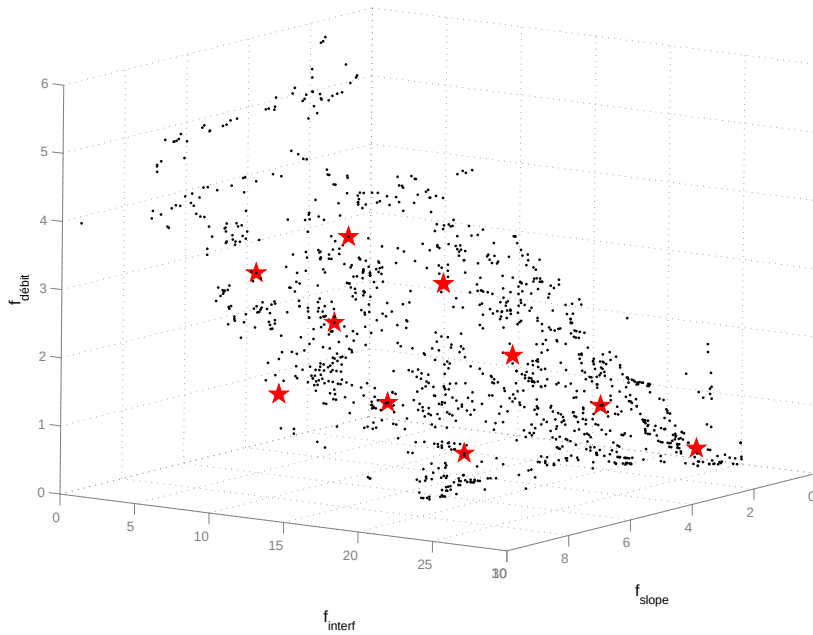


FIG. 6.19 – Répartition des 10 solutions sélectionnées par la fonction de niche sur le front de Pareto.

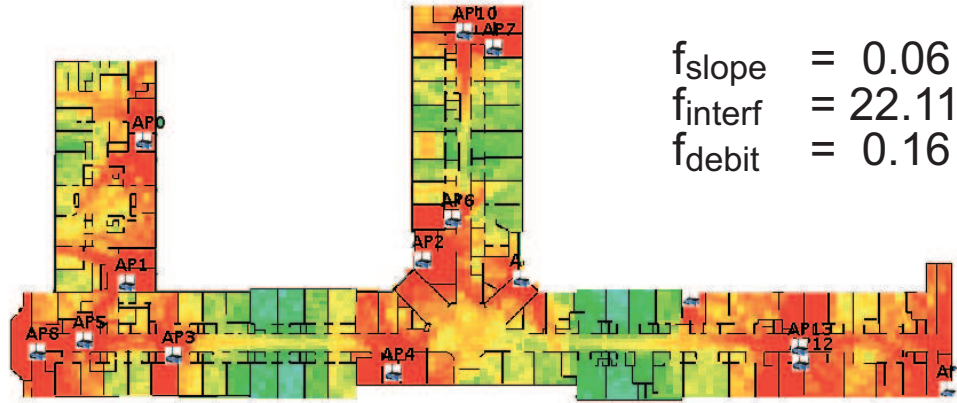
Sélection des solutions de $\mathcal{F}_{PP}$. On souhaite obtenir $q = 10$ solutions différentes au problème posé. Pour cela, un rayon de niche $\sigma_{share} = 0.5/\sqrt[3]{10} = 0.2321$ a été utilisé. Une fois la fonction $m(i)$ calculée pour chaque solution du front, les dix meilleures solutions sont choisies. Pour cela, on commence par rechercher la valeur la plus élevée de $m(i)$ et on stocke la solution associée. Par la suite, il est nécessaire de supprimer toutes les solutions du front qui se trouvent dans la boule de rayon σ_{share} car elles possèdent également un valeur de $m(i)$ élevée. Le processus peut alors être réitéré pour chacune des $q - 1$ solutions restantes. Les 10 solutions obtenues sont représentées par des étoiles rouges sur la figure 6.19. La répartition des solutions est homogène. Les valeurs des fonctions de coût sont répertoriées dans le tableau suivant :

	N	f_{slope}	f_{interf}	f_{debit}
1	12	0.81	17.20	0.73
2	10	1.29	12.26	1.39
3	9	3.86	5.60	1.97
4	9	1.54	8.10	2.35
5	15	0.06	22.11	0.16
6	11	4.15	9.82	0.95
7	8	2.53	3.76	3.03
8	11	4.20	15.08	0.36
9	8	5.34	3.40	2.81
10	10	5.67	5.67	1.13

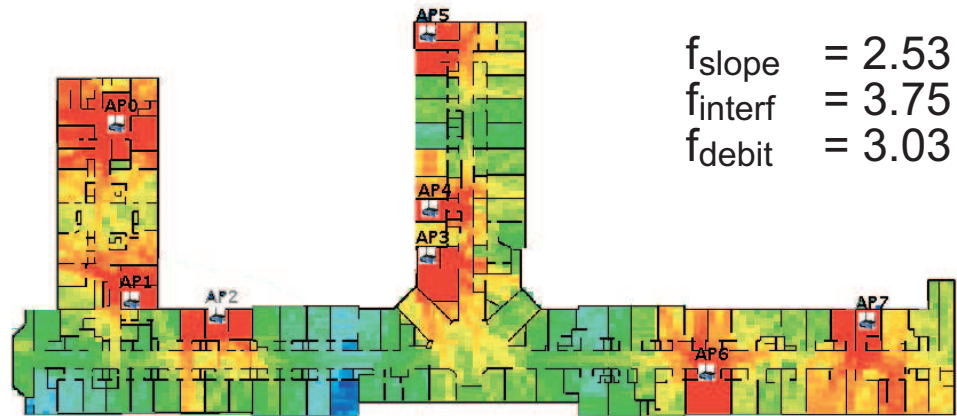
TAB. 6.7 – Valeurs des fonctions de coût des 10 solutions de $\mathcal{F}_{PP}$ sélectionnées .

La figure suivante présente les cartes de couverture des solutions 5, 7 et 10. La solution 5 comporte 15 AP et de ce fait des critères de couverture et de débit très faibles et un critère d'interférences élevé. Cette solution aurait pu être obtenue en n'optimisant que

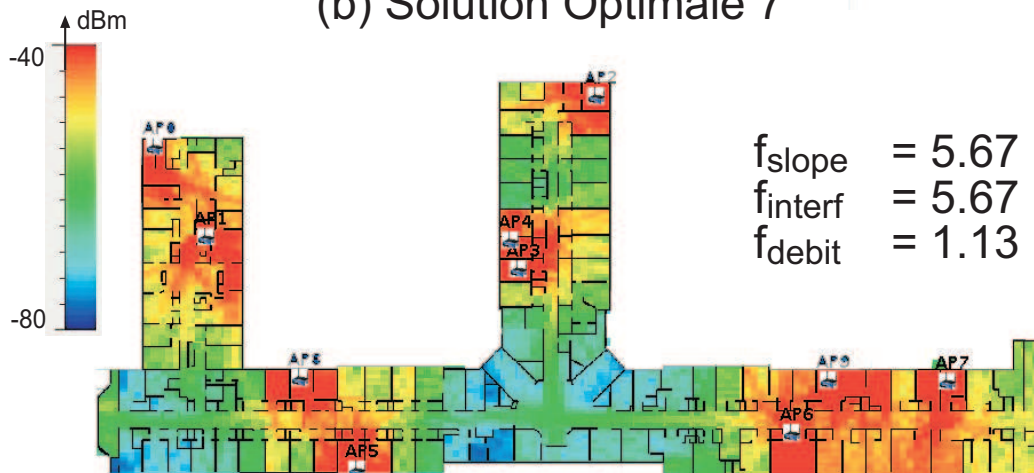
la couverture et le débit, sans tenir compte des interférences. La solution 7 possède des fonctions du même ordre de grandeur. Les AP y sont regroupés par deux ou trois pour minimiser le critère d'interférences qui autorise deux interférents. La solution 10 fournit un débit élevé, mais il existe des portions du plan moins bien couvertes. Notons que les seuils pris en compte dans le critère de couverture sont $S_m = -90\text{dBm}$ et $S_M = -64\text{dBm}$.



(a) Solution Optimale 5



(b) Solution Optimale 7



(c) Solution Optimale 10

FIG. 6.20 – Représentation des solutions 5, 7 et 10.

Parmi les trois solutions présentées, seule la solution 7 semble réellement intéressante pour un déploiement radio. Les deux autres configurations présentent des compromis différents mais ne conviendront sûrement pas à un installateur. Pour proposer un jeu de solutions exploitables, il faut appliquer le critère de niche sur une plus petite partie de la surface de compromis en sélectionnant par exemple les solutions qui présentent des évaluations meilleures qu'un seuil donné pour chaque critère.

Parmi les dix solutions sélectionnées, il est possible de choisir la solution à déployer en fonction de critères et contraintes supplémentaires que l'installateur veut prendre en compte. Il peut par exemple choisir une solution car elle lui permet de gagner en débit dans une pièce particulière ou parce qu'elle diminue la longueur de câblage du réseau LAN. La flexibilité d'une telle approche nous paraît importante pour la planification wLAN.

6.3 Conclusions

Dans ce chapitre, nous avons proposé un ensemble de critères de planification et trois heuristiques d'optimisation.

Les critères d'optimisation Les critères que nous proposons sont tous des critères quadratiques permettant de minimiser simultanément la moyenne et la variance de chaque critère. Ceci nous permet d'être plus discriminant dans le choix des solutions car nous ne minimisons pas qu'une erreur moyenne, mais une erreur quadratique moyenne des valeurs d'une fonction de mesure calculée pour tous les blocs à couvrir.

Nous avons vérifié par simulation que l'influence de chaque critère sur les résultats est bien conforme à nos attentes. Le critère de couverture homogène peut être aisément utilisé indépendamment des autres critères car il garantit à la fois une couverture radio et une répartition homogène de la puissance. Dans ce cas, le nombre d'AP doit être fixé à l'avance. Les critères d'interférences et de couverture à seuil progressif sont complémentaires et permettent de déterminer un nombre optimal d'AP. Le seul paramètre à choisir est le nombre de signaux interférents autorisés sur le plan. Plus celui-ci est faible, plus le critère d'interférences présente une pente importante et devient prépondérant dans le choix d'une solution optimale.

Nous avons défini deux critères de qualité de service : l'un garantit un débit par utilisateur minimal et l'autre favorise la localisation de stations mobiles. Après avoir validé leur performances par simulation, il faudra les valider expérimentalement. Pour cela, on pourra envisager de mettre en oeuvre une plate-forme de tests pour mesurer les débits et localiser des noeuds mobiles. Des solutions optimales et non optimales devront être déployées.

Les heuristiques d'optimisation Les trois algorithmes que nous avons présentés ont été testés sur des environnements réels. Ils exploitent tous les trois un ensemble de positions candidates réparties à l'aide du découpage de l'environnement issu du modèle de prédiction de couverture MR-FDPF. Nous avons montré que ce découpage sélectionne un ensemble représentatif des placements possibles des AP. Les résultats relatifs au premier algorithme déterministe nous ont conforté dans le choix d'une formulation combinatoire du problème. En effet, la recherche locale de cette heuristique n'améliore pas de façon significative les résultats de la recherche combinatoire.

L'heuristique tabou optimise une fonctionnelle unique qui agrège les critères de planification choisis. Le résultat obtenu reflète un compromis qui est déterminé par le choix des coefficients de pondération. Nous avons mis en évidence dans nos tests que le choix de ces coefficients n'est pas trivial. En effet, la recherche n'est pas seulement guidée par les

coefficients, mais également par la forme des critères impartis. Plus un critère présente une pente importante, plus il va influencer sur la recherche. Il est donc difficile de régler directement le compromis par le seul choix des coefficients si l'on ne connaît pas le comportement des critères.

Cette analyse met en évidence l'intérêt des techniques d'optimisation multicritère qui transposent le choix du compromis à la fin de la recherche. L'algorithme multiobjectif présenté a permis de sélectionner dix solutions qui reflètent dix compromis différents entre les critères de couverture, d'interférences et de débit. Cette approche fournit à l'installateur un degré de liberté dans le choix de la solution qui correspond le mieux à ses attentes.

L'heuristique tabou multicritère mérite d'être analysée plus en avant. Nous envisageons de la tester sur un ensemble de problèmes types et de la confronter à d'autres heuristiques multicritères. Pour l'instant, les recherches tabou sont indépendantes. Nous aimerions introduire une dépendance plus forte entre elles en modifiant la sélection des solutions du front de recherche. Au lieu de sélectionner une nouvelle solution dans son voisinage, elle serait sélectionnée dans le front de Pareto courant, tout en gardant une trace du parcours. La structure de la mémoire tabou devra alors être modifiée. Cette approche devrait accélérer la convergence vers la surface de compromis optimale.

Cette thèse avait pour objet de proposer une stratégie de planification semi-automatique des réseaux wLAN. Il s'agissait de définir une ou plusieurs configurations des points d'accès (AP) garantissant une qualité de service fixée. Cet objectif devait s'adapter à différents services d'un réseau wLAN allant de la simple garantie de couverture radio à la mise en place d'un réseau favorisant la localisation de stations mobiles.

La première partie de ce manuscrit analyse en détails la problématique de l'ingénierie des réseaux locaux sans-fil. Après une présentation du contexte applicatif et une description des techniques actuelles de déploiement wLAN, nous avons répertorié et analysé les différentes solutions de planification rencontrées dans la littérature. Ceci nous a permis de dresser un état de l'art de toutes les caractéristiques du problème de planification wLAN par l'analyse des variables, des critères de planification, des formulations, des modèles de prédiction de couverture radio et des heuristiques de résolution présentées. Cette analyse nous a permis de dégager les trois axes de recherche suivants :

1. l'amélioration des prédictions de couverture radio,
2. la définition de critères de planification adéquats,
3. la mise en oeuvre d'heuristiques capables d'exploiter le caractère multicritère du problème wLP.

Il va sans dire que pour obtenir une planification de qualité, il est nécessaire de modéliser de façon réaliste le comportement de l'environnement radio. Cette modélisation passe par l'utilisation de méthodes de prédiction de couverture radio qui, à partir de la connaissance de la géométrie du bâtiment et de la position des AP, estiment la puissance reçue en chaque point du plan. La seconde partie de ce manuscrit a été consacrée à la présentation, la mise en oeuvre et à la validation des prédictions de couverture radio du modèle Adaptive Multi-Resolution Frequency Domain ParFlow (MR-FDPF).

Le chapitre 3 présente cette méthode originale. Elle se décompose en deux étapes de calcul :

(i) Une phase de prétraitement où l'environnement est discrétisé et où des matrices de propagation sont calculées à partir de la nature et de la géométrie des lieux. Ces matrices sont stockées dans une structure multi-résolution : la pyramide.

(ii) Une phase de propagation où la puissance émise par une antenne est transmise au reste de l'environnement à l'aide des matrices de propagation de la pyramide. La structure de cette pyramide permet de calculer des cartes de couverture à différentes résolutions.

La structure pyramidale est définie par un découpage récursif du plan. Les performances de différents algorithmes de découpage ont été comparées pour à la fois réduire la durée du prétraitement et décomposer l'environnement de test en blocs homogènes suffisamment grands.

La mise en oeuvre d'un tel modèle de prédiction de couverture radio dans un simulateur exploitable par des ingénieurs radio nous a mené à introduire un certain nombre d'hypothèses simplificatrices présentées dans le chapitre 3. Pour d'une part limiter les artefacts inhérents à ces simplifications et d'autre part adapter les prédictions à différents

environnements, un processus de calibration des simulations a été proposé. Ce processus est un problème d'identification des paramètres de propagation du modèle que sont les indices et coefficients d'absorption des matériaux présents dans le bâtiments. Ce problème d'optimisation aux moindres carrés minimise l'erreur quadratique moyenne observée entre les prédictions et les mesures réelles.

Le chapitre 4 présente la mise en oeuvre de ce processus de calibration. Ces travaux ont permis de définir la sensibilité et quelques valeurs type pour les paramètres de propagation de matériaux standards (béton, plâtre, vitres). Les valeurs obtenues ont été validées dans quelques environnements de test. Nous avons montré que ces prédictions présentent une erreur quadratique moyenne satisfaisante (de l'ordre de 5dB). Il a également été montré qu'il est préférable de ne pas modéliser tous les matériaux présents dans l'environnement. En effet, ceci permet d'une part de réduire le temps de calibration et d'autre part d'obtenir des paramètres qui ne sont pas trop spécifiques à l'environnement de calibration. Nous avons utilisé un algorithme de recherche continue dénommé DIRECT pour obtenir le jeu de paramètres optimaux. Nous avons observé que cet algorithme converge rapidement si le nombre de dimensions est faible. Dans le cas contraire, la convergence intervient tardivement, ce qui rend son utilisation délicate pour une calibration rapide du moteur.

Pour pouvoir améliorer les temps de calcul de calibration, nous envisageons d'appliquer des méthodes de recherche de type 'Response Surface Modeling'. Ces techniques estiment à chaque itération la surface de la fonction de coût par interpolation des évaluations des solutions déjà calculées aux itérations précédentes. La recherche de l'optimum se fait alors sur cette surface interpolée. Ces méthodes devraient nécessiter moins d'évaluations de fonction que l'algorithme DIRECT.

Le jeu de mesures utilisé pour la calibration recouvre tout l'environnement de test. Puisque chaque nouvelle évaluation de fonction nécessite la construction complète de la structure pyramidale MR-FDPF, plus l'environnement de test est étendu, plus une évaluation coûte cher. Il serait intéressant d'observer comment les paramètres de propagation évoluent si la calibration se fait sur une sous-partie de l'environnement. Si les paramètres changent peu, il sera alors possible de réduire la durée de la calibration.

La troisième partie de manuscrit présente les stratégies de planification wLAN que nous avons développées. Nous avons opté pour une formulation combinatoire du problème en exploitant le découpage de l'environnement proposé par le modèle de prédiction MR-FDPF. Ce découpage favorise la création de blocs homogènes que nous avons exploités pour répartir judicieusement les AP candidats.

Le chapitre 5 se concentre sur la définition et l'analyse de critères de planification réalistes, garantissant plusieurs niveaux de qualité de service du réseau. Ainsi, des critères de couverture radio, de minimisation des interférences, d'optimisation de la bande passante et d'amélioration des services de localisation ont été proposés. Les critères définis ont été analysés pour observer leur impact sur la distribution des AP après planification. Une instance du problème wLP est alors définie par un ou plusieurs critères à optimiser. Il restera à valider expérimentalement les résultats de planification issus des critères de débit et de localisation. Cette étape nous permettra d'associer le nombre de noeuds du modèle de débit à un nombre réaliste d'utilisateurs wLAN. Les solutions obtenues pour la localisation seront testées en simulation et expérimentalement avec plusieurs algorithmes de localisation. L'impact de la planification sur les erreurs de localisation sera analysé.

Le dernier chapitre de ce mémoire décrit les heuristiques de résolution que nous proposons. Une première heuristique déterministe optimisant la couverture a radio a été présentée. Cette heuristique présente une étape de recherche combinatoire et une étape de

recherche locale. Nous avons observé que les résultats de la recherche combinatoire sont suffisants et que la recherche locale n'apporte que peu de modifications.

Pour pouvoir prendre en compte le caractère multicritère du problème wLP, deux autres algorithmes ont été développées. Un premier algorithme basé sur l'heuristique d'optimisation *Tabou* a été implanté. Cette heuristique permet d'obtenir une solution unique. L'évaluation d'une solution est réalisée à l'aide d'une fonction de coût qui agrège les critères de planification choisis. La solution obtenue par cette technique reflète un unique compromis entre les critères fixés par le choix de coefficients de pondération. Les résultats obtenus avec l'heuristique *tabou* montrent qu'il est délicat de trouver le compromis voulu par un installateur sans avoir effectué plusieurs tests au préalable. Néanmoins, une fois que les coefficients de pondération des critères sont fixés, une bonne solution est obtenue en un temps borné.

Nous envisageons d'améliorer les performances de cette heuristique *tabou* en modifiant l'heuristique de choix de la solution courante pour améliorer sa vitesse de convergence. L'heuristique actuelle sélectionne la meilleure solution du voisinage. Cette heuristique ne prévient pas de l'apparition de boucles sur plusieurs itérations de recherche. Pour éviter ce phénomène, nous pourrions mémoriser un historique des solutions testées et choisir une solution courante après analyse de cet historique. On pourra par exemple forcer le choix parmi un nombre de positions candidates rarement testées par l'heuristique pour explorer d'autres parties de l'espace des solutions et limiter l'apparition de boucles dans la recherche.

Le troisième algorithme présenté au chapitre 6 est une heuristique *tabou* multicritère. Plusieurs recherches *tabou* sont effectuées en parallèle et à chaque itération, les solutions non-dominées au sens de Pareto sont stockées dans un front de Pareto optimal. Chaque solution du front représente un compromis différent entre les critères du problème à résoudre. Nous avons montré que cet algorithme converge bien vers le front de Pareto théorique pour un problème optimisant les critères de couverture et d'interférences.

Une fois la surface de compromis définie, il faut choisir un ensemble de solutions qui représente des compromis suffisamment différents. Ce choix est une étape délicate de l'algorithme. Il est mis en oeuvre à l'aide d'une fonction de niche qui sélectionne les solutions en fonction de la densité des solutions de leur voisinage. Cette sélection est réalisée dans l'espace des fonctions. Elle a été testée pour les trois critères de couverture, d'interférences et de qualité de services. Pour que les solutions ainsi triées puissent être présentées à un installateur de réseau wLAN, il est souhaitable que toutes ces solutions présentent des compromis intéressants pour lui. De ce fait, il faut appliquer la procédure de sélection aux parties de la surface de compromis les plus intéressantes. D'autre part, l'utilisateur pourrait intégrer dans le choix final des contraintes de déploiement additionnelles non prises en compte dans le processus d'optimisation (emplacement des prises de courant, géométrie des lieux, etc. ...).

Ce travail pourra être poursuivi autour des axes suivants. Parmi les trois heuristiques de planification proposées, l'heuristique multicritère est la plus prometteuse. Il est nécessaire de la tester plus en avant et de comparer ses performances avec d'autres heuristiques multicritères. Si ces tests sont concluants, cette heuristique pourra servir à résoudre d'autres problèmes d'optimisation.

Actuellement, les constructeurs intègrent des services de téléphonie sur IP (Voix sur IP) à leurs équipements wLAN. Ces technologies sont particulièrement handicapées par les changements de cellule car le processus de handover est long. De plus, leur bon fonctionnement nécessite une qualité de signal très régulière. Il serait bon de définir un ou plusieurs critères de planification adaptés à ce service de téléphonie. Nous pensons pour

cela qu'il faut définir une contrainte de connexité pour que les zones de service ne soient pas morcelées sur le plan. Ainsi, il est possible de limiter les changements de cellule dans un réseau. Un tel critère doit être bien entendu couplé avec des critères de couverture et d'interférences. Cette démarche a déjà été appliquée avec succès pour la planification de réseaux cellulaires ([18]).

Un nombre important de réseaux wLAN est déployé sur plusieurs étages d'un bâtiment. Il n'est pas aisé de déployer un tel réseau car les interférences proviennent de plusieurs directions. Pour aborder cet autre dimension du problème, il est nécessaire de prédire la couverture radio dans les trois dimensions. La prédiction de couverture en 3D est le sujet de recherche actuellement traité par M. De La Roche dans le cadre de sa thèse. Ses premiers travaux ont permis d'obtenir des cartes de couverture pour chaque étage d'un bâtiment. Il faudra tester nos critères et heuristiques de planification sur ces données et observer la structure des réseaux obtenus.

Le problème de planification peut se réduire au problème combinatoire de la recherche d'un sous-ensemble dominant de taille minimal. La recherche d'un tel ensemble survient dans les réseaux de capteurs pour minimiser la consommation d'énergie globale du réseau. Pour relayer les messages des capteurs, plusieurs noeuds maîtres (clusterhead) sont élus. Chaque noeud maître couvre un ensemble de capteurs qui forment un cluster. Connaissant la répartition des capteurs sur le plan, il est possible de définir cet ensemble de clusters en appliquant les heuristiques de planification proposées dans cette thèse. Dans ce cas, chaque capteur s'apparente à une position candidate d'AP. Il faut alors trouver le sous-ensemble de noeuds qui garantisse le service voulu. Le critère de localisation prend ici tout son sens car bon nombre de réseaux de capteurs sont dédiés à ces services.

Pour maximiser la durée de vie d'un réseau de capteurs, il est bon de changer périodiquement la position des noeuds maîtres car ces derniers sont sujets à une consommation d'énergie bien plus importante qu'un autre capteur du cluster. Avec notre heuristique multicritère, il est possible d'obtenir plusieurs répartitions possibles des noeuds maîtres. Ces solutions peuvent être utilisées alternativement dans le réseau pour assurer son bon fonctionnement et maximiser sa durée de vie. Il est alors primordial, dans le choix des solutions de la surface de compromis, d'appliquer la fonction de niche dans l'espace des solutions pour sélectionner les solutions qui n'utilisent pas les mêmes capteurs.

Annexes

1. Modèle pour l'estimation de bande passante

Prise en compte du canal radio

Connaissant la position des points d'accès et la répartition des noeuds mobiles, le modèle d'évaluation de performances présenté ici permet de calculer le débit utile d'un point d'accès pour chacune des zones de couverture à 11 Mbits/s, 5.5 Mbits/s, 2 Mbits/set 1 Mbits/s. Le modèle analytique exploite le nombre de noeuds qui travaillent dans les cinq zones de services à débit de transmission différent : 11Mbits/s, 5.5Mbits/s, 2Mbits/s, 1Mbits/set *sans couverture*.

Pour modéliser l'apparition d'erreurs dans un paquet due au caractère aléatoire du médium de transmission, une probabilité d'erreur est introduite dans le modèle : p_e . Cette probabilité modélise le fait qu'il y existe au moins un bit incorrect dans le paquet reçu. p_e est considéré comme une variable du modèle d'évaluation de performances et permet de rendre compte des canaux de transmission plus ou moins difficiles.

Modèle de débit

Le modèle de débit est inspiré des travaux de *Bianchi* [45] qui modélisent à l'aide d'une chaîne de Markov les états du backoff du protocole d'accès au réseau DCF de 802.11 (*cf.* 1.1.3). A la différence des travaux de Bianchi, les travaux de *Lu et Valois* prennent en compte un paramètre supplémentaire sous la forme d'une probabilité de retransmission p_r . Cette probabilité de retransmission est composée de la probabilité de collision p_c et de la probabilité d'erreur p_e .

Le tableau 1 présente les notations employées pour décrire le modèle. Ce modèle exploite les variables standard du protocole d'accès Direct Sequence Spread Spectrum(DSSS) PHY de 802.11. Les valeurs qui ne sont pas définies explicitement dans le tableau le seront dans la suite du document.

Soit $s(t)$ le processus stochastique qui représente l'indice du slot de temps de backoff pour une station donnée et $b(t)$ le processus stochastique qui représente l'état du backoff d'une station au temps t . Chaque état de la chaîne représente un état du processus $\{s(t), b(t)\}$ en deux dimensions.

TAB. 1 – Parameter definition

Parametre	Définition	Valeurs
W_0	Taille minimale de la fenêtre de contention.	32
m'	Définit la taille maximale de la fenêtre de contention $2^{m'}W$.	5
m	Nombre de retransmissions maximal.	7
T_{IFS}	Durée d'un IFS (SIFS, DIFS and EIFS)	
T_{ACK}	Durée d'une trame de confirmation ACK.	$56\mu s$
T_{slot}	Durée d'un slot vide.	$20\mu s$
T_H	Durée de l'en-tête de la couche physique et de la couche MAC.	$192\mu s$
PS	Taille des données de la trame MAC.	1028 octets
δ	Delai de propagation	$1\mu s$
τ	Probabilité qu'une station arrive à émettre dans un slot donné.	
n	Nombre total de noeuds dans le réseau.	
n_i	Nombre de noeuds dans la zone de service i .	
p_c	Probabilité de collision.	
p_e	Probabilité d'erreur dans un packet.	
p_r	Probabilité de retransmission.	$p_e + p_c$
S	Débit d'émission.	
S_i	Taux d'occupation du canal de la zone de service i .	

La figure 1 représente le processus de Markov. La chaîne verticale représente le processus $s(t)$. A chaque état de la chaîne correspond une tentative de retransmission. La probabilité de passer d'un état à l'autre est donnée par la probabilité de retransmission p_r . Les chaînes horizontales de la figure représentent la chaîne $b(t)$ qui donne les états du backoff pour un slot donné. Ces chaînes sont différentes car à chaque retransmission, la valeur du backoff est tirée dans une fenêtre de contention de taille différente.

On peut calculer la taille W_i de la fenêtre de contention pour chaque état i du backoff avec l'équation suivante :

$$W_i = \begin{cases} 2^i \cdot W_0 & i \leq m' \\ 2^{m'} \cdot W_0 & i \geq m' \end{cases} \quad (1)$$

Sur la figure 1, m représente l'état maximal de la fenêtre de backoff, c'est-à-dire le nombre maximal de retransmissions possibles. Cette valeur peut être plus grande que m . Dans ce cas, la fenêtre de contention est toujours égale à sa valeur maximale CW_{max} .

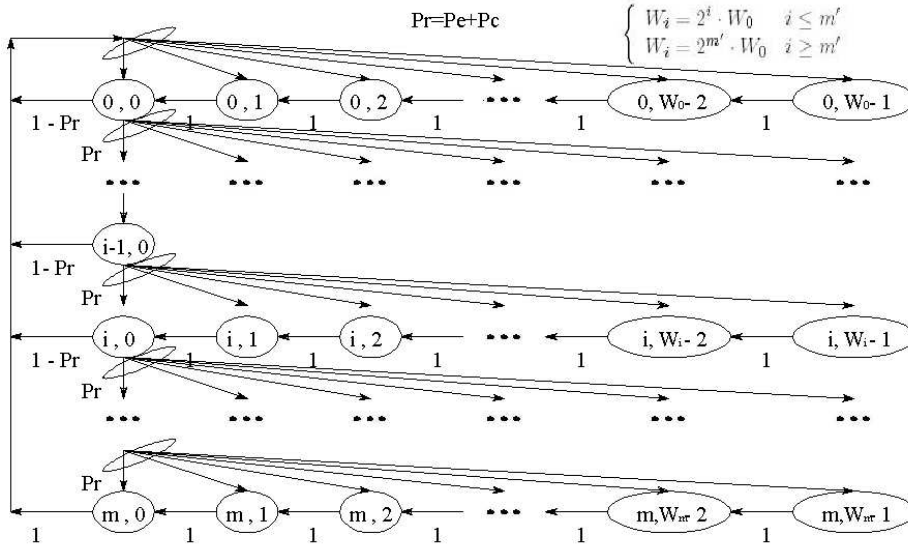


FIG. 1 – Chaîne de Markov pour le schéma de backoff du mode DCF

Les seules probabilités de transition non-nulles sont données par les équations 2. Ces probabilités de transition représentent 4 événements : i) la décrémentation du timer de backoff ; ii) la remise à 0 du backoff si la transmission est réussie ; iii) le changement d'état du backoff s'il y a retransmission ; iv) la remise à 0 du backoff dans l'état maximal de backoff, que la transmission soit réussie ou non.

$$\begin{cases} P\{i, k|i, k+1\} = 1 & k \in [0, W_i - 2] i \in [0, m] \\ P\{0, k|i, 0\} = (1 - p_r)/W_0 & k \in [0, W_0 - 1] i \in [0, m-1] \\ P\{i, k|i-1, 0\} = p_r/W_i & k \in [0, W_i - 1] i \in [1, m] \\ P\{0, k|m, 0\} = 1/W_0 & k \in [0, W_0 - 1] \end{cases} \quad (2)$$

Soit $b_{i,k} = \lim_{n \rightarrow \infty} P\{s(t), b(t)\}$, $i \in [0, m]$ $k \in [0, W_i - 1]$ la distribution stationnaire de la chaîne de Markov. La relation entre $b_{i,0}$ et $b_{0,0}$ devient :

$$b_{i,0} = p_r \cdot b_{i-1,0} = p_r^i \cdot b_{0,0}, \quad 0 \leq i \leq m \quad (3)$$

Comme la chaîne est régulière, pour chaque $k \in [0, W_i - 1]$, nous avons :

$$b_{i,k} = \frac{W_i - k}{W_i} \cdot \begin{cases} (1 - p_r) \cdot \sum_{j=0}^{m-1} b_{j,0} + b_{m,0}, & i = 0 \\ p_r \cdot b_{i-1,0}, & 0 < i \leq m \end{cases} \quad (4)$$

Avec l'équation (3), l'expression de $b_{i,k}$ peut être simplifiée par :

$$b_{i,k} = \frac{W_i - k}{W_i} \cdot b_{i,0}, \quad 0 \leq i \leq m \quad (5)$$

La somme de toutes les probabilités de la chaîne vaut 1. On peut en déduire la probabilité de l'état initial $b_{0,0} =$:

$$\begin{cases} \frac{2 \cdot (1-2p_r) \cdot (1-p_r)}{W_0 \cdot (1-(2p_r)^{m+1}) \cdot (1-p_r) + (1-2p_r) \cdot (1-p_r^{m+1})}, & m \leq m' \\ \frac{2 \cdot (1-2p_r) \cdot (1-p_r)}{W_0 \cdot (1-(2p_r)^{m'+1}) \cdot (1-p_r) + (1-2p_r) \cdot (1-p_r^{m'-m'}), & m \geq m' \end{cases} \quad (6)$$

On peut déduire de la valeur de $b_{0,0}$ la probabilité de chaque état $b_{i,k}$. La probabilité τ qu'une station émette en un slot de temps quelconque peut s'exprimer par la somme de tous les états $b_{i,0}$.

$$\tau = \frac{1 - p_r^{m+1}}{1 - p_r} b_{0,0} \quad (7)$$

Comme il a été déjà défini, une retransmission résulte soit d'une collision soit de la réception d'un paquet erroné, comme le présente l'équation suivante :

$$p_r = p_c + p_e \quad (8)$$

Une collision peut survenir quand au moins deux stations émettent dans un même intervalle de temps (slot). Ainsi, p_c est défini par :

$$p_c = 1 - (1 - \tau)^{n-1} \quad (9)$$

La probabilité p_e est considérée comme un paramètre représentatif de la qualité du médium radio. Dans des conditions de réception standard, on considère que le BER (Bit Error Rate) pour un équipement 802.11b est d'environ 10^{-5} . On peut en déduire une valeur théorique de p_e de 0.08 d'après l'équation suivante :

$$p_e = 1 - (1 - BER)^{L_P} \quad (10)$$

L_P est la taille de la trame totale comprenant à la fois l'entête physique et MAC. En regroupant les équations (7), (8), (9) et (10), on obtient le système à deux équations non-linéaires de l'équation (11). Les deux inconnues sont τ et p_r . Ce système peut-être résolu à l'aide de techniques de calcul numérique (*cf.* [45]).

$$\begin{cases} \tau = \frac{1 - p_r^{m+1}}{1 - p_r} b_{0,0} \\ p_r = 1 - (1 - \tau)^{n-1} + 1 - (1 - BER)^{L_P} \end{cases} \quad (11)$$

Soit P_{tr} la probabilité d'avoir au moins eu un accès au canal dans un slot de temps pour le réseau WLAN complet. Soit P_s la probabilité qu'une transmission soit réussie, connaissant la probabilité P_{tr} . Ces deux grandeurs peuvent être déterminées à partir de τ et n comme suit :

$$P_{tr} = 1 - (1 - \tau)^n \quad (12)$$

$$\begin{aligned} P_s &= \frac{n\tau(1-\tau)^{n-1} \cdot (1-p_e)}{P_{tr}} \\ &= \frac{n\tau(1-\tau)^{n-1} \cdot (1-p_e)}{1 - (1-\tau)^n} \end{aligned} \quad (13)$$

P_{tr}^R est défini comme la probabilité qu'une station émette au débit R dans le slot de temps donné. P_s^R est défini comme la probabilité qu'une transmission au débit R soit réussie, sachant P_{tr}^R ($R \in \{11, 5.5, 2, 1Mbps\}$).

$$P_{tr}^R = 1 - (1 - \tau)^{n^R} \quad (14)$$

$$P_s^R = \frac{n^R \cdot \tau (1-\tau)^{n^R-1} \cdot (1-p_e)}{1 - (1-\tau)^{n^R}} \quad (15)$$

Il est également possible de calculer le taux d'occupation du canal pour chaque type de noeud :

$$S^R = \frac{P_s^R P_{tr}^R T_R}{(1 - P_{tr})T_{slot} + \sum P_s^R P_{tr}^R T_s^R + \sum (1 - P_s^R) P_{tr}^R T_r^R} \quad R \in \{11, 5.5, 2, 1Mbits/s\} \quad (16)$$

Ici, T_s^R (resp. T_r^R) représente la durée d'occupation du canal par une transmission réussie (resp. la durée d'une transmission échouée). T^R est la durée de transmission des données (Payload) au débit R :

$$\begin{cases} T^R = PS/R \\ T_{sR}^{bas} = T_{DIFS} + T_H + T_R + \delta \\ \quad + T_{SIFS} + T_{ACK} + \delta \\ T_{rR}^{bas} = T_{DIFS} + T_H + T_R + \delta \end{cases} \quad R \in \{11, 5.5, 2, 1Mbits/s\} \quad (17)$$

La mention *bas* stipule que les durées sont calculées pour un mode d'accès standard, sans RTS/CTS.

Pour obtenir le débit moyen fournit par l'AP en Mbits/s, il suffit d'utiliser l'équation suivante :

$$S = \sum S_R * R, \quad R \in \{11, 5.5, 2, 1Mbits/s\} \quad (18)$$

ANNEXE

2. Publications

Bibliographie

Conférences internationales avec comité de lecture.

- [1] K. Runser and J.-M. Gorce. "Assessment of a new indoor propagation prediction model based on a multi-resolution algorithm" in *Proceedings of the Vehicular Technology Conference Spring 2005*, Stockholm, Sweden, May 2005.
- [2] J.-M. Gorce and K. Runser, "Assessment of a frequency domain TLM like approach for 2D simulation of Indoor propagation" in *IMACS World Congress on Scientific Computation, Applied Mathematics and Simulation*, Paris, France, July 2005.
- [3] G. De La Roche, R. Rebeyrotte, K. Runser and J.-M. Gorce, "A new strategy for indoor propagation fast computation with MR-FDPF algorithm." in *IASTED International Conference on Antennas, Radar and Wave Propagation (ARP)*, Banff, Alberta, Canada, July 2005.
- [4] J.-M. Gorce, E. Jullo and K. Runser, "An adaptative multi-resolution algorithm for 2D simulations of indoor propagation" in *Proceedings of the 12th ICAP Conference*, Exeter, UK, vol. I, pp. 216-219, April 2003, *Best Paper Award on Propagation*.
- [5] K. Runser, E. Jullo, J.-M. Gorce. "Wireless LAN planning using the multi-resolution FDPF propagation model" in *Proceedings of the 12th International Conference on Antennas and Propagation*, Exeter, UK, vol. I, pp. 216-219, April 2003.

Conférences nationales avec comité de lecture.

- [6] G. De La Roche, R. Rebeyrotte, K. Runser and J.-M. Gorce, "Prédiction de couverture radio pour les réseaux locaux sans fil par une approche 2D multi-résolution." in *Actes des 14èmes journées nationales micro-ondes*, Nantes, France, Mai 2005
- [7] K. Runser, P. Buhr, G. De La Roche and J.-M. Gorce, "Validation de la méthode de prédiction de couverture radio MR-FDPF" in *Actes ALGOTEL 2004*, Batz sur Mer, France, pp. 21-26, Mai 2004.
- [8] K. Runser, S. Ubeda and J.-M. Gorce, "Optimisation de réseaux locaux sans fils" in *5e congrès de la Société Française de Recherche Opérationnelle et d'Aide à la Décision*, Avignon, France, pp. 205-251, February 2003.

Bibliographie

- [1] G. Pujolle. *Les réseaux, édition 2005*. Editions Eyrolles, Paris, France, 2004, 1094 p.
- [2] ETSI. High PERformance Radio Local Area Network (HIPERLAN) type 1. Technical report, Broadband Radio Access Network BRAN, Disponible sur : <http://portal.etsi.org/bran/kta/Hiperlan/hiperlan1.asp> (08.08.2005), 1998.
- [3] ETSI. HIPERLAN Type 2; physical (PHY) layer. Technical report, Broadband Radio Access Network BRAN, Disponible sur : <http://portal.etsi.org/bran/kta/Hiperlan/hiperlan2.asp> (08.08.2005), 2001.
- [4] P. Mühlethaler. *802.11 et les réseaux sans-fil*. Editions Eyrolles, Paris, France, 2002, 304 p.
- [5] Claude Chaudet. *Autour de la réservation de bande passante dans les réseaux ad hoc*. PhD thesis, Informatique. Lyon : INSA de Lyon, 2004, 145 p.
- [6] R. Mathar and M. Schmeink. Integrated optimal cell site selection and frequency allocation for cellular radio networks. *Telecommunications Systems*, 21(2-4) :339–347, 2002.
- [7] E. Amaldi, A. Capone, and F. Malucelli. Planning UMTS base station location : Optimization models with power control and algorithms. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2(5) :939–952, 2002.
- [8] E. Amaldi, A. Capone, F. Malucelli, and F. Signori. Optimization models and algorithms for downlink UMTS radio planning. In *Proceedings of IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC'03)*, New Orleans, LA, USA, 2003.
- [9] A. Jedidi, A. Caminada, and G. Finke. 2-objective optimization of cells overlap and geometry with evolutionary algorithms. In *EvoWorkshops 2004, LCNS*, pages 130–139, Portugal, April 5-7 2004.
- [10] IEEE. Wireless LAN medium access control (MAC) and physical layer (PHY) specifications. Technical report, IEEE Std 802.11-1997, Disponible sur : <http://standards.ieee.org/getieee802/802.11.html> (09.08.2005), 1997, 528 p.
- [11] IEEE. Wireless LAN medium access control (MAC) and physical layer (PHY) specifications : Higher-speed physical layer extension in the 2.4 GHz band. Technical report, IEEE Std 802.11b-1999, Disponible sur : <http://standards.ieee.org/getieee802/802.11.html> (09.08.2005), 2000, 96 p.
- [12] IEEE. Wireless LAN medium access control (MAC) and physical layer (PHY) specifications : High speed physical layer in the 5GHz band. Technical report, IEEE Standard 802.11a, Disponible sur : <http://standards.ieee.org/getieee802/802.11.html> (09.08.2005), 1999, 91 p.
- [13] IEEE. Wireless LAN medium access control (MAC) and physical layer (PHY) specifications. Technical report, IEEE Std 802.11g-2003, Disponible sur : <http://standards.ieee.org/getieee802/802.11.html> (09.08.2005), 2003, 78 p.

-
- [14] J. Riihijärvi, P. Mähönen, and M. Petrova. Automatic channel allocation for small wireless local area networks using graph colouring algorithm approach. *Proceedings of the IEEE Conference on Personal, Indoor, and Mobile Radio Communications (PIMRC)*, pages 536–539, September 2004.
 - [15] D. Dhoutaut. *Etude du standard IEEE 802.11 dans le cadre des réseaux ad hoc : de la simulation à l'expérimentation*. PhD thesis, Informatique. Lyon : INSA de Lyon, 2003, 153 p.
 - [16] N.R. Prasad A.R. Prasad, A. Kamerman, H. Moelard, and A. Eikelenboom. Indoor wireless LANs deployment. In *Proceedings of the IEEE Vehicular Technology Conference Spring*, pages 1562–1566, Tokyo, Japan, May 2000.
 - [17] A. Hills. Large scale wireless LAN design. *IEEE Communications Magazine*, 40(11) :98–104, November 2001.
 - [18] A. Jedidi. *Modélisation et optimisation de la topologie des réseaux mobiles GSM*. PhD thesis, Grenoble 1 : Université Joseph Fourier, Laboratoire Leibnitz, Institut National Polytechnique de Grenoble, May 2004, 211p.
 - [19] Patrice Calégari, Frédéric Guidec, Pierre Kuonen, and Frank Nielsen. Combinatorial optimization algorithms for radio network planning. *Theoretical Computer Science*, 263 :235–345, 2001.
 - [20] B. Chamaret, S. Josselin, P. Kuonen, M. Pizarosso, B. Salas-Manzanedo, S. Ubeda, and D. Wagner. Radio network optimization with maximum independent set search. In *Proceedings of the IEEE Vehicular Technology Conference*, pages 770–774, Phoenix, USA, May 1997.
 - [21] M. Vasquez and J.-K. Hao. A heuristic approach for antenna positioning in cellular networks. *Journal of Heuristics*, 7(5) :443–472, 2001.
 - [22] S. Hurley. Planning effective cellular mobile radio networks. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 51(2) :243–253, 2002.
 - [23] J.S. Fortune, D.M. Gray, O. Landron, R.A. Valenzuela, and M. Wright. WISE design of indoor wireless systems : Practical computation and optimization. *IEEE Computational Science and Engineering*, 2 :58–68, March 1995.
 - [24] D. Stamatelos and A. Ephremides. Spectral efficiency and optimal base placement for indoor wireless networks. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 14(4) :651–661, May 1996.
 - [25] H.D. Sherali, M. Pendyala, and T. Rappaport. Optimal location of transmitters for micro-cellular radio communication system design. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 14(4) :662–673, May 1996.
 - [26] K.W. Cheung and R.D. Murch. Optimizing indoor base-station locations in coverage- and interference-limited indoor environments. In *IEE Proceedings in Communications*, volume 6, pages 445–450, December 1998.
 - [27] M. Unbehauen and M. Kamenetky. On the deployment of picocellular wireless infrastructure. *Wireless Communications, IEEE*, 10(6) :70–80, December 2003.
 - [28] J. He, A. Verstack, L.T. Watson, C.A. Stinson, N. Ramakrishnan, C.A. Shaffer, T.S. Rappaport, and C.R. Anderson. Globally optimal transmitter placement for indoor wireless communication systems. *IEEE Transactions on wireless communications*, 2002.
 - [29] G.R. Mateus, A.A.F. Loureiro, and R.C. Rodrigues. Optimal network design for wireless local area network. *Annals of Operations Research*, 106 :331–145, 2001.

- [30] F. Aguado-Agelet, A. Martinez Varela, L.J. Alvarez-Vazquez, J-M. Hernando Rabanos, and A. Formella. Optimization methods for optimal transmitter locations in a mobile wireless system. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 51(6), November 2002.
- [31] Z. Ji, T.K. Sarkar, and B.-H. Li. Methods for optimizing the location of base stations for indoor wireless communications. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 50(10) :1481–1483, October 2002.
- [32] K. Runser, E. Jullo, and J-M. Gorce. Wireless LAN planning using the multi-resolution FDPF propagation model. In *Proceedings of the 12th IEE International Conference on Antennas and Propagation*, pages 80–83, Exeter, UK, April 2003.
- [33] H.R. Anderson and JP McGeehan. Optimizing microcell base station locations using simulated annealing techniques. In *Proceedings of the 44th IEEE Vehicular Technology Society Conference*, pages 858–862, Stockholm, June 1994.
- [34] T. Frühwirth and P. Brisset. Placing base stations in wireless indoor communication networks. *IEEE Intelligent Systems*, pages 49–53, February 2000.
- [35] J.K.L. Wong, N.J. Neve, and K.W. Sowerby. Uplink and downlink SIR analysis for base station placement. In *Proceedings of the IEEE Vehicular Technology Conference*, volume 1, pages 112–116, Jeju, Korea, April 2003.
- [36] C. Prommak, J. Kabara, D. Tipper, and C. Charnsripinyo. Next generation wireless LAN system design. In *Proceedings of IEEE Military Communications Conference MILCOM*, volume 1, pages 473–477, Anaheim, California, USA, Octobre 2002.
- [37] M. D. Adickes, R.E. Billo, B.A. Norman, S. Banerjee, B.O. Nnaji, and J. Rajgopal. Optimization of indoor wireless communication network layout. *IIE Transactions*, 34 :823–836, 2002.
- [38] Y. Lee, K. Kim, and Y. Choi. Optimization of AP placement and channel assignment in wireless LANs. In *27th Annual IEEE Conference on Local Computer Networks (LCN'02)*, pages 831–836, Tampa, Florida, USA, November 2002.
- [39] K. Maksuriwong, V. Varavithya, and N. Chauyaratana. Wireless LAN access point placement using a multi-objective genetic algorithm. In *IEEE Conference on Systems, Mans and Cybernetics*, volume 2, pages 1944–1949, Chicago, USA, October 2003.
- [40] R.H. Jan, H.-C. Chu, and Y.-F. Lee. Improving the accuracy of cell-based positioning for wireless networks. *Computer Networks*, 46 :817–827, December 2004.
- [41] A. Bahri and S. Chamberland. On the wireless local area network design problem with performance guarantees. *Computer Networks, in Press*, 48(6) :856–866, August 2005.
- [42] P. Wertz, M. Sauter, F.M. Landstorfer, G. Wölffe, and R. Hoppe. Automatic optimization algorithms for the planning of wireless local area networks. In *Proceedings of IEEE Vehicular Technology Conference VTC Fall*, Los Angeles, California, USA, September 2004.
- [43] O. Molina Lopez and I. Alonso Gonzalez. Automatic planning optimal quality-cost wireless networks, the indoor pareto oriented ABSPAD approach. In *Proceedings of IEEE Personal and Indoor Mobile Radio Communications PIMRC*, Barcelona, Spain, September 2004.
- [44] E. Amaldi, A. Capone, M. Cesana, and F. Malucelli. Algorithms for WLAN Coverage Planning. *Lecture Notes in Computer Science*, 3427 :52–65, February 2005.

-
- [45] G. Bianchi. Performance Analysis of the IEEE 802.11 DCF. *IEEE Journal on selected areas in communications*, 18(3) :535–547, 2000.
 - [46] T.-H. Le. Localisation de stations mobiles dans les réseaux sans-fil : rapport de stage de DEA. In *DEA Images et Systèmes, Lyon : INSA de Lyon, CREATIS-CITI*, 60 p., 2004.
 - [47] A. Heindl and R. German. Performance modeling of IEEE 802.11 wireless LANs with stochastic petri nets. *Performance Evaluation* 44 :139–164, 2001.
 - [48] J.-L. Lu and F. Valois. Stochastic model of radio network. Technical report, INRIA Research Technical, RR-5518, February 2005.
 - [49] J. Kabara, P. Krishnamurphy, and D. Tipper. Capacity based network planning for wireless data networks. In *Proceedings of Information Society Technologies (IST) Mobile Summit*, Barcelona, Spain, September 2001.
 - [50] T. Rappaport. *Wireless Communications : Principles and Practice*, chapter 3. Prentice Hall, Englewood Cliffs, New Jersey, USA, 1996, 736p.
 - [51] J.W. McKnown and R.L. Hamilton. Ray tracing as design tool for radio networks. *IEEE Network Magazine*, 5 :27–30, November 1991.
 - [52] S.Y. Seidel and T.S. Rappaport. 914 mhz path loss prediction models for indoor wireless communications in multifloored buildings. *IEEE transactions on Antennas and Propagation*, 40(2) :207–217, 1992.
 - [53] W. Honcharenko, H.L. Bertoni, .L. Dailing, J. Qian, and H.D. Yee. Mechanisms governing uhf propagation on single floors in modern office buildings. *IEEE transactions on Antennas and Propagation*, 41(6) :787–790, 1993.
 - [54] S. Y. Seidel, K. R. Schaubach, T.T. Tran, and T.S. Rappaport. Research in site-specific propagation modeling for PCS system design. In *Proceedings of the 43rd IEEE Vehicular Technology Conference*, pages 261–264, Secaucus, NJ, USA, May 1993.
 - [55] R.A. Valenzuela. A ray tracing approach to predicting indoor wireless transmission. In *Proceedings of the 43rd IEEE Vehicular Technology Conference*, pages 214–218, May 1993.
 - [56] S.Y. Seidel and T.S. Rappaport. Site specific propagation prediction for wireless in-building personal communication system design. *IEEE transactions on Vehicular Technology*, 43(4) :879–891, 1994.
 - [57] K. Pahlavah and A. H. Lavesque. *Wireless information networks*, pages 195–196. Wiley Series in Telecommunications and Signal Processing. Wiley, New York, USA, 1995.
 - [58] A. Rajkumar, B.F. Naylor, F. Feisullin, and L. Rogers. Predicting RF coverage in large environments using ray-beam tracing and partitioning tree represented geometry. Technical report, Technical Memorandum, AT&T Bell Laboratories, 1995.
 - [59] M. A. Panjwani, A. L. Abbott, and T. S. Rappaport. Interactive computation of coverage regions for wireless communication in multifloored indoor environments. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 14(3) :420–430, April 1996.
 - [60] S. Fortune. A beam tracing algorithm for prediction of indoor radio propagation. Technical report, AT& T Bell Laboratories report, February 1996.
 - [61] COST Program, editor. *Digital Mobile Radio towards Future Generation Systems, COST 231 Final Report*, chapter Chap 4 : Propagation Prediction Models, pages 115–208. European Union, Brussels, 1996.

- [62] A. Neskovic, N. Neskovic, and G. Paunovic. Modern approaches in modeling of mobile radio systems propagation environment. *IEEE communication surveys*, pages 2–12, October 2000.
- [63] H. L. Bertoni, W. Honcharenko, L. R. Maciel, and H. H. Xia. UHF propagation prediction for wireless personal communications. *Proceedings of the IEEE*, 82(9) :1333–1359, 1994.
- [64] K-W. Cheung, J. H-M Sau, and R.D. Murch. A new empirical model for indoor propagation prediction. *IEEE transactions on Vehicular Technology*, 47(3) :996–1001, August 1998.
- [65] M. Hassan-Ali and K. Pahlavan. A new statistical model for site-specific indoor radio propagation prediction based on geometric optics and geometric probability. *IEEE transactions on Wireless Communications*, 1(1) :112–124, January 2002.
- [66] S. Fortune. Algorithms for prediction of indoor radio propagation. Technical report, ATT Bell Laboratories report, January 1998.
- [67] R. A. Valenzuela, S. Fortune, and J. Ling. Indoor propagation prediction accuracy and speed versus number of reflexions in image-based 3-d ray-tracing. In *proc. of the IEEE Vehicular Technology Conference*, volume 1, pages 539–543, may 1998.
- [68] G. Wölflé, R. Wahl, P. Wildbolz, and P. Wertz. Dominant path prediction model for indoor and urban scenarios. In *11th COST 273*, Germany, September 2004.
- [69] G. Wölflé, R. Wahl, P. Wertz, P. Wildbolz, and F. Landstorfer. Dominant path prediction model for indoor scenarios. In *German Microwave Conference (GeMIC)*, Ulm, Germany, April 2005.
- [70] C.-F. Yang, B.-C. Wu, and C.-J. Ko. A ray-tracing method for modeling indoor wave propagation and penetration. *IEEE transactions on Antennas and Propagation*, 46(6) :907–919, June 1998.
- [71] G. Wölflé and F.M. Landstorfer. Dominant path for the field strength prediction. In *IEEE Vehicular Technology Conference VTC*, pages 552–556, Ottawa, Ontario, May 1998.
- [72] R. Hoppe, P. Wertz, F.M. Landstorfer, and G. Wölflé. Advanced ray-optical wave propagation modelling for urban and indoor scenarios including wideband properties. *European Transactions on Telecommunications*, 14 :61–69, 2003.
- [73] H. Suzuki and A. S. Mohan. Ray tube tracing method for predicting indoor channel characteristics map. *Electronics Letters*, 33 :1495–1496, August 1997.
- [74] H. Suzuki and A. S. Mohan. Frustum ray tracing technique for high spatial resolution channel characteristic map. In *RawCon’98 proceedings*, pages 253–256, Colorado Springs, CO, august 1998.
- [75] H. Suzuki and A. S. Mohan. Measurement and prediction of high spatial resolution indoor radio channel characteristic map. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 49(4) :1321–1333, July 2000.
- [76] T. Imai and T. Fujii. Fast algorithm for indoor microcell area prediction system using ray-tracing method. *Electronics and Communications in Japan, part 1*, 85(6) :41–52, 2002.
- [77] Z. Ji, B.-H. Li, H.-X. Wang, H.-Y. Chen, and T.K. Sarkar. Efficient ray-tracing methods for propagation prediction for indoor wireless propagation. *IEEE Antennas and Propagation Magazine*, 43(2) :41–49, April 2001.

-
- [78] Z. Chen, H. L. Bertoni, and A. Delis. Progressive and approximate techniques in ray-tracing-based radio wave propagation prediction models. *IEEE transactions on Antennas and Propagation*, 52(1) :240–251, January 2004.
 - [79] F. Aguado Agelet, J.M. Hernando-Rábanos, F.I. de Vicente, and F.P. Fontan. Efficient ray-tracing acceleration techniques for radio propagation modeling. *IEEE transactions on Vehicular Technology*, 49(6) :2089–2104, November 2000.
 - [80] F. Aguado Agelet, F.P. Fontan, and A. Formella. Fast ray tracing for microcellular and indoor environments. *IEEE transactions on Magnetics*, 33(2) :1484–1487, March 1997.
 - [81] K. Rizk, J.F. Wagen, and F. Gardiol. two-dimensional ray-tracing modeling for propagation prediction in microcellular environments. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 46(2) :508–518, Spring 1995.
 - [82] Georgia E. Athanasiadou and Andrew R. Nix. Investigation into the sensitivity of the power predictions of a microcellular ray tracing propagation model. *IEEE transactions on Vehicular Technology*, 49(4) :1140–1151, July 2000.
 - [83] CW.Trueman, R.Paknys, J.Zhao, D.Davis, and B. Segal. Ray tracing algorithm for indoor propagation. In *Proc 16th Annual Review of Progress in Applied Computational Electromagnetics*, pages 493–500, Monterey, CA., March 2000.
 - [84] Y. Pousset, R. Vauzelle, and P. Combeau. Optimizing the computation time of the radio coverage predictions for microcellular mobile systems. *IEE Proc. Microwave, Antennas and Propagation*, 150(5) :360–364, October 2003.
 - [85] Z. Chen, A. Delis, and H. L. Bertoni. Radio-wave propagation prediction using ray-tracing technique on a network of workstations (now). *Journal of Parallel and Distributed Computing*, pages 1127–1156, July 2004.
 - [86] R. Hoppe, G. Wölffe, P. Wertz, and F.M. Landstorfer. Advanced ray-optical wave propagation modeling for indoor environments including wideband properties. In *European Wireless*, Firenze, Italy, February 2002.
 - [87] Guy Cohen. *Convexité et Optimisation*. Ecole Nationale des Ponts et Chaussées, Disponible sur <http://www-rocq.inria.fr/metalau/cohen/enseign-f.html> (25.08.2005), 2000. Cours donné en 1999-2000 à l'Ecole Nationale des Ponts et Chaussées' en France.
 - [88] J. Dreo, A. Petrowski, P. Siarry, and E. Taillard. *Metaheuristiques pour l'optimisation difficile*. Editions Eyrolles, Paris, July 2003, 356p.
 - [89] CPLEX. ILOG CPLEX mathematical programming optimizers. Technical report, ILOG, Disponible sur <http://www.cplex.com> (25.08.2005).
 - [90] R. Hooke and T.A. Jeeves. Direct search solution of numerical and statistical problems. *J. Assoc. Comput. Mach.*, 8 :212–229, 1961.
 - [91] R.M. Lewis, V. Torczon, and M.W. Trosset. Direct search methods : Then and now. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 124 :191–207, 2000.
 - [92] M.J.D. Powell. Direct search algorithms for optimization calculations. *Acta Numerica*, 7 :287–336, 1998.
 - [93] M.J.D. Powell. An efficient method for finding the minimum of a function of several variables without calculating derivatives. *Computer Journal*, 7 :155–162, 1964.
 - [94] W. Spenley, G.R. Hext, and F.R. Himsworth. Sequential application of simplex designs in optimisation and evolutionary operation. *Technometrics*, 4 :441–461, 1962.

- [95] J.A. Nelder and R. Mead. A simplex method for function minimisation. *Computer Journal*, 7 :308–313, 1965.
- [96] K.I.M. McKinnon. Convergence of the nelder-mead simplex method to a nonstationary point. *SIAM Journal of Optimisation*, 9 :148–158, 1998.
- [97] D.R. Jones, C.D. Perttunen, and B.E. Stuckman. Lipschitzian optimization without the lipschitz constant. *Journal of Optimization Theory and Applications*, 79(1) :157–181, October 1993.
- [98] J. Pintér. *Global Optimization in Action : Continuous and Lipschitz Optimization : Algorithms, Implementations and Applications*. Kluwer, Dordrecht, 1996, 508 p.
- [99] J.M. Gablonsky. *Modifications of the DIRECT algorithm*. PhD thesis, Raleigh, USA : North Carolina State University, 2001.
- [100] G. Ausiello, P. Crescenzi, G. Gambosi, V. Kann, A. Marchetti-Spaccamela, and M. Protasi. *Complexity and Approximation*. Springer, New-York, 1999, 524p.
- [101] F. Glover. Future paths for integer programming and links to artificial intelligence. *Computers and Operations Research*, 5 :533–549, 1986.
- [102] F. Glover and M. Laguna. *Tabu Search*. Kluwer Academic Publisher, Boston, 1997, 408p.
- [103] Y. Collette and P. Siarry. *Multiobjective optimization*. Springer Edition, August 2003, 315p.
- [104] P. Engrand. Approche d’optimisation multiobjectif basée sur l’adoucissement simulé, et son application à la gestion des combustibles nucléaires. In *Icone 5 : Int. Conf. on Nuclear Engineering*, volume 10, pages 1–8, Nice, France, 1997.
- [105] E.L. Ulungu, J. Teghem, Ph. Fortemps, and K. Van Nieuwenhuyze. Performance of the MOSA method for the bicriteria assignment problem. *Journal of Heuristics*, 6(3) :295–310, 1994.
- [106] C.A. Coello and A.D. Christiansen. Two new ga-based methods for multiobjective optimization. *Civil Engineering Systems*, 15(3) :207–243, 1998.
- [107] J-M. Gorce and S. Ubeda. Propagation simulation with the parflow method : fast computation using a multi-resolution scheme. In *IEEE 54th Vehicular Technology Conference*, Atlantic City, October 2001.
- [108] J-M. Gorce, E. Jullo, and K. Runser. An adaptative multi-resolution algorithm for 2D simulations of indoor propagation. In *Proceedings of the 12th IEE International Conference on Antennas and Propagation*, pages 216–219, Exeter, UK, April 2003. IEE.
- [109] W. Hoschek. The COLT Distribution : Open source libraries for high performance scientific and technical computing in java. Technical report, CERN, Disponible sur : <http://hoschek.home.cern.ch/hoschek/colt/> (23.08.2005), 2002.
- [110] L. S. Blackford, J. Demmel, J. Dongarra, I. Duff, S. Hammarling, G. Henry, M. Heroux, L. Kaufman, A. Lumsdaine, A. Petitet, R. Pozo, K. Remington, and R. C. Whaley. An Updated Set of Basic Linear Algebra Subprograms (BLAS). *ACM Transactions for Mathematical Software*, 2(28) :135–151, 2002.
- [111] K. Runser and J.-M. Gorce. Assessment of a new indoor propagation prediction model based on a multi-resolution algorithm. In *Proceedings of the IEEE Vehicular Technology Conference Spring 2005*, pages 35–38, Stockholm, Sweden, May 2005.

-
- [112] G. De La Roche K. Runser and J.-M. Gorce. The adaptive multi-resolution frequency-domain parflow (MR-FDPF) method for indoor radio wave propagation simulations. Part II : Application to indoor propagation prediction. Technical report, INRIA, France, 2005.
- [113] B. Chopard, P.O. Luthi, and J.F. Wagen. A lattice boltzmann method for wave propagation in urban microcells. In *IEEE Proceedings H - Microwaves, Antennas and Propagation*, volume 144, pages 251–255, 1997.
- [114] P.O. Luthi. *Lattice Wave Automata : from radio wave to fracture propagation*. PhD thesis, Geneva, Switzerland : Computer Science Dpt., University of Geneva, 1998.
- [115] W.J.R. Hoefler. The transmission line matrix method - theory and applications. *IEEE Transactions on Microwaves Theory Technique.*, 33(4) :882–893, 1985.
- [116] J. Rebel. *On the foundation of the transmission Line Matrix Method*. PhD thesis, Munchen, Deutschland : Universitat Munchen, dec 1999.
- [117] PB. Johns. A symmetrical condensed node for the TLM method. *IEEE trans. on Microwave theory Techniques*, 35 :370–377, April 1987.
- [118] J. Hesselbarth and R. Vahldieck. Accuracy of the frequency-domain tlm method and its application to microwave circuits. *International journal of numerical modelling : electronic networks, devices and fields*, 15 :371–383, may 2002.
- [119] H. Jin and R. Vahldieck. The frequency-domain transmission line matrix method : as new concept. *IEEE Trans. Microwave Theory Techniques*, 40 :2207–2218, 1992.
- [120] Gerard Wölfle, René Wahl, Pascal Wildbolz, and Philipp Wertz. Dominant path prediction model for indoor and urban scenarios. In *11th COST 273*, Germany, September 2004.
- [121] J.-M. Gorce, K. Runser, and G. de la Roche. The adaptive multi-resolution frequency-domain parflow (MR-FDPF) method for indoor radio wave propagation simulations. Part I : theory and algorithms. Technical report, RR-5740, INRIA, France, 2005.
- [122] G. De La Roche, R. Rebeyrotte, K. Runser, and J.-M. Gorce. A new strategy for indoor propagation fast computation with MR-FDPF algorithm. In *Proceedings of the IASTED International Conference on Antennas, Radar and Wave Propagation (ARP)*, Banff, Canada, July 2005.
- [123] S. Stavrou and S.R. Saunders. Review of constitutive parameters of building materials. In *Proceedings of the 12th International Conference on Antennas and Propagation*, pages 211–215, Exeter, UK, April 2003.
- [124] P. Wertz, G. Wölfle, R. Hoppe, and F.M. Landstorfer. Deterministic propagation models for radio transmission into buildings and enclosed spaces. In *European Microwave Week 2003*, Munich, 2003.
- [125] D. R. Jones. A taxonomy of global optimization methods based on response surfaces. *Journal of Global Optimization*, 21 :345–383, 2001.
- [126] K. Runser, S. Ubeda, and J.-M. Gorce. Optimisation de réseaux locaux sans fils. In *5e congrès de la Société Française de Recherche Opérationnelle et d’Aide à la Décision*, pages 250–251, Avignon, France, February 2003.
- [127] P. Reininger and A. Caminada. Multicriteria design model for cellular network. *Annals of Operation Research*, 107(1-4) :251–265, 2001.
- [128] J. Hightower and G. Borriello. Location systems for ubiquitous computing. *IEEE Computer*, 8(34) :57–66, August 2001.

- [129] P. Bahl and V. N. Padmanabhan. Radar : An in-building RF-based user location and tracking system. In *Proceedings of IEEE Infocom 2000*, pages 775–784, Tel-Aviv, Israel, March 2000.
- [130] P. Bahl, A. Balachandran, and V.N. Padmanabhan. Enhancements to the RADAR user location and tracking system. Technical report, Microsoft Research, cite-seer.ist.psu.edu/bahl00enhancements.html, February 2000.
- [131] M. Youssef, A. Agrawala, and U. Shankar. WLAN location determination via clustering and probability distributions. In *IEEE PerCom 2003*, Dallas-Forth Worth, TX, USA, March 2003.
- [132] K. Runser. Algorithme de planification wLAN exploitant le modèle de propagation MR-FDPF. Master’s thesis, DEA Images et Systèmes. Lyon : INSA de Lyon, 2002.
- [133] V.A. Armentano and J.E. Claudio. An application of a multi-objective tabu search algorithm to a bicriteria flowshop problem. *Journal of Heuristics*, 10(5) :463–481, September 2004.
- [134] M.P. Hansen. Tabu search for multiobjective combinatorial optimization : TAMOCO. *Control and Cybernetics*, 29(3) :799–818, 2000.
- [135] S.L. Ho, S.Y. Yang, G.Z. Ni, and H.C. Wong. A tabu method to find the pareto solutions of multiobjective optimal design problems in electromagnetics. *IEEE Transactions on Magnetics*, 38(2) :1013–1016, March 2002.
- [136] K.C. Tan, E.F. Khor, T.H. Lee, and Y.J. Yang. A tabu-based exploratory evolutionary algorithm for multiobjective optimization. *Artificial Intelligence Review*, 19(3) :231–260, May 2003.
- [137] K. Deb. Evolutionary Algorithms for Multi-Criterion Optimization in Engineering Design. In Kaisa Miettinen, Marko M. Mäkelä, Pekka Neittaanmäki, and Jacques Periaux, editors, *Evolutionary Algorithms in Engineering and Computer Science*, pages 135–161. John Wiley & Sons, Ltd, Chichester, UK, 1999.
- [138] D.A. Van Veldhuizen. *Multiobjective evolutionary algorithms : classifications, analyses and new innovations*. PhD thesis, Ohio, USA : Graduate School of Engineering. Air Force Institute of Technology. Wright Patterson AFB, January 1999.

THESE SOUTENUE DEVANT L'INSTITUT NATIONAL DES SCIENCES APPLIQUEES DE LYON

NOM : RUNSER

DATE de SOUTENANCE : 27 octobre 2005

Prénoms : Katia Emmanuelle

TITRE : Méthodologies pour la planification de réseaux locaux sans-fil.

NATURE : Doctorat

Numéro d'ordre : 05 ISAL

Ecole doctorale : Informatique et Information pour la Société

Spécialité : Télécommunications

Cote B.I.U. - Lyon : T 50/210/19 / et bis

CLASSE :

RESUME :

L'objectif du travail présenté dans cette thèse est de proposer une stratégie de planification automatique des réseaux locaux sans-fil de type WiFi en environnement Indoor. Il s'agit de rechercher une ou plusieurs configurations des points d'accès (AP) au réseau garantissant une certaine qualité de service (QoS). La qualité d'une telle stratégie dépend en grande partie du modèle de prédiction de couverture radio utilisé. La première partie de ces travaux a donc été consacrée au développement et à la validation des prédictions de couverture radio du modèle Multi-Resolution Fourier Domain ParFlow (MR-FDPF). Une étape de calibration du modèle nous a permis de définir un paramétrage adéquat du modèle MR-FDPF pour des bâtiments standard, garantissant une erreur quadratique de moins de 5 dB. La seconde partie se concentre sur le problème de planification wLAN. Des critères de couverture radio, de minimisation des interférences, d'optimisation de la bande passante et d'amélioration des services de localisation ont été proposés. Deux heuristiques de recherche basées sur une approche Tabou ont été développées : une heuristique mono-objectif et une heuristique multiobjectif. Ces travaux ont mis en évidence les avantages d'une recherche multiobjectif car elle permet d'obtenir plusieurs solutions appartenant au front de Pareto de l'espace des fonctions associées au problème traité. Chaque solution représente alors un compromis différent entre les critères du problème à résoudre. Le choix de la solution à déployer se fait à posteriori dans l'ensemble limité des 'bonnes' solutions.

ABSTRACT :

This PhD study was undertaken in the field of wireless local area networks. The objective is to propose an automatic planning strategy which seeks one or more configurations of the access points (APs) to guarantee a given quality of service. The quality of such a strategy depends mainly on the propagation prediction model used. The first part of this work was thus devoted to the development and validation of an original propagation prediction model : the adaptive Multi-Resolution Fourier Domain ParFlow (MR-FDPF) model. The definition of a calibration stage enabled us to define adequate parameter settings of the model for standard buildings, guaranteeing a mean squared error of less than 5 dB. The second part of this work concentrates on the wLAN planning problem. Criteria of radio coverage, interference minimization, bandwidth optimization and improvement of localization services were proposed. Two optimization heuristics based on a Tabu algorithm were developed : a mono-objective and a multiobjective one. This work highlighted the advantages of the multiobjective approach because it makes it possible to obtain several solutions each one representing a different trade-off between the optimized criteria. In fact, the mono-objective heuristic gives only one choice to the deployment engineer and if this solution doesn't suits him, the whole research has to be run again with other criteria weightings. With the multiobjective approach, the choice of the solution to be deployed is done a-posteriori in a set of good solutions.

MOTS-CLES : Réseaux sans-fil, planification, Modèle MR-FDPF, ParFlow, Propagation Indoor, Métaheuristique, Tabou, Optimisation Multiobjectif,

Laboratoire de recherche :

Laboratoire CITI, Projet ARES-INRIA, INSA de Lyon.

Directeurs de thèse :

M. Jean-Marie GORCE, MdC., INSA de Lyon,

M. Stéphane UBEDA, Pr., INSA de Lyon.

Président de jury :

Composition du jury :

M. Alexandre CAMINADE, Pr., UTBM, Belfort, (Rapporteur)

M. Jean-Marie GORCE, MdC., INSA de Lyon,

M. Xavier LAGRANGE, Pr., ENST Bretagne, Brest (Rapporteur)

M. David SYMPLOT-RYL, Pr., Université de Lille,

M. Stéphane UBEDA, Pr., INSA de Lyon,

M. Rodolphe VAUZELLE, MdC., Université de Poitiers.