



HAL
open science

Optimisation du partage de ressources pour les réseaux cellulaires auto-organisés

Virgile Garcia

► **To cite this version:**

Virgile Garcia. Optimisation du partage de ressources pour les réseaux cellulaires auto-organisés. Autre. INSA de Lyon, 2012. Français. NNT : 2012ISAL0028 . tel-00838793

HAL Id: tel-00838793

<https://theses.hal.science/tel-00838793>

Submitted on 26 Jun 2013

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.

THÈSE

OPTIMISATION DU PARTAGE DE RESSOURCES POUR
LES RÉSEAUX CELLULAIRES AUTO-ORGANISÉS.

À présenter devant

L'INSTITUT NATIONAL DES SCIENCES APPLIQUÉES DE LYON

pour l'obtention du
GRADE DE DOCTEUR

École doctorale : ÉLECTRONIQUE, ÉLECTROTECHNIQUE ET AUTOMATIQUE
Spécialité : STIC SANTÉ

Par

Virgile GARCIA

Soutenue le 30 Mars 2012 devant la Commission d'examen

JURY

Président/Examineur	HÉLARD Jean-François	<i>Professeur</i>	INSA de Rennes - IETR
Rapporteurs	FIJALKOW Inbar	<i>Professeur</i>	ENSEA - ETIS
	CIBLAT Philippe	<i>Professeur</i>	TELECOM ParisTech - LTCI
Examineur	ROULLET Laurent	<i>Ingénieur</i>	Alcatel Lucent Bell Labs
Directeur	GORCE Jean-Marie	<i>Professeur</i>	INSA de Lyon - CITI
Co-encadrant	LEBEDEV Nikolai	<i>Docteur</i>	CPE Lyon - CITI

Les travaux présentés dans ce mémoire ont été réalisés au laboratoire CITI (Université de Lyon, INSA Lyon, INRIA) sous la direction du Pr. Jean-Marie Gorce et co-encadré par le Dr. Nikolai Lebedev.

Cette thèse a été financée par l'INRIA, ADR ALU SELFNET N°3186, dans le cadre du laboratoire commun avec Alcatel-Lucent Bell Labs France sur les réseaux auto-organisés.

Remerciements

Cette thèse a eu lieu grâce à la collaboration entre INRIA et Alcatel-Lucent Bell Labs France, dans le cadre du laboratoire commun Selfnet. Je tiens tout d'abord à remercier Jean-Marie Gorce pour m'avoir accepté en tant que doctorant dans son équipe de recherche au laboratoire CITI de l'INSA de Lyon. Son encadrement enthousiaste a permis à ma thèse de recevoir des orientations scientifiques à la fois intéressantes et pertinentes. Il a toujours été présent aux moments cruciaux qui ont permis à cette thèse d'être ce qu'elle est aujourd'hui. Grâce à lui, cette thèse a pu se dérouler dans des conditions tout à fait agréables.

Je tiens également à remercier Nikolai Lebedev (CPE Lyon), qui a co-encadré et collaboré à l'ensemble des travaux de cette thèse. Grâce à sa disponibilité et sa rigueur scientifique, il a largement contribué à la qualité des travaux présentés, et je salue la patience dont il a fait preuve pour suivre de près mes rédactions.

J'adresse également de chaleureux remerciements à Inbar Fijalkow (ENSEA) et à Philippe Ciblat (TELECOM ParisTech), pour avoir accepté la lourde tâche de rapporter le manuscrit de cette thèse, d'avoir montré leurs intérêts et apporté des critiques constructives à mes travaux. Je remercie également Jean-François Héliard (INSA Rennes) qui a présidé la soutenance de thèse et Laurent Rouillet (Alcatel-Lucent), pour avoir participé au jury de cette thèse.

Ces années passées au laboratoire ont été un véritable plaisir, notamment par dans la bonne humeur ambiante, menée par les doctorants (Paul, Ioan, Amira, Karel, Ochir, Anya pour n'en citer qu'une partie), ainsi que les membres permanents qui assurent la convivialité des lieux (Nicolas, Hervé, Gaëlle, Guillaume, Cédric, Claire, Lionel, Kévin...), avec une mention spéciale à Gaëlle pour son assistance sans faille !

J'aimerais dédier cette thèse à mes parents et à mon frère, pour leurs soutiens et leurs encouragements tout au long de mes études, et qui ont su m'apporter une éducation chaleureuse et ouverte d'esprit. Je dédie également cette thèse à ma tendre Lin, qui a eu la force et la patience de m'attendre tout ce temps.

Résumé/Abstract

Cette thèse s'intéresse aux problèmes d'allocations des ressources et de puissance dans les réseaux cellulaires de quatrième génération (4G). Pour faire face à la demande continuellement croissante en débit des utilisateurs mobiles, les opérateurs n'ont d'autre choix que de densifier leurs infrastructures d'accès au réseau radio (RAN), afin de maximiser l'utilisation de la bande passante disponible dans l'espace. Un des défis de cette nouvelle architecture est la coexistence de nombreuses cellules voisines et la gestion des interférences co-canal qu'elles génèrent entre elles. De telles contraintes ont amené la communauté scientifique à s'intéresser aux réseaux auto-organisés et auto-optimisés (SON), qui permettent aux réseaux de s'optimiser localement via des décisions décentralisées (sans planification statique). L'intérêt principal de tels réseaux est le passage à l'échelle des algorithmes distribués et la possibilité de s'adapter dynamiquement à de nouveaux environnements. Dans cette optique, nous proposons l'étude de deux problèmes d'allocation de ressources.

La première partie de cette thèse se concentre sur l'optimisation de l'usage des ressources, dans un contexte de transmission coordonnée par plusieurs stations de base (CoMP). Les performances de la coordination de stations de base sont évaluées, selon le critère de capacité uniforme, ainsi que le compromis entre l'efficacité spectrale et l'équité entre les utilisateurs. Nous proposons également une méthode généralisée et distribuée de sélection de l'ensemble de stations en coopération, afin d'optimiser le compromis efficacité-équité.

Dans une seconde partie, nous nous intéressons à l'optimisation de l'allocation des ressources et de puissance, dans le but de minimiser la consommation électrique du réseau. Nous présentons deux algorithmes dont les décisions sont décentralisées. Le premier est basé sur une optimisation stochastique (via l'échantillonneur de Gibbs) et permet une optimisation globale du système. Le second quant à lui est basé sur l'adaptation de la théorie du contrôle et utilise des modèles prédictifs et la poursuite de cibles pour allouer les ressources et les puissances dans un contexte de canaux et d'interférences dynamiques.

Dans de nombreux cas, plusieurs objectifs concurrents sont à considérer pour évaluer les performances d'un réseau (capacité totale, équité, consommation électrique, etc.). Dans le cadre de cette thèse, nous nous efforçons à présenter les résultats sous la forme de compromis multi-objectifs.

This thesis focuses on resources and power allocation problem in the fourth generation (4G) of cellular networks. To face the continuous growth of mobile users' capacity requirements, operators need to densify their radio access network (RAN) infrastructure, to maximize the use of the available bandwidth in space. One of the major issues of this new architecture is the proximity of many base stations (BS) and the management of the interference they generate on each other's cell. Such constraints makes scientific community focus on Self-Optimized, Self-Organized Networks (SON) that allow network elements to optimize them-selves through decentralized decisions (no static network planning is required). A major interest of SON is their capability to scale to large and non-organized networks, as well as being able to adapt them-selves dynamically, by using distributed algorithms. In this context, this thesis proposes the study of two resource allocation problems.

The first part of this thesis focuses on the optimisation of resource sharing, in the context of coordinated multi-points transmissions (CoMP). Performances of BS coordination are evaluated, using the uniform capacity criterion, as well as the trade-off between total capacity and fairness among users. We also propose a generalized and distributed method to select the set of coordination of BS, to optimize the capacity-fairness trade-off.

In the second part of this thesis, we focus on optimizing the transmit power and resource allocation, in order to reduce electric consumption. We present two distributed algorithms : the first one is based on a stochastic optimisation (using Gibbs sampling), and tries to reach the global optimum state through decentralized decision. The second one is based on control theory, and uses target tracking as well as model predictive control to allocate resources and power in a dynamic channel scenario.

In many cases, trade-offs are to be made between opposite objectives when evaluating network performances (total throughput, fairness, energy consumption, etc.). In this thesis, we present most of the network performances using multi-objectives evaluations.

Table des matières

Remerciements	iii
Résumé/Abstract	v
Abréviations	1
Notations	3
1 Introduction générale	5
1.1 Contextes et motivations	5
1.2 Objectifs de la thèse	6
1.3 Plan des travaux de thèse	7
1.3.1 Première partie : Évaluation des techniques de coopération entre stations de base	7
1.3.2 Deuxième partie : Algorithmes pour réseaux auto-organisés	8
1.4 Bases sur les communications sans-fil	9
1.4.1 Modélisation du canal radio	9
1.4.2 Canaux à interférence	10
1.4.3 Capacité d'une liaison radio	11
1.4.4 Communications multi-antennes	12
1.4.5 Communications MIMO avec CSIT	13
1.4.6 Communications MIMO sans CSIT	14
1.4.7 Couche physique pour LTE	16
1.4.8 Modèles de topologie pour les réseaux cellulaires	16
1.5 Publications de l'auteur	17
1.5.1 Journal international	17
1.5.2 Conférences internationales	17
1.5.3 Brevet Européen	18
I Évaluation des techniques de coopération entre stations de base	19
2 Coordination de stations de base	21
2.1 Introduction	21
2.1.1 Motivations et objectifs	21

2.1.2	Terminologie	22
2.2	État de l'art	23
2.2.1	CoMP sans partage des données utilisateurs	23
2.2.2	CoMP en traitement conjoint	24
2.2.3	Méthodes de sélection de cellules	26
2.3	Problèmes ouverts	27
3	Évaluation de performances sous contrainte de capacité uniforme	29
3.1	Introduction	29
3.1.1	Motivations et objectifs	29
3.1.2	Contributions	30
3.1.3	Résumé du chapitre	31
3.2	Modèles et hypothèses	31
3.2.1	Canal et signal	31
3.2.2	Modèle de trafic	32
3.2.3	Capacité uniforme	33
3.3	Évaluation des méthodes de partage statique des ressources	34
3.3.1	Méthodes classiques de partage des ressources	35
3.3.2	SINR et capacités uniformes	36
3.4	Modélisation des approches de type CoMP	37
3.4.1	CoMP macro-diversité	38
3.4.2	Capacité uniforme et méthode de sélection	39
3.5	Performances	40
3.5.1	Réseau linéaire	40
3.5.2	Réseau hexagonal	45
3.6	Conclusion et discussion	52
4	Sélection de stations de base pour CoMP : efficacité et équité	55
4.1	Introduction	55
4.1.1	Motivations et objectifs	55
4.1.2	Contributions	56
4.1.3	Résumé du chapitre	56
4.2	CoMP : distribution de SINR et sélection	57
4.2.1	Modèle statistique	57
4.2.2	Lien SISO avec interférences	58
4.2.3	Coordination de stations de base SISO	60
4.2.4	Coordination de stations de base MIMO	64
4.3	Compromis entre équité et efficacité	67
4.3.1	Caractérisation du compromis	68
4.3.2	Méthode d'allocation de ressource	70
4.4	Évaluation du compromis avec CoMP	72
4.4.1	Modèle du système	72
4.4.2	Méthode de coordination	73

4.4.3	Évaluation du compromis	74
4.4.4	Critère généralisé de sélection	75
4.5	Conclusion et discussion	78
II	Algorithmes pour réseaux auto-organisés	79
5	Algorithmes distribués d'allocation de ressources	81
5.1	Introduction et motivations	81
5.2	Contrôle de puissance distribué	83
5.2.1	Convergence et SINR atteignables	83
5.2.2	Méthodes stochastiques	85
5.2.3	Utilisation de modèles prédictifs et théorie du contrôle	85
5.3	Allocation de ressources multiples	85
5.3.1	Water-filling	86
5.3.2	Water-filling multi-utilisateurs	87
5.4	Allocation distribuée de puissance et de ressources	88
5.4.1	Partage dynamique de spectre	88
5.4.2	Théorie des jeux	89
5.5	Problèmes ouverts	90
6	Allocation par l'échantillonneur de Gibbs	91
6.1	Introduction	91
6.1.1	Motivations et objectifs	91
6.1.2	Contributions	92
6.1.3	Résumé du chapitre	92
6.2	Principes de l'échantillonneur de Gibbs	93
6.2.1	Formulations et terminologies	93
6.2.2	Algorithme distribué	94
6.2.3	Température et recuit simulé	94
6.3	Utilisation de l'échantillonneur de Gibbs dans les réseaux sans-fils	95
6.4	Sélection du vecteur de précodage et de la puissance	96
6.4.1	Modèle	96
6.4.2	Décomposition de l'énergie globale	97
6.4.3	Algorithme distribué	98
6.4.4	Résultats de simulation	100
6.4.5	Régulation de la puissance	104
6.5	Analyse et perspectives	106
6.5.1	Coordination de stations de base	106
6.5.2	Utilisation de multiples ressources	109
6.5.3	Environnement dynamique	110
6.6	Conclusion	110

7	Méthode basée sur la poursuite de cibles	113
7.1	Introduction	113
7.1.1	Motivations et objectifs	113
7.1.2	Contribution	115
7.1.3	Résumé du chapitre	115
7.2	Application de l'automatique au contrôle de puissance	116
7.2.1	Principes fondamentaux de l'automatique	116
7.2.2	Utilisation de l'automatique au contrôle de puissance	118
7.3	Approche multi-ressources	118
7.3.1	Positionnement du problème	118
7.3.2	Description du système	120
7.4	Modèles utilisés et méthodes de prédiction	122
7.4.1	Modélisation des canaux	122
7.4.2	Modélisation des puissances	126
7.4.3	Modélisation des interférences	129
7.5	Trajectoire contrôlée d'allocation de puissance	131
7.5.1	Calcul de l'allocation optimale	133
7.5.2	Poursuite des puissances cibles	134
7.6	Analyse et résultats	135
7.6.1	Scénarios d'étude	135
7.6.2	Illustration de l'adaptation progressive des puissances	136
7.6.3	Qualité de prédiction	142
7.6.4	Compromis capacité-énergie	143
7.7	Conclusion	145
	Conclusions et perspectives	147
A	Annexes	151
A.1	Démonstration de la formule (4.9)	151
A.2	Répartition de ressources équitable	152
A.3	Preuve de la minimisation de \mathcal{E}_i^{STC}	153
A.4	Utilisation d'un filtre de Kalman étendu	154
A.5	Calcul de l'accélération optimale	156
	Bibliographie	158

Table des figures

3.1	Illustration de la répartition des fréquences entre les cellules. (a) partage strict (Reuse 4), (b) réutilisation partielle (FFR 4).	35
3.2	Illustration du partage de spectre avec CoMP.	38
3.3	Modèle linéaire avec CoMP.	41
3.4	SIR (à gauche) et facteur de coût (à droite) en fonction de la distance à la station de base.	42
3.5	Résultat d'utilisation partielle de CoMP.	43
3.6	Effet du coefficient d'affaiblissement sur le point de rupture Reuse1/CoMP.	44
3.7	Capacité uniforme, en fonction des paramètres de propagation.	44
3.8	Cartographie de SINR(dB, à gauche) et du facteur de coût (à droite) dans un réseau hexagonal régulier, sans planification ni coordination.	47
3.9	Effet de l'utilisation de FFR. SINR(dB, à gauche) et du facteur de coût (à droite) dans un réseau hexagonal régulier.	47
3.10	Effet de l'utilisation de CoMP. SINR(dB, à gauche) et du facteur de coût (à droite) dans un réseau hexagonal régulier.	47
3.11	Probabilité cumulée de SINR (à gauche) et des facteurs de coût (à droite) correspondant au réseau hexagonal.	48
3.12	Motif de l'utilisation du spectre pour FFR4.	48
3.13	Cartographie de l'utilisation de CoMP.	50
3.14	Capacité uniforme, en fonction des paramètres de propagation.	51
3.15	Gain de capacité uniforme de CoMP comparé à FFR4.	52
4.1	Illustration de la capacité de coupure.	59
4.2	Distribution de l'efficacité spectrale utile dans un réseau aléatoire, en fonction du critère imposé.	60
4.3	Correspondance entre la formule théorique et des résultats de simulation de Monte-Carlo.	61
4.4	Gains relatifs obtenus par l'utilisation de $ \mathcal{B}_i $ stations. (a) Conditions LOS, (b) conditions NLOS.	62
4.5	Probabilité d'utilisation de $ \mathcal{B}_i $ stations de base. (a) conditions LOS, (b) conditions NLOS.	63
4.6	Statistiques sur le mode réseau d'antennes.	66
4.7	Illustration du compromis capacité/équité, pour 5 utilisateurs.	70

4.8	Procédure de sélection des stations de base pour CoMP.	73
4.9	Compromis efficacité-équité avec et sans CoMP.	75
4.10	Effet de la valeur de β sur le système (maximisation de la capacité utile).	76
4.11	Compromis efficacité-équité avec le critère d'association généralisé.	77
5.1	Allocation de puissance par water-filling.	87
6.1	Efficacité spectrale moyenne (bits/s/Hz).	102
6.2	Efficacité énergétique globale (Mbits/J).	103
6.3	Équité (index de Jain).	104
6.4	Compromis entre l'efficacité spectrale moyenne (bits/s/Hz) et l'efficacité énergétique globale (Mbits/J).	105
7.1	Schéma-bloc local d'un contrôle de puissance linéaire.	118
7.2	Schéma-bloc local simplifié du système proposé.	119
7.3	Aperçu simplifié du système.	121
7.4	Effet de l'évanouissement de type Rayleigh sur l'amplitude d'un signal unitaire avec $\Delta_{f_D} = 10\text{Hz}$ (à gauche) et $\Delta_{f_D} = 100\text{Hz}$ (à droite). Canaux simulés (Matlab).	123
7.5	Effet de l'évanouissement de type Rayleigh sur l'amplitude d'un signal unitaire avec $\Delta_{f_D} = 10\text{Hz}$, partie réelle (à gauche) et partie imaginaire (à droite).	124
7.6	CDF de l'erreur de prédiction sur un canal Rayleigh, pour les horizons 1 à 10 (respectivement de la meilleure prédiction à la moins bonne)	127
7.7	Exemple de poursuite de cibles.	132
7.8	De haut en bas : Interférence reçue, capacité et puissance de transmission pour un utilisateur, scénario A, sans contrôle prédictif.	138
7.9	De haut en bas : Interférence reçue, capacité et puissance de transmission pour un utilisateur, scénario A, avec contrôle prédictif par trajectoires.	139
7.10	De gauche à droite : Interférence reçue, gain de canal et puissance de transmission pour un utilisateur. (a)Scénario B. (b) Scénario C, mobile peu interféré. (c)Scénario C, mobile plus interféré.	141
7.11	CDF de l'erreur de prédiction de la capacité.	142
7.12	Compromis entre capacité et puissance électrique	144

Abréviations

2G	Réseau mobile de 3 ^e Génération (GSM)
3G	Réseau mobile de 3 ^e Génération (UMTS)
3GPP	<i>3rd Generation Partnership Project</i> : Groupe de standardisation pour les réseaux mobiles.
4G	Réseau mobile de 4 ^e Génération (WiMAX, LTE, LTE-A)
CoMP	Coordination Multi-Point (<i>Coordinated Multiple-Point</i>)
CSI	<i>Channel State Information</i> : Informations sur l'état du canal
CSIT	<i>Channel State Information at Transmitter</i> : Informations sur l'état du canal connu à l'émetteur
CSIR	<i>Channel State Information at Receiver</i> : Informations sur l'état du canal au récepteur
FFR	<i>Fractional Frequency Reuse</i> : réutilisation partielle de spectre
ISM	Bande Industrielle, Scientifique et Médicale
IEEE	<i>Institute of Electrical and Electronics Engineers</i>
GSM	<i>Global System for Mobile Communications</i> : norme de communication cellulaire de 2 ^e génération.
LOS	<i>Line-Of-Sight</i> , Ligne de visibilité directe (pour les modèles de propagation)
LTE, LTE-A	<i>Long-Term Evolution, Long-Term Evolution- Advanced</i> : Norme de la 3GPP pour les réseaux de 4 ^e génération.
MIMO	<i>Multiple-Input, Multiple-Output</i> : Système avec plusieurs antennes à l'émission et à la réception.
MISO	<i>Multiple-Input, Single-Output</i> : Système avec plusieurs antennes à l'émission et une seule à la réception.
NLOS	<i>No Line-Of-Sight</i> , Pas de visibilité directe (pour les modèles de propagation).
OFDM	<i>Orthogonal Frequency Division Multiplexing</i> : Modulation utilisant des sous-porteuses orthogonales.
OFDMA	<i>Orthogonal Frequency Division Multiple Access</i> : Méthode d'accès partagé basé sur l'OFDM.
SFN	<i>Single Frequency Network</i> : Réseau à fréquence unique.
SIMO	<i>Single-Input, Multiple Output</i> : Système avec une seule antenne à l'émission et plusieurs à la réception.

SISO	<i>Single-Input, Single Output</i> : Système avec une seule antenne à l'émission et à la réception.
SIR	<i>Signal-to-Interference Ratio</i> : Rapport Signal à Interférence
SNR	<i>Signal-to-Noise Ratio</i> : Rapport Signal à Bruit
SINR	<i>Signal-to-Interference plus Noise Ratio</i> : Rapport Signal à Interférence plus Bruit
STC	<i>Space Time Coding</i> : Codes spatio-temporels
WiMAX	Réseau cellulaire standardisé IEEE 802.16
WiFi	Réseau local sans-fil standardisé IEEE 802.11

Notations

a, A	Scalars
\mathbf{a}	Column vector (letter lowercase in bold)
\mathbf{a}^T	Transposed vector of \mathbf{a}
\mathbf{a}^H	Hermitian vector of \mathbf{a}
\mathbf{A}	Matrix (letter uppercase in bold)
\mathbf{A}^{-1}	Inverse matrix of \mathbf{A}
\hat{a}	<i>a posteriori</i> value of a
\tilde{a}	<i>a priori</i> value of a
$\mathbf{0}$	Null matrix
$\mathbf{1}$	Matrix of 1
\mathbf{I}	Identity matrix
γ	SINR
g	Channel gain
h	Coefficient (complex) of channel
\mathbf{h}	Vector of coefficients (complex) of channel (channel MISO)
\mathbf{H}	Matrix of coefficients (complex) of channel (channel MIMO)
σ_z^2	Thermal noise variance
η	Channel fading coefficient
P	Transmission power
\mathbf{w}	Pre-coding vector
C	Link capacity
C^e	Useful link capacity
C^o	Link outage capacity
\mathcal{I}	MIMO link mutual information
b_i	Main base station of i
\mathcal{B}	Set of base stations
\mathcal{B}_i	Set of base stations serving i
\mathcal{V}_i	Set of neighbors of i

1

Introduction générale

1.1 Contextes et motivations

Les réseaux cellulaires modernes font face au problème de la raréfaction des ressources spectrales que les standards peuvent utiliser. La augmentation permanente de la demande en débit de la part des utilisateurs mobiles oblige le réseau à optimiser l'usage de chacune des ressources dont il dispose. Les technologies de seconde et troisième générations (2G et 3G) des réseaux cellulaires s'appuyaient traditionnellement sur une réutilisation planifiée du spectre dans l'espace, pour assurer un niveau de rapport signal sur interférence (*Signal to Interference plus Noise Ratio*, SINR) satisfaisant pour la réception correcte du signal dans l'ensemble de la cellule.

Afin d'augmenter la disponibilité de la bande de fréquences dans l'espace, l'architecture des réseaux de quatrième génération (4G) cherche alors à :

- adopter une réutilisation spatiale maximale des fréquences, typiquement en mode “Reuse 1” ou “full reuse”,
- densifier le réseau, en multiplier le nombre de cellules par kilomètres carré, pour créer des cellules de petite taille “small cell”, particulièrement en milieu urbain.

Cette multiplication du nombre de cellules travaillant sur la même bande de fréquence augmente de façon critique les interférences, qui deviennent désormais la principale limitation des réseaux mobiles. Afin de lutter contre ce problème, la couche physique des réseaux 4G repose sur la technologie d'accès multiple OFDMA (*Orthogonal Frequency Division Multiple Access*) et sur des équipements multi-antennes (*Multiple Input Multiple Output*, MIMO), qui offre une meilleure flexibilité dans l'allocation des ressources, en permettant d'exploiter les diversités sur

le plan temporel, fréquentiel et spatial simultanément. Bien que l'optimisation de l'usage de MIMO/OFDMA pour une communication isolée soit un problème résolu, son exploitation dans un contexte multi-cellules et multi-utilisateurs reste un problème ouvert.

L'auto-organisation des réseaux (*Self-Organized Networks*, SON) est un concept fondamental des réseaux 4G qui doit permettre de s'affranchir de la planification du réseau et d'optimisations centralisées. Les raisons sont multiples :

- du fait du grand nombre de station déployées, de leur hétérogénéité (cellules macroscopiques en cohabitation avec des cellules d'intérieur), et des conditions de propagation non maîtrisées,
- du fait d'un déploiement progressif, et d'un moindre contrôle de l'équipement (cellules personnelles),
- pour limiter le coût d'installation et de maintenance des sites, notamment en cas de panne,
- par une meilleure exploitation des ressources MIMO/OFDMA,
- pour optimiser dynamiquement les paramètres, en fonction de l'état courant du réseau (charge, localisation des mobiles, etc.),
- pour éviter le partage statique des ressources et la réduction de la bande passante disponible.

L'auto-organisation des réseaux peut se faire via deux grandes familles de solutions : Premièrement, la coopération entre les stations de base (BS). Cette coopération, établie via des échanges d'informations entre les BS, peut aller d'une simple concertation des ordonnanceurs pour se partager les fréquences, jusqu'à une mise en commun de l'ensemble des ressources afin de former un réseau d'antennes coordonnées (*COordinated Multiple Points transmissions*, CoMP). L'étude de cette technologie fera l'objet de la Partie 1 de cette thèse. Deuxièmement, une allocation distribuée des ressources et de la puissance. La complexité de problèmes d'optimisation des réseaux cellulaires ne permet pas, dans le cas général, de trouver facilement une solution optimale. De plus, le nombre grandissant de stations de base ainsi que la difficulté de planification que cela engendre nécessite la création d'algorithmes d'allocation de ressources non centralisés, afin de pouvoir s'adapter dynamiquement aux conditions de réception des mobiles, ainsi que de pouvoir passer à l'échelle en limitant les échanges d'informations entre les BS. La Partie 2 de cette thèse se focalisera sur l'utilisation d'algorithmes d'allocation distribuée de ressources et de puissance.

1.2 Objectifs de la thèse

Cette thèse se concentre sur les performances des réseaux cellulaires de quatrième génération sans planification de ressources. Nous nous intéressons exclusivement au cas des transmissions sur la voie descendante. L'objectif est de proposer des algorithmes décentralisés qui permettent au réseau de s'adapter automatiquement en fonction des besoins et des conditions du système (besoins en capacités, conditions de canal et d'interférences, etc.).

Nous nous intéresserons particulièrement aux aspects suivants :

Allocation de ressources : l'allocation de ressources est une technique qui permet de répartir les ressources disponibles (en temps et en fréquences) entre différents utilisateurs, afin

de satisfaire leurs demandes en capacité. Plusieurs types de flux existent et ont des contraintes spécifiques. Nous nous concentrerons principalement sur des flux de données dits *élastiques*, sans contraintes de délais particuliers. L'allocation de ressources entre plusieurs utilisateurs fait intervenir la notion d'équité entre les performances des différents utilisateurs, qui est une des métriques clé que nous utiliserons tout au long de cette thèse.

Gestion d'interférences : lorsque deux communications proches utilisent simultanément la même fréquence, elles s'interfèrent, réduisant fortement la capacité. Dans les réseaux cellulaires, les interférences sont un élément critique qui empêche le passage à l'échelle de la densification des BS et de la réutilisation spatiale des fréquences. Différentes techniques de partage de spectre entre les stations de base existent, de manière statiques ou dynamique, mais font toutes un compromis entre disponibilité des ressources et niveau d'interférences.

Contrôle de puissance distribué : lorsque les stations de base choisissent leurs puissances de transmission de façon indépendante, elles modifient les interférences générées sur mobiles avoisinants. Pour satisfaire les besoins d'une communication, la station doit adapter le niveau de puissance au canal et interférences de ses mobiles. D'une part, cela peut créer une instabilité du réseau, lorsque la demande totale est trop élevée, d'autre part, cela crée une forte incertitude sur la connaissance des interférences dans le voisinage, et donc une utilisation non appropriée des ressources. Le compromis à trouver est d'être capable d'adapter le niveau de puissance d'une transmission à la demande de capacité de l'utilisateur servi sans générer trop d'interférences sur les récepteurs dans le voisinage.

Coordination de stations de base : la coordination de cellules est une classe de techniques qui permet aux stations de base de mettre en commun leurs connaissances du réseau, leurs méthodes d'ordonnement, ou même leurs ressources et les antennes de transmission. L'objectif de ces techniques est de pouvoir offrir aux mobiles, principalement ceux en bord de cellule, une bonne qualité de signal. L'utilisation de multiples stations de base simultanément n'est cependant pas simple en pratique, et un compromis entre efficacité et complexité de ces techniques doit être recherché.

Plusieurs critères de performance entrent en jeu pour l'évaluation des techniques d'allocation de ressources et de puissance, tels que la capacité des utilisateurs, l'équité des méthodes d'ordonnement utilisées ou bien la consommation électrique nécessaire à ces transmissions. Nous avons étudié au cours de cette thèse les compromis possibles entre ces critères, deux à deux, dans un cadre multi-objectifs.

1.3 Plan des travaux de thèse

Ce manuscrit est divisé en deux parties, qui incluent un total de six chapitres.

1.3.1 Première partie : Évaluation des techniques de coopération entre stations de base

La première partie de cette thèse propose l'évaluation des performances de la coopération de stations de base, qui permet d'offrir aux mobiles une couverture améliorée de réseau, via la mise en réseau des antennes. Ce gain en couverture, nécessaire aux mobiles de bords de cellule, cache

cependant un coût en ressources supplémentaire, et se fait au détriment d'autres utilisateurs du réseau. Le premier challenge de cette thèse est d'évaluer les performances des réseaux cellulaires denses, notamment par l'utilisation d'une notion de capacité surfacique (bit/s/Hz/km^2) et l'évaluation de la coopération de BS dans un tel cadre. Nous cherchons ensuite à évaluer les nouvelles bornes du front de Pareto entre efficacité du réseau et équité qu'une telle coopération apporte.

Chapitre 2 : Coordination de stations de base

Le chapitre 2 présente un état de l'art sur les techniques de coopération entre les cellules. Ces techniques de coopération, souvent appelées "CoMP", se répartissent en deux grandes catégories d'algorithmes, selon que les stations partagent ou non les informations transmises vers ou depuis les mobiles : les méthodes de la première catégorie cherchent à organiser les ressources pour éviter les interférences, alors que les méthodes de la seconde considèrent l'ensemble des antennes de la coopération comme un système MIMO distribué.

Chapitre 3 : Évaluation de performances sous contrainte de capacité uniforme

Le chapitre 3 étudie le gain qu'apporte une technique *simple* de coopération entre cellules en termes de couverture et de qualité de service, dans un réseau cellulaire. Nous introduisons la notion de capacité uniforme dans un réseau caractérisé par une distribution d'utilisateurs continue, qui nous permet d'évaluer le niveau de signal dans sur l'ensemble de la zone de couverture d'une cellule, et d'assurer une équité absolue entre les mobiles. Nous évaluons la capacité uniforme sur un réseau linéaire et hexagonal, et en fonction des conditions de propagation radio.

Chapitre 4 : Sélection de stations de base pour CoMP : efficacité et équité

Le chapitre 4 étudie les méthodes de sélection des cellules pour la coopération. D'une part, nous proposons une évaluation des gains en capacité de CoMP de façon statistique et en présence d'évanouissement, grâce à la distribution des SINR des utilisateurs, ensuite, nous étendons les hypothèses utilisées dans le chapitre précédent pour permettre d'évaluer le compromis équité-capacité qui résulte de la coopération. Nous proposons également un critère de sélection généralisé qui permet une décision locale et améliore le front de Pareto du compromis étudié.

1.3.2 Deuxième partie : Algorithmes pour réseaux auto-organisés

Dans une seconde partie, nous adressons le problème d'allocation distribuée de ressources et de puissance. Un des objectifs des réseaux cellulaires modernes est de réduire la consommation électrique des systèmes, tout en assurant un service fiables aux utilisateurs. Le challenge de cette deuxième partie est de proposer des algorithmes décentralisés d'allocation de ressources et de puissance capables de s'approcher des solutions optimales, en réduisant les échanges d'informations entre les cellules. Nous proposerons d'évaluer les performances de ces algorithmes dans le cadre du compromis capacité-énergie.

Chapitre 5 : Algorithmes distribués d'allocation de ressources

Le chapitre 5 propose un état de l'art sur les techniques distribuées d'allocation de ressources et de puissance. Nous commençons par étudier le cas du contrôle de puissance distribué, où l'optimisation se concentre sur la convergence d'un système mono-ressource (comme par exemple en CDMA). Le problème d'allocation de puissance avec plusieurs ressources est ensuite abordé, et nous finirons par présenter des algorithmes distribués d'allocation conjointe de ressources et de puissance dans les réseaux cellulaires.

Chapitre 6 : Allocation par l'échantillonneur de Gibbs

Le chapitre 6 étudie un algorithme d'allocation de ressource distribué stochastique, basé sur la méthode d'échantillonnage de Gibbs. Cette technique permet de sélectionner pseudo-aléatoirement des configurations du réseau (puissance de transmission, vecteur de précodage, etc.), afin de converger vers la solution optimale. Les décisions locales d'un tel algorithme effectuent implicitement un compromis entre l'amélioration de la transmission considérée et la dégradation des transmissions voisines, grâce à des échanges d'informations sur les gains de canal ou niveau d'interférences. Nous présentons le formalisme appliqué aux réseaux MIMO-OFDMA, et nous étendons cette technique pour effectuer un compromis capacité-énergie.

Chapitre 7 : Méthode basée sur la poursuite de cibles

Le chapitre 7 étudie une technique d'allocation de ressources et de puissance totalement distribuée qui permet de prendre en compte directement la nature dynamique d'un réseau réaliste, et de s'adapter aux changements de conditions de canal, d'interférence ou des besoins en capacité des utilisateurs. Cette technique s'inspire des méthodes de poursuite de cibles en automatisme et en robotique, en s'appuyant sur un filtre de Kalman et un modèle à contrôle prédictif. L'intérêt de ce cadre de travail est de ne nécessiter aucun échange d'information entre les stations de base. Nous montrons que les interférences sont plus facilement prévisibles et nous permet donc d'allouer plus efficacement les ressources aux mobiles, en réduisant la probabilité de coupure.

1.4 Bases sur les communications sans-fil

1.4.1 Modélisation du canal radio

Les communications sans fil se font par la transmission d'ondes électromagnétiques entre un émetteur et un récepteur. La propagation de ces ondes radio dans un milieu sujet aux perturbations extérieures (présence d'obstacles, de réflexions, etc.) est un phénomène compliqué et est généralement décomposé en plusieurs éléments :

- l'affaiblissement du signal (*path loss*), dû à la distance entre l'émetteur et le récepteur,
- les effets de masque (*shadowing*), dus à la présence d'obstacles sur le chemin de transmission,
- l'évanouissement (*fading*), dû aux multiples réceptions du signal émis (suite à des réflexions par exemple), dont les phases se superposent de façon constructives ou destructives.

Les deux premiers phénomènes sont dit à large échelle et sont relativement lents par rapport aux temps considérés par les communications modernes. La variation de ceux-ci est due à la mobilité des éléments de transmission et de leur environnement. Lorsqu'il est considéré, le phénomène de masquage est souvent modélisé par une variable aléatoire, connue ou non, suivant une loi log-normale. Le phénomène d'évanouissement est dit de petite échelle, qui évolue rapidement par rapport aux phénomènes à grande échelle. Le temps de cohérence de l'évanouissement dépend de l'environnement (réflexions multiples), de la longueur d'onde utilisée et de la vitesse des éléments de transmission. Dans les réseaux cellulaires urbains modernes, celui-ci est de l'ordre du millième ou du centième de seconde. Différents modèles de variables aléatoires sont utilisées pour modéliser le phénomène d'évanouissement, les plus courants étant le canal avec un évanouissement de Rayleigh, de Rice ou de Nakagami.

La puissance d'un signal mesuré à un récepteur est donné par la formule de Friis :

$$P_r = P_t G_e G_t \nu d^{-\eta} \phi |\Phi|^2, \quad (1.1)$$

avec P_r étant la puissance reçue, P_t la puissance émise, G_e et G_r les gains d'antennes, respectivement à l'émission et à la réception (dans l'ensemble de ce manuscrit, nous utiliserons des antennes omni-directionnelles ayant des gains de 1), d est la distance entre l'émetteur et le récepteur, exprimée dans ce manuscrit en mètres, η est le coefficient d'affaiblissement, ν est une constante d'affaiblissement, liée à la longueur d'onde, à la distance de référence et au coefficient d'affaiblissement, $\phi \in \mathbb{R}^+$ est le facteur relatif au phénomène de masquage, $\Phi \in \mathbb{C}$ est la variable relative au phénomène d'évanouissement.

Le signal d'une transmission isolée mesuré à un récepteur peut s'écrire :

$$y = \sqrt{P_t} h x + z, \quad (1.2)$$

où $y \in \mathbb{C}$ est la mesure du signal bruitée, $x \in \mathbb{C}$ est le symbole émis, $h = \sqrt{\nu d^{-\eta}} \phi \Phi$ est le coefficient du canal de communication, et $z \in \mathbb{C}$ est le bruit blanc Gaussien additif, ce bruit thermique étant proportionnel à la bande passante utilisée et à la température.

La qualité d'une communication est mesurée avec le rapport signal à bruit (*Signal-to-Noise Ratio*, SNR), qui est obtenu par

$$\text{SNR} = \frac{P_t |h|^2}{\sigma_z^2} = \frac{P_t g}{\sigma_z^2}, \quad (1.3)$$

où $g = |h|^2$ est le gain de canal en puissance, et σ_z^2 est la variance du bruit sur la bande passante utilisée par le canal.

1.4.2 Canaux à interférence

En cas de transmissions simultanées sur le même canal radio par différents émetteurs, celles-ci s'interfèrent entre elles. Dans ce manuscrit, nous considérerons uniquement les interférences co-canaux (et non les interférences inter-symboles par exemple).

Le signal alors mesuré à un récepteur i est :

$$y_i = \sqrt{P_{b_i}} h_{b_i,i} x_{b_i} + \sum_{b \neq b_i} \sqrt{P_b} h_{b,i} x_b + z, \quad (1.4)$$

où b_i est l'émetteur de la communication destinée à i , $g_{b,i}$ est le gain de canal entre l'émetteur b et le récepteur i et x_b est le symbole émis à la puissance P_b par l'émetteur b .

En considérant les interférences comme du bruit blanc, le rapport signal sur interférence-plus-bruit (*Signal-to-Interference plus Noise Ratio*, SINR) du récepteur i est donné par :

$$\gamma(i) = \frac{P_{b_i} g_{b_i,i}}{\sum_{b \neq b_i} P_b g_{b,i} + \sigma_z^2} \quad (1.5)$$

1.4.3 Capacité d'une liaison radio

Capacité d'un canal Gaussien

La capacité d'un canal Gaussien est donné par la formule de Shannon [1] :

$$C(i) = B \log_2(1 + \gamma(i)), \quad (1.6)$$

où C est la capacité, en bit/sec (bps) et B est la bande passante de la communication. Il est souvent fait référence à l'efficacité spectrale d'une communication $c(i) = \log_2(1 + \gamma(i)) = C(i)/B$, en bps/Hz. Pour plus de détails sur la capacité d'un lien, voir [2, Chap. 4].

Capacité de coupure

Lorsqu'un canal radio subit des perturbations telles que l'évanouissement, le niveau de puissance reçue et donc le SINR deviennent des variables aléatoires. Supposons par exemple qu'une communication transmette un flux d'informations constant de $\log_2(1 + \gamma_{th})$ bps/Hz. S'il arrive que durant la communication, le SINR soit inférieur à γ_{th} , alors la communication n'est pas décodable correctement et l'information est perdue (le paquet est rejeté). Soit $p^o(\gamma_{th}) = \mathbb{P}(\gamma < \gamma_{th})$ la probabilité que le SINR d'une transmission soit inférieur au seuil γ_{th} . On utilise alors la notion de capacité de coupure (*outage capacity*) [2, Sec. 4.2.3].

Définition 1 La capacité de coupure C^o est la capacité maximale d'une transmission telle que la probabilité d'échec du décodage soit inférieure à un seuil donné p_{th} .

La capacité de coupure est donnée par :

$$C^o = \max(B \log_2(1 + \gamma_{th}) \mid p^o(\gamma_{th}) < p_{th}). \quad (1.7)$$

L'utilisation classique de la capacité de coupure est de fixer une probabilité de coupure arbitraire (par exemple 1% , 10% , etc.) et de déduire quelle est la capacité atteignable. Pour des applications en temps-réel telle que la voix, les paquets perdus n'ont pas le temps d'être retransmis. La probabilité de coupure est donc choisie afin que la communication conserve une qualité globale suffisante. Pour les trafics de données avec retransmission (par ex : transferts

de fichiers), on cherchera plutôt à maximiser le compromis entre la quantité d'informations envoyées et le taux de perte de paquets. Pour cela, nous introduisons la notion de débit/capacité utile (*goodput*).

Définition 2 On appelle capacité utile C^e la capacité moyenne d'une transmission, obtenue après avoir rejeté les paquets dont le SINR est inférieur au seuil de décodage.

La capacité utile, pour un seuil γ_{th} donné, se définit donc comme :

$$C^e(\gamma_{th}) = B \log_2(1 + \gamma_{th})(1 - p^o(\gamma_{th})) \quad (1.8)$$

La connaissance de la distribution de probabilité de coupure d'une communication est donc indispensable à un dimensionnement fin d'une transmission. Nous détaillerons dans le chapitre 4 la distribution associée aux liaisons à interférences avec évanouissement de Rayleigh.

1.4.4 Communications multi-antennes

Les standards de type 4G préconisent l'utilisation de plusieurs antennes à l'émission et à la réception (*Multiple-Input, Multiple-Output, MIMO*). L'utilisation de plusieurs antennes dans les systèmes de communications permet d'augmenter le nombre de degrés de liberté spatiale. Pour avoir une diversité maximale, il est en général recommandé d'espacer les antennes d'au moins une demi-longueur d'onde. Dans cette thèse, nous considérons uniquement le cas d'une communication MIMO vers un seul utilisateur à la fois (*single user MIMO*).

Canal MIMO

Supposons une communication avec N_t antennes à l'émission et N_r antennes en réception. Il existe donc $N_t \times N_r$ canaux radio simultanément. Ces canaux ne sont toutefois pas indépendants : chaque antenne du récepteur mesure une combinaison linéaire des signaux envoyés par tous les émetteurs. On utilisera une notation vectorielle du signal reçu :

$$\mathbf{y} = \mathbf{H}\mathbf{x} + \mathbf{z}, \quad (1.9)$$

où $\mathbf{y} \in \mathbb{C}^{N_r,1}$ est le vecteur des N_r signaux reçus, $\mathbf{x} \in \mathbb{C}^{N_t,1}$ est le vecteur des N_t signaux émis, $\mathbf{z} \in \mathbb{C}^{N_r,1}$ est le vecteur des bruits de mesure, supposés indépendants entre eux et $\mathbf{H} \in \mathbb{C}^{N_r, N_t}$ est la matrice regroupant l'ensemble des coefficients de canaux.

L'information mutuelle d'un canal MIMO Gaussien est décrite par Telatar [3] :

$$\mathcal{I} = B \log_2 \det(\mathbf{I}_{N_r} + \mathbf{H}\mathbf{R}_x\mathbf{H}^H) = B \sum_{r=1}^{rang} \log_2(1 + \lambda_r), \quad (1.10)$$

où $\mathbf{R}_x = \mathbb{E}(\mathbf{x}\mathbf{x}^H)$ est la matrice de covariance des antennes émettrices et $\lambda_r, r \in [1, rang]$ sont les valeurs propres de $\mathbf{\Gamma} = \mathbf{H}_{b_i}\mathbf{R}_{x_i}\mathbf{H}_{b_i}^H$. La capacité étant la maximisation de cette information mutuelle sur la distribution du signal transmis :

$$C = \max_{\mathbf{R}_x} B \log_2 \det(\mathbf{I}_{N_r} + \mathbf{H}\mathbf{R}_x\mathbf{H}^H). \quad (1.11)$$

Canal MIMO à interférences

Dans une communication MIMO classique, le signal reçu par un mobile i servi par une station b_i est

$$\mathbf{y} = \mathbf{H}_{b_i} \mathbf{x}_{b_i} + \sum_{b \in \mathcal{B}, b \neq b_i} \mathbf{H}_b \mathbf{x}_b + \mathbf{z}, \quad (1.12)$$

où \mathbf{H}_b est la matrice de canal entre la station b et le mobile $\mathbf{x}_b \in \mathbb{C}^{1 \times N_t}$ est le vecteur de symboles transmis par la station b .

L'information mutuelle obtenue par une telle communication est [2, 10.3] [4] :

$$\mathcal{I} = B \log_2 \det (\mathbf{I}_{N_r} + \mathbf{H}_{b_i} \mathbf{R}_{\mathbf{x}_i} \mathbf{H}_{b_i}^H \mathbf{R}^{-1}) = B \sum_{r=1}^{rang} \log_2 (1 + \lambda_r) \quad (1.13)$$

avec $\mathbf{R} = \sum_{b \neq b_i} \mathbf{H}_b \mathbf{R}_{\mathbf{x}_b} \mathbf{H}_b^H + \sigma_z^2 \mathbf{I}_{N_r}$ correspondant aux interférences plus bruit du système MIMO et $\lambda_r, r \in [1, rang]$ sont les valeurs propres de $\mathbf{\Gamma} = \mathbf{H}_{b_i} \mathbf{R}_{\mathbf{x}_i} \mathbf{H}_{b_i}^H \mathbf{R}^{-1}$.

1.4.5 Communications MIMO avec CSIT

La connaissance des informations de canal à l'émission (CSIT) permet d'utiliser des techniques avancées de traitement d'antennes, notamment une meilleure répartition de la puissance sur celles-ci, ou l'utilisation de précodage, en modifiant les phases d'émissions pour, par exemple créer une sommation constructive des signaux au niveau du récepteur.

Répartition de puissance d'émission

Lorsque l'émetteur a une connaissance statistique des canaux de la matrice \mathbf{H} , c'est à dire il connaît la valeur de $\mathbb{E}(\mathbf{H}^H \mathbf{H})$, il cherchera à maximiser la répartition des puissance sur les symboles \mathbf{x} , afin d'obtenir la capacité :

$$C = \mathbb{E}_{\mathbf{H}} \left(\max_{\mathbf{R}_x} B \log_2 \det (\mathbf{I}_{N_r} + \mathbf{H} \mathbf{R}_x \mathbf{H}^H) \right) \quad (1.14)$$

Précodage de symbole MISO

Considérons maintenant que les coefficients de canaux sont connus à l'émission. Supposons le cas particulier où l'émetteur dispose de N_t antennes, mais le récepteur n'en dispose que d'une seule, qui sera notamment utilisé dans le chapitre 6. Nous sommes dans le cas d'une liaison MISO. Le signal mesuré par le récepteur est :

$$y = \sqrt{P_t} \mathbf{h}^H \mathbf{x} + \mathbf{z} = \sqrt{P_t} \mathbf{h}^H \mathbf{w} s + \mathbf{z}, \quad (1.15)$$

où $\mathbf{h} \in \mathbb{C}^{N_t}$ et $\mathbf{w} \in \mathbb{C}^{N_t}$ sont respectivement le vecteur de coefficients de canal et le vecteur de précodage utilisé ($\|\mathbf{w}\| = 1$) et s est le symbole transmis.

Afin de maximiser le SNR, le précodage à utiliser est $\mathbf{w} = \mathbf{h}$. Cela crée une sommation constructive des signaux et maximise l'amplitude du symbole s .

Dans le cadre de communications avec interférences, d'autres méthodes de précodage existent également, notamment la technique du forçage à zéro (*zero-forcing*, ZF), qui, au lieu de maximiser le signal utile des utilisateurs, cherche à minimiser l'interférence générée sur les utilisateurs dans le voisinage. La connaissance des coefficients de canaux entre l'émetteur et l'ensemble des récepteurs est alors nécessaire, et la technique consiste à appliquer un vecteur de précodage orthogonal aux canaux des récepteurs interférés.

Multiplexage sur des canaux orthogonaux

Lorsque la matrice de canal \mathbf{H} est parfaitement connue à l'émission et à la réception, il est alors possible de séparer la communication en plusieurs canaux indépendants. Pour cela, on peut utiliser la technique de décomposition en valeurs propres : $\mathbf{H} = \mathbf{U}\mathbf{D}\mathbf{V}^H$, avec \mathbf{U} et \mathbf{V} étant des matrices unitaires et \mathbf{D} une matrice diagonale contenant les valeurs propres de \mathbf{H} . On utilisera alors à l'émission une matrice de précodage $\mathbf{W} = \mathbf{V}$ et en réception, on utilisera un récepteur décorrélateur, effectuant la multiplication de \mathbf{y} par \mathbf{U}^H . On obtient alors :

$$\mathbf{y}' = \mathbf{U}^H \mathbf{y} \quad (1.16)$$

$$= \mathbf{U}^H \mathbf{U} \mathbf{D} \mathbf{V}^H \mathbf{V} \mathbf{x} + \mathbf{U}^{-1} \mathbf{z} \quad (1.17)$$

$$= \mathbf{D} \mathbf{x} + \mathbf{U}^{-1} \mathbf{z} \quad (1.18)$$

La matrice \mathbf{D} étant diagonale, cette méthode permet donc d'annuler les interférences entre symboles d'une même transmission. Cela revient à transmettre les symboles \mathbf{x} sur des canaux parallèles. La capacité du canal MIMO est alors atteinte lorsque la puissance est répartie de façon optimale, en utilisant le water-filling pour déterminer les puissances $(\mathbf{R}_x)_r$ à utiliser sur chaque canal r :

$$C = B \sum_{r=1}^{rang} \log_2 \left(1 + \frac{\lambda_r (\mathbf{R}_x)_r}{\sigma_z^2 P_t} \right) \quad (1.19)$$

1.4.6 Communications MIMO sans CSIT

Codes spatio-temporels

Lorsque l'émetteur ne connaît pas les conditions de canal instantanées (CSI), le système est dit en "boucle ouverte". Le codage spatio-temporel (*Space-Time Coding*, STC) est une technique de traitement d'antennes qui permet d'exploiter la diversité des différents liens. Pour une communication MISO 2x1, le code d'Alamouti [5] est un code qui permet un gain en diversité tout en préservant le débit du lien : Soit s_1 et s_2 deux symboles à transmettre. Le code d'Alamouti envoie simultanément les deux symboles, codés, sur deux intervalles de temps successifs. Au premier temps, le premier émetteur transmet s_1 tandis que le second émet s_2^* . Au second temps, le premier émet s_2 et le second $-s_1^*$. Les canaux des deux antennes émettrices vers le récepteur sont notés h_1 et h_2 . Pour simplifier les notations, nous supposons une puissance

d'émission unitaire. Le récepteur mesure alors successivement les signaux suivants :

$$y_1 = s_1 h_1 + s_2^* h_2 + z_1 \quad (1.20)$$

$$y_2 = s_2 h_1 - s_1^* h_2 + z_2 \quad (1.21)$$

En appliquant une combinaison linéaire de ces symboles, on obtient :

$$y'_1 = h_1^* y_1 - h_2 y_2^* = s_1(|h_1|^2 + |h_2|^2) + h_1^* z_1 - h_2 z_2^* \quad (1.22)$$

$$y'_2 = h_2^* y_1 + h_1 y_2^* = s_2(|h_1|^2 + |h_2|^2) + h_2^* z_1 + h_1 z_2^* \quad (1.23)$$

avec z_1 et z_2 étant les bruits de mesure respectifs (pouvant inclure les interférences extérieures).

Afin de conserver une énergie comparable, la puissance d'émission est partagée équitablement sur chaque antenne avec une puissance $P/2$. Le SNR finalement obtenu, sur chacun des deux symboles, est égal à :

$$\gamma_{Alamouti} = \frac{P(|h_1|^2 + |h_2|^2)}{2\sigma_z^2} \quad (1.24)$$

En exploitant un maximum de diversité d'un système MISO $N_t * 1$, le SINR atteignable est :

$$\gamma_{div} = \frac{P}{N_t} \frac{\sum_{i=1}^t |h_i|^2}{\sigma_z^2} \quad (1.25)$$

Il n'y a cependant pas de code connu permettant un passage à l'échelle du gain de diversité en préservant un débit constant.

Information mutuelle

En supposant que l'émetteur ne dispose pas de l'état de canal instantané (CSIT), il est possible de répartir la puissance sur les différentes antennes équitablement : $\mathbb{E}(\mathbf{xx}^H) = \frac{P_{b_i}}{N_t} \mathbf{I}_{N_t}$. L'information mutuelle obtenue par une telle communication est [2, 10.3] [4] :

$$\mathcal{I} = B \log_2 \det \left(\mathbf{I}_{N_r} + \frac{P_{b_i}}{N_t} \mathbf{H}_{b_i} \mathbf{H}_{b_i}^H \mathbf{R}^{-1} \right) = B \sum_{r=1}^{rang} \log_2(1 + \lambda_r) \quad (1.26)$$

avec $\mathbf{R} = \sum_{b \neq b_i} \mathbf{H}_b \mathbf{H}_b^H + \sigma_z^2 \mathbf{I}_{N_r}$ correspondant aux interférences plus bruit du système MIMO et $\lambda_r, r \in [1, rang]$ sont les valeurs propres de $\mathbf{\Gamma} = \frac{P_{b_i}}{N_t} \mathbf{H}_{b_i} \mathbf{H}_{b_i}^H \mathbf{R}^{-1}$. L'information mutuelle dépend donc du rang de la matrice $\mathbf{\Gamma}$ et des ses valeurs propres, mais elle augmente de façon linéaire avec le rang, et de façon logarithmique avec les valeurs propres. L'information mutuelle croît linéairement avec $\min(N_t, N_r)$ du système, et les statistiques pour un canal à évanouissement sont développées dans [6].

La méconnaissance des informations de canal à l'émission ne permet pas de séparer complètement les symboles transmis par les antennes, et sont donc équivalent à des communications avec interférences.

Capacité de coupure

L'information mutuelle (1.26) est une valeur instantanée, et la notion de coupure prend également un rôle important pour le dimensionnement du transfert d'informations. Tout comme l'équation (1.8), nous introduisons l'information mutuelle utile pour un seuil \mathcal{I}_{th} cible :

$$\mathcal{I}^e(\mathcal{I}_{th}) = \mathcal{I}_{th}(1 - \mathbb{P}(\mathcal{I} < \mathcal{I}_{th})), \quad (1.27)$$

c'est à dire l'information mutuelle reçue, ôtée des informations non-décodables.

1.4.7 Couche physique pour LTE

Les réseaux cellulaires 4G (WiMax, LTE, LTE-A) sont basés sur une couche physique de type OFDM (*Orthogonal Frequency Division Modulation*), qui permet l'utilisation de sous-porteuses quasi-orthogonales en fréquences. Sur la voie descendante, ces standards utilisent une version multi-utilisateurs : l'OFDMA (*Orthogonal Frequency Division Multiple Access*).

L'avantage de cette couche physique est la possibilité d'allouer des blocs de sous-porteuses, en fréquence et en temps aux utilisateurs. Pour la LTE et LTE-A [7], une trame radio dure 10 ms, et est composée de 10 sous-trames temporelles, elles-même divisées en 2 blocs de ressource élémentaires. Un bloc de ressource élémentaire (*Resource Block*, RB), est composé de 12 sous-porteuses en fréquence (180kHz) et de 7 symboles OFDM en temps (0.5ms). Cette ressource élémentaire est la plus petite entité possible à manipuler pour les ordonnanceurs. Selon la bande passante disponible (de 1.4MHz à 20MHz) le nombre de RB utilisables en fréquence varie de 7 à 100. Le partage entre voie montante et voie descendante se fait soit en fréquence (FDD), soit dans le temps (TDD).

En fonction de la complexité utilisée dans l'ordonnanceur et des informations de canal disponibles, l'OFDMA permet d'allouer les RB aux utilisateurs de plusieurs façons : par exemple, l'utilisation d'une large bande passante pour un utilisateur permet d'augmenter la diversité spectrale, tandis qu'une répartition fine des fréquences, basée sur la qualité du lien radio, permet d'exploiter la diversité multi-utilisateurs pour maximiser les capacités. La norme LTE permet également l'utilisation de ressource "virtuelles" qui groupent les RB de façon soit localisée, soit distribuée sur la bande passante. Le partage des blocs de ressource est indiqué aux mobiles via le PDCCH (canal de contrôle envoyé à chaque début de sous-trames en FDD).

1.4.8 Modèles de topologie pour les réseaux cellulaires

Dans les réseaux cellulaires, les utilisateurs mobiles sont servis par des stations de base (BS), qui permettent d'assurer une couverture du réseau en forme de cellules. La cellule d'une BS est la région de l'espace dans lesquels les utilisateurs sont associés à cette station. Nous appellerons station principale la station d'attache d'une mobile.

Bien que la topologie réelle soit difficile à maîtriser dans le cas général du aux problèmes de propagation, notamment en milieux urbains, la littérature propose plusieurs modèles *académiques* de réseaux afin de permettre des études comparables. Le modèle de Wyner [8] est un modèle classique à une dimension, généralement utilisé pour des approches de théorie de l'information.

Ce modèle prévoit des stations de bases réparties régulièrement sur une droite de l'espace. Le gain de canal est exponentiellement décroissant avec le nombre de stations de base entre les mobile et la stations considérée.

Des modèles de Wyner étendus, plus proches de la réalité, ont été utilisés afin de prendre en compte l'affaiblissement lié à la distance entre l'émetteur et le récepteur, tels que dans [9, 10].

Pour les modèles en deux dimensions, la topologie régulière la plus usuelle est une répartition des stations sur une grille hexagonale. Ce schéma vient de l'utilisation de la planification de ressources, notamment dans les technologies 2G et 3G. Dans ce modèle, chaque cellule possède donc 6 cellules voisines. C'est le schéma régulier le plus dense qu'il est possible de faire. Les cellules formées par une telle topologie sont de forme hexagonales, et se rapprochent des disques.

On considère en général deux possibilités pour l'association entre un mobile et sa station principale. Soit le mobile est attaché à la BS la plus proche, soit il est associés à celle qui possède le gain de canal le plus élevé. Si l'on ne considère pas d'effets de canal tels que le masquage, alors ces deux approches sont identiques. Lorsque l'on considère des phénomènes de propagation tels que les effets de masque, les cellules se déforment et les bords de cellules ne sont plus réguliers. Des résurgences de couverture peuvent même se créer par endroit, à l'intérieur des cellules voisines.

Dans cette section, nous avons décrit quelques notions fondamentales des réseaux cellulaires, qui servent de bases à cette thèse. Les détails complémentaires, spécifiques aux études présentées dans ce manuscrit, seront introduits au fur et à mesure.

1.5 Publications de l'auteur

Les travaux présentés dans cette thèse ont fait l'objet des publications suivantes :

1.5.1 Journal international

- V. Garcia, N. Lebedev, and J-M. Gorce. Capacity outage probability for multi-cell processing under rayleigh fading. *Communications Letters, IEEE*, 15(8) :801-803, August 2011. [11]

1.5.2 Conférences internationales

- V. Garcia, N. Lebedev, and J-M. Gorce. Model predictive control for smooth uncoordinated power adaptation in multi-channel wireless cellular networks. In *Wireless Communications and Networking Conference (WCNC), 2012 IEEE*, Paris, April 2012. [12]
- V. Garcia, C Chen, N. Lebedev, and J-M. Gorce. Self-optimized precoding and power control in cellular networks. In *Proc. IEEE 22th Int Personal, Indoor and Mobile Radio Communications Symposium*, 2011. [13]
- V. Garcia, N. Lebedev, and J-M. Gorce. Capacity-fairness trade-off using coordinated multi-cell processing. In *Vehicular Technology Conference (VTC Fall), 2011 IEEE*, pages 1 ?5, sept. 2011. [14]

- V. Garcia, N. Lebedev, and J-M. Gorce. Joint coordinated multicell processing and MIMO : Selection of base stations and gain. In 6th International ICST Conference on Cognitive Radio Oriented Wireless Networks and Communications (accepted), 2011. [15]
- V. Garcia, N. Lebedev, and J-M. Gorce. Multi-cell processing for uniform capacity improvement in full spectral reuse system. In COGNitive systems with Interactive Sensors, Paris, France, Nov. 2009. SEE, IET. [16]

1.5.3 Brevet Européen

- V. Garcia, J-M. Gorce, N. Lebedev, and L. Roulet. Method for setting up a wireless communication and wireless communication system (Alcatel-Lucent et al., European patent No. 11305672.5-1246), 2011. [17]

Première partie

Évaluation des techniques de coopération entre stations de base

2

Coordination de stations de base

2.1 Introduction

2.1.1 Motivations et objectifs

Les réseaux cellulaires font face à une constante croissance des besoins en capacité des utilisateurs. Mais faire face à cette augmentation de capacité est difficile car les réseaux cellulaires sont limités par les ressources, en particulier de bande passante, mais également en énergie. De plus la surcharge de ces réseaux peut entraîner une augmentation exponentielle des interférences, dégradant la qualité des liens et pouvant globalement conduire à une réduction de la capacité globale.

Parmi les solutions possibles, la densification du réseau de stations de base (BS) semble incontournable, afin d'augmenter la réutilisation des ressources tout en diminuant la puissance transmise pour chaque mobile. Chaque cellule devient donc plus petite et contient moins d'utilisateurs à servir. A cause de la complexité de la propagation en environnement urbain, une telle densification s'accompagne d'une dérégulation des cellules et une augmentation du nombre de cellules voisines et donc d'interférences co-canal. Dans les milieux urbains, le problème de couverture est essentiellement lié à la présence d'interférence, et non à la distance entre un utilisateur et sa station de base.

Dans ce manuscrit, nous appelons *interférences* les signaux transmis par des émetteurs voisins (non-coordonnés) sur le même canal. Nous ne considérons pas d'autres types d'interférences, comme les interférences inter-symboles par exemple.

Afin d'assurer un niveau de signal sur interférence raisonnable, les réseaux cellulaires de seconde génération (GSM) pratiquaient la réutilisation spatiale, c'est à dire une planification des

fréquences dans sur un graphe de voisinage représentant les cellules. Lors de cette planification, il s'agit de trouver un compromis entre réduction d'interférences (grande distance de réutilisation) et maximisation de la capacité (petite distance de réutilisation). De nombreuses techniques de planification statiques ont vu le jour afin de partager les ressources entre les cellules.

Dans les réseaux de troisième génération (3G), l'UMTS utilise le CDMA pour réduire les interférences, grâce à l'étalement de spectre et l'utilisation de codes pseudo-orthogonaux.

La quatrième génération de réseaux cellulaires (4G) introduit l'utilisation des techniques d'annulation d'interférences, basées sur le traitement d'antennes MIMO. Si le CDMA permet de réduire les interférences entre les cellules, celui-ci ne permet pas d'obtenir le meilleur compromis entre efficacité spectrale et réutilisation des ressources, par la limitation du nombre de codes à utiliser. La couche physique des réseaux 4G, tels que LTE, sont basés sur l'OFDMA, qui offrent la possibilité de gérer de façon dynamique l'allocation de blocs de ressource, non interférants, entre cellules voisines. On revient alors à une planification de ressources, mais l'OFDMA, contrairement à l'OFDM garantie une meilleure orthogonalité entre porteuses ainsi qu'une augmentation du nombre de blocs de ressources disponibles. Sur cette base, il est alors possible d'allouer de façon dynamique les ressources, grâce à des échanges partiels d'information entre stations de base voisines [18].

La coordination inter-cellules consiste à faire coopérer les émetteurs entre eux afin de limiter les interférences. L'objectif principal étant d'améliorer la couverture et de réduire le nombre d'utilisateurs défaillants en bords de cellules. Pour cela, les stations de base communiquent entre elles afin de réguler l'utilisation des ressources communes. Cette interaction entre cellules voisines peut s'effectuer directement, en utilisant un lien type X2 pour la LTE, ou via un coordinateur centralisé. Les différents types de coopérations sont abordés dans l'état de l'art de la section 2.2.

L'intérêt de la coopération de cellules est de pouvoir mieux prendre en compte l'état courant du réseau, et s'y adapter dynamiquement. Cela s'inscrit pleinement dans les objectifs de réseaux auto-organisés, puisque le besoin en planification se réduit largement, et l'on peut optimiser l'usage des ressources.

2.1.2 Terminologie

Nous reprenons les définitions utilisées dans la norme LTE-Advanced [19, 20], concernant la coopération de cellules :

- Cellule serveuse ou principale : c'est la cellule (unique) d'attachement du mobile, et correspond aux définitions d'attachement classiques (sans CoMP).
- Ensemble de coopération CoMP : ensemble des éléments (émetteurs), distribués dans l'espace, participants à la transmission vers un mobile. Cet ensemble peut éventuellement être transparent pour le mobile.
- Élément(s) de transmission CoMP : cellule(s) active(s) dans la transmission des données vers le mobile. Cet ensemble est un sous-ensemble du précédent. Si la coopération est une sélection de la cellule émettrice, alors il n'y a qu'un élément actif et les autres ne transmettent pas. Pour une coopération de type ordonnancement coordonné, la cellule active est la cellule principale.

- Ensemble des mesures CoMP : ensemble des cellules partageant les informations de canal de leurs mobiles à l'ensemble de coopération. Cet ensemble n'est pas nécessairement identique à l'ensemble de coopération.

2.2 État de l'art

Dans cette section, nous nous intéressons aux techniques de coordinations de cellules “CoMP” (*Coordinated Multiple Points* ou *Coordinated MultiPoint*). Les livres [21, 22] recensent de manière générale de nombreux aspects de coopérations entre les cellules en incluant les techniques de traitement conjoint CoMP, de relaying, d'allocation de ressources, de théorie des jeux et de planification. Les études portant sur la coopération de stations font l'objet de nombreuses publications récentes, et celles de Hanly et al. [23–26], qui en sont les précurseurs, se focalisent principalement sur la voie montante et exploite la macro-diversité sur des modèles linéaires de type Wyner [8].

Dans [27], Gesbert et al. présentent une récente bibliographie très complète des techniques de coopérations entre cellules. Des performances y sont également évaluées en utilisant le modèle linéaire de Wyner, pour les voies montante et descendante, pour des stations et mobiles avec plusieurs antennes et en fonction de la capacité des liens de communication entre les stations.

Dans les standards de la 4G, le choix des techniques de traitement conjoint des signaux par les cellules n'est pas encore finalisé. Le standard WiMAX (version 2009) [28, 29] ne propose pas l'utilisation de traitement conjoint de signaux. Pour la 3GPP [30], la standardisation de CoMP a débuté, mais reste pour l'heure à l'état d'évolution future (voir [19]), et est désormais plutôt candidat pour figurer pour les versions 11 ou 12, notamment à travers le document spécifique [20]. Le livre [22] consacre son dernier chapitre à l'état de CoMP dans la standardisation, en incluant les méthodes proposées en cours de discussion. Une synthèse des techniques de CoMP prévues pour les standards est disponible dans [31].

De ces études, on peut retenir une classification des méthodes en deux catégories, selon que les données à transmettre sont partagées entre les cellules ou non. Dans le cas où les données ne sont pas partagées, il s'agit donc de coordonner le partage d'accès à un même ensemble de ressources. Dans le cas où les stations de base partagent les données, il s'agit de mettre en place des techniques de transmission conjointes.

2.2.1 CoMP sans partage des données utilisateurs

Généralement appelées “Ordonnancement coordonné” et “Focalisation coordonnée” (*Coordinated Beamforming/Coordinated Scheduling*), ces techniques consistent à éviter les interférences inter-cellules et les données sont transmises avec une seule station de base. Lorsque les cellules ne s'échangent pas d'information sur les conditions de canal, la coordination se limite à une planification statique, comme pour les anciennes générations de réseaux cellulaires. Par exemple, il est possible d'utiliser une réutilisation spatiale de fréquence, ou la réutilisation partielle de fréquences. Ces schémas statiques ne présentent toutefois aucune adaptabilité en fonction des conditions de réseau.

Lorsque les cellules s'échangent des informations sur les conditions de canal, elles peuvent alors s'adapter de façon plus dynamique, en utilisant des techniques comme :

- Adaptation dynamique du partage de spectre. Par exemple, via une réutilisation partielle de spectre dynamique [32], ou par l'utilisation de la théorie des graphes pour optimiser le partage de ressources et tendre vers une réutilisation plus importante du spectre [18, 33, 34].
- Coordination des faisceaux de transmission, soit en focalisant le mobile visé, soit en évitant de focaliser les mobiles interférés. Par exemple, dans [35] Dahrouj et al. proposent une formation de voie minimisant la puissance sous contrainte de SINR, tandis que Zakhour et al. [36] proposent des vecteurs de précodage qui font un compromis entre la maximisation du niveau de signal et la minimisation des interférences générées.

Ce type d'approche fera l'objet d'études présentées dans la seconde partie de cette thèse.

2.2.2 CoMP en traitement conjoint

Lorsque les données sont accessibles via plusieurs stations de base, le réseau peut effectuer un traitement de signal conjoint (*Joint Processing*), et ainsi utiliser l'ensemble des antennes disponibles de plusieurs sites pour la communication avec le mobile. Cela revient à faire un MIMO distribué. L'utilisation de traitement conjoint permet de considérer le système comme un canal MIMO à accès multiples sur la voie montante et un canal de diffusion MIMO sur voie descendante. Si plusieurs utilisateurs sont servis par cette coopération, un partage des ressources sera à effectuer : partage orthogonal (par exemple OFDMA) ou par traitement d'antennes (MIMO multi-utilisateurs). Si l'ensemble des stations coopèrent, il n'y a plus d'interférences, mais dans la pratique, des interférences venant d'émetteurs en dehors de l'ensemble de coopération subsistent.

Le gain pour l'utilisateur est double :

- Premièrement, la qualité de signal est améliorée. L'utilisation de traitements de signal type MIMO ou MISO, même les plus simples, distribués sur plusieurs sites émetteurs, apportent nécessairement une amélioration de la qualité du lien comparé à une seule station émettrice. On peut par exemple tirer avantage de la diversité macroscopique.
- Deuxièmement, les stations de base associées à un utilisateurs en CoMP n'émettent donc plus d'interférences vers celui-ci. Dans un réseau limité par les interférences, ce gain est très important. Un mobile de bord de cellule est en effet contraint par un nombre assez faible (1 à 4) de sources d'interférences majeures.

Traitement conjoint en boucle-ouverte

Dans le cas où les stations ne s'échangent pas les informations de canal, ou bien si ces échanges ne permettent pas un traitement utilisant le précodage (dû à un délai de communication trop important, à la précision des informations ou à une limite en complexité), un traitement de type boucle-ouverte permet notamment de gagner en macro-diversité. Sur la voie montante, une recombinaison des signaux reçus permet d'additionner les valeurs de SINR obtenues sur chaque récepteur [25]. Sur la voie descendante, les traitements type boucle-ouverte utilisent généralement un codage spatio-temporel, par exemple de type Alamouti. Dans [37], Rege et al. proposent des schémas de STC pour les communications multi-cellulaires. Le niveau de signal utile reçu atteignable est alors la somme des puissances des signaux coopératifs. Les

performances obtenues par ce type de coopérations sont certes plus faible qu'un traitement conjoint de l'ensemble des antennes du réseau [38–40], mais une application pratique de ce type de code est plus réaliste. Le gain de diversité obtenu par l'association d'antennes distribuées est intéressant notamment si l'on considère des conditions de canal avec de forts effets aléatoires (masquage, évanouissement).

Lors d'un traitement type boucle-ouverte, la capacité instantanée atteignable est donnée par la capacité d'un lien MIMO sans précodage [2, Chap.10]. Dans le cas que nous traiterons par la suite, celui de la macro-diversité MISO, la capacité atteignable est de forme :

$$C_{div} = \log_2 \left(1 + \frac{\sum_{b \in \mathcal{B}_i} P_b g_{b,i}}{\sum_{b \notin \mathcal{B}_i} P_b g_{b,i} + \sigma_z^2} \right) \quad (2.1)$$

où \mathcal{B}_i est l'ensemble de coopération servant l'utilisateur i . Il est à noter que dans notre cas, nous ne divisons pas la puissance de transmission des émetteurs, puisqu'ils ne sont pas sur la même station de base. Afin de comparer les performances, nous devons prendre en compte le coût en ressources (utilisation d'une ressource sur plusieurs cellules du réseau pour une communication).

Traitement en réseau d'antennes

Lorsque les informations sur le canal entre les stations de base et les mobiles sont accessibles, une plus grande variété de techniques de traitement d'antennes sont utilisables. Les méthodes les plus utilisées sont dérivées des techniques MIMO classiques :

- Focalisation de faisceau : le but de cette méthode est de focaliser l'utilisateur servi par la coopération et lui offrir un SNR maximum.
- Block-Diagonalization (BD) : l'objectif est de précoder les émetteurs de telle sorte que l'interférence générée sur les récepteurs voisins soit nulle [41, 42]. Cette technique est similaire au *Zero-forcing* (ZF).
- Le Dirty-Paper-Coding (DPC) [43] : le Dirty-Paper-Coding a été montré comme borne supérieure des techniques de codage MIMO et s'applique également au MIMO distribué [38, 44]. Cependant, la complexité d'une telle méthode la rend irréalisable en pratique. Cette technique consiste à prendre en compte les interférences au récepteur et, par anticipation, soustraire celle-ci au message que l'on envoie. Il faut donc connaître non seulement les informations de canal des interférents, mais également les données utilisateurs émises par chaque antenne.

Depuis quelques années, de nombreuses études se sont penchées sur les performances de CoMP utilisant un réseau d'antennes [40, 45–51], notamment dans [50] Karakayali et al. comparent les performances en fonction de diverses méthodes de précodage en fonction du nombre d'antennes de chaque élément, dans [51] Zhang et al. intègrent le MIMO multi-utilisateurs, tandis que Bjornson et al. [48, 49] développent et caractérisent comment obtenir certaines classes de précodeurs (*Maximum Ratio Combining*, ZF, etc.) pour le traitement distribué, ainsi que les régions de capacité liées à celles-ci.

Dans [40] Jing et al., proposent un comparatif des performances de plusieurs différentes techniques MIMO distribuées. Dans ce comparatif, un modèle de Wyner circulaire [8] est utilisé

et fait la distinction entre deux catégories d'utilisateurs : ceux en bords de cellules qui utilisent CoMP et ceux au centre des cellules. Cette étude montre bien que le DPC offre des capacités supérieures aux autres techniques et que le ZF est plutôt efficace à fort SNR. La méthode de focalisation ne permettant qu'un léger gain de capacité comparé à un partage de ressources orthogonale entre les cellules (partage en temps ou fréquence).

Limitations de la communication inter-cellule

Ces études académiques (notamment par les modèles utilisés et les hypothèses) ont été complétées pour prendre en compte plus de contraintes : Une des contraintes pratiques majeure étant la communication entre les cellules, l'importance de la quantité d'information à échanger est prise en compte. Par exemple, dans [52] Simeone et al. étudient l'impact de la capacité des liens entre les cellules sur la capacité des communications CoMP.

La qualité des informations de canal est également importante, afin d'utiliser les techniques MIMO efficacement :

- La précision des informations de canal. Dans [53–56], les auteurs traitent de l'importance des informations sur le canal de retour pour les systèmes MIMO. Dans [57], Kobayashi et al. évaluent les performances de CoMP avec la connaissance partielle des CSIT.
- Le délai des échanges entre les stations a également été étudié dans [58, 59]. L'impact cumulé de la quantification et du délai a été étudié dans [60].

Hoydis et al. [61] ont étudié le compromis entre le nombre de cellules dans une coopération et son coût en ressources nécessaire à l'obtention des informations de canal pour que le mobile.

2.2.3 Méthodes de sélection de cellules

Bien que de nombreuses études cherchent à obtenir les performances de CoMP dans un réseau, celles-ci considèrent généralement des ensembles de coopération pré-déterminés de façons arbitraires (zone géographique, SINR seuil) ou même des réseaux où la totalité des cellules existantes coopèrent. Il est bien entendu impossible dans la réalité d'avoir une coopération absolue entre toutes les cellules, à cause du trafic généré pour les échanges d'informations (données utilisateurs et informations de canal) qui doivent atteindre les cellules (ou le coordinateur centrale) en temps réel. De plus, la complexité des méthodes d'allocation et de codage croissent avec le nombre d'éléments concernés.

Dans [62, 63], les auteurs présentent des études de performances basées sur des ensembles de cellules (*clusters*) de taille fini, en faisant une distinction des traitement d'antennes utilisées pour les cellules de l'ensemble de coopération ou en dehors de l'ensemble.

La réduction du nombre de cellules dans une coopération réduit naturellement le volume d'échange à transmettre dans le réseau et le délai des communications, mais peut réduire également les performances. En considérant un réseau d'antenne utilisant un MU-MIMO, plus le nombre de cellules coopérantes est élevé, plus les performances théoriques sont grandes. Toutefois, ce gain de performance n'est pas forcément suffisant si l'on utilise des techniques MIMO moins complexe, ou que l'on considère la complexité de la mise en place.

Les méthodes de sélection des cellules pour CoMP ont assez peu eu d'attention par la communauté, on notera que dans [64], les auteurs proposent une optimisation de la sélection

des cellules coopérantes basée sur un algorithme génétique, dans [65], les auteurs comparent les performances de CoMP pour des clusters prédéterminées ou des ensembles dynamiques. Il est montré que la coordination de 2 BS bien choisies permet des performances égales ou supérieures à des ensembles statiques avec 7 BS. En effet : une association statique de cellules ne permet pas d'optimiser l'utilisation des ressources, et il est préférable de toujours choisir les cellules *proches* du mobile, tout en laissant disponibles les autres cellules pour d'autres utilisateurs.

2.3 Problèmes ouverts

La coordination de cellules est une technique qui promet de bonnes améliorations de performances, tant en terme de couverture que de capacité. Bien que le principe de base de cette technique soit directement lié aux techniques bien connues de MIMO - ici, distribuées - la mise en pratique *réaliste* reste difficile.

Dans la pratique, la connaissance de l'ensemble des informations de canal, et ce de façon instantanée, n'est pas réaliste. Le délai et la précision de ces données sont des éléments fondamentaux pour qu'une technique MIMO distribuée puisse fonctionner pleinement. Si les informations de canal ne peuvent être partagées dans des temps très courts entre les BS, des coopérations plus *simples* doivent être utilisées (par exemple le MIMO en boucle ouverte). De plus, dans un contexte distribué, la complexité d'un traitement MIMO très efficace nécessite une propagation des informations entre stations de base ainsi qu'une résolution des problèmes d'optimisation très rapides.

Afin de limiter la taille des ensembles de coopérations, il est nécessaire de définir une stratégie où le choix des stations de base coopérantes dépend de la position d'un mobile et de ses liaisons avec les différentes bases susceptibles de coopérer. Une vision *centrée* sur le point de vue du mobile est intéressante à adopter, afin de lui offrir la même QoS (débit, latence,...) quelles que soient les conditions environnantes. Il n'existe pas dans la littérature de méthode optimale pour la sélection des cellules coopératives.

Enfin, l'évaluation précise de ses performances reste encore très sujette aux hypothèses utilisées. Afin de rendre les calculs plus pratiques, de nombreuses études se limitent à des modèles *simples*, de type Wyner. Ces évaluations devraient également pouvoir prendre en compte des tailles plus raisonnables de coopération, ainsi qu'un environnement qui ne se limite pas qu'à cette coopération (présence d'interférences non contrôlées).

3

Évaluation de performances sous contrainte de capacité uniforme

3.1 Introduction

3.1.1 Motivations et objectifs

Ce chapitre a pour but de proposer une méthode d'évaluation du gain lié à l'utilisation des méthodes de type CoMP, basée sur une estimation d'un critère de couverture tenant compte des contraintes de trafic. Avec la densification croissante des cellules, la mise en œuvre d'une planification rigoureuse statique des stations de base par les opérateurs devient impossible, en particulier dans les zones urbaines denses ou dans les environnements intérieurs, où la modélisation de la propagation radio ne peut être assez fine. De plus, dans des environnements complexes, la forme des cellules n'est plus convexe et le nombre d'interférences est potentiellement très élevé. La seule solution qui passe l'échelle, est basée sur une réutilisation complète de la bande (Reuse 1), avec une gestion dynamique des ressources tenant compte des interférences. Les algorithmes de sélection automatique des ressources font partie des algorithmes auto-organisés (*Self-Organized, Self-Optimized Networks*, SON). La mise en place d'algorithmes de gestion distribuée des ressources fera l'objet de la 2^e partie de cette thèse.

Dans ce chapitre nous étudions une autre approche qui consiste à exploiter la coopération entre cellules voisines pour améliorer le SINR des mobiles situés en bord de cellule, ou plus généralement dans des zones à fort recouvrement. Nous considérons typiquement un ensemble stations de base, capables d'échanger des informations entre elles ou à travers le réseau cœur (par exemple les liens X2 en LTE), et nous évaluons le gain potentiel des approches de type

CoMP. Nous nous intéressons uniquement à l'optimisation du lien descendant.

Les cellules coopérantes pour servir un sous-groupe d'utilisateurs fonctionnent alors comme une cellule virtuelle, pouvant posséder ou non la même identité de cellule. Notons que nous différencions le CoMP des systèmes à antennes distribuées (DAS) qui fonctionnent à groupement constant d'antennes. Notre approche développée ici consiste à adapter dynamiquement les groupes d'antennes. Par contre, contrairement aux approches DAS, nous nous intéresserons uniquement aux approches sans connaissance du canal à l'émission (CSIT), ce qui impose de se limiter à l'émission aux méthodes de diversité par codage, et non par formation de voie ou annulation d'interférences. En quelque sorte, nous utilisons le CoMP comme une méthode implicite de réduction des interférences.

De plus, dans ce chapitre nous considérons une application de type flux élastique (téléchargement par exemple), chaque station de base ayant pour objectif de maximiser la capacité servie à ses utilisateurs. Dès lors, chaque station de base travaille toujours à puissance maximale, et nous n'introduisons pas de contrôle de puissance.

Nous fixons comme contrainte forte, celle d'une équité absolue, c'est-à-dire que chaque utilisateur doit pouvoir ressentir la même qualité de réseau, où qu'il soit, et donc bénéficier de la même capacité. Une telle contrainte fait partie des spécifications de LTE et LTE-Advanced. Or, dans les réseaux cellulaires, ce sont les utilisateurs de bords de cellules qui sont fortement contraints par les interférences voisines. Dans un contexte de densification, la proportion d'utilisateurs de "bords de cellules" augmente et la notion même de "bord de cellule" perd son sens dans la mesure où les cellules ne sont plus clairement formées. Nous définirons ce scénario comme celui d'un réseau à capacité uniforme. Nous chercherons alors pour un réseau donné à maximiser la capacité uniforme qui s'exprime en bit/s/Hz/km^2 .

Cette capacité uniforme s'obtient sous contrainte d'une certaine énergie consommée par les stations de base fonctionnant à puissance constante prédéfinie (notons que chaque BS peut avoir une puissance d'émission propre, mais uniforme sur toute sa bande). Ainsi, nous considérons les puissances d'émission comme des contraintes et non comme des variables d'ajustement. On observe bien sous ces hypothèses que les utilisateurs de bord de cellules pénalisent l'ensemble des utilisateurs. Notre objectif dans ce chapitre est donc d'évaluer l'intérêt du CoMP pour améliorer la capacité uniforme maximale d'un réseau dense.

3.1.2 Contributions

Dans ce chapitre nous développons tout d'abord un critère général pour évaluer la capacité globale d'un tel scénario et pour permettre d'évaluer le gain du traitement CoMP. Le réseau devant offrir la même capacité à tout utilisateur, nous définissons une fonction continue de densité d'utilisateurs, dont nous déduisons un critère unique de performance qui est la capacité uniforme maximale d'un réseau. Nous adaptons ensuite ce critère au cas des méthodes CoMP, et évaluons sur des scénarios de type linéaire et hexagonal, avec et sans effets de masquage, le gain potentiel des approches CoMP.

Les contributions de ce chapitre se résument par :

- la formalisation d'un cadre de travail pour l'étude des performances des réseaux sous contrainte de capacité uniforme pour des flux élastiques,

- l'évaluation des performances de des techniques CoMP avec ce critère utilisé pour l'association des mobiles avec les stations de base.
- l'évaluation de l'impact des conditions de propagation sur les performances.

Une partie de cette étude a été publiée dans la conférence SEE COGIS 2009 [16].

3.1.3 Résumé du chapitre

Ce chapitre est organisé de la façon suivante : La section suivante présente notre modèle à capacité uniforme, en décrivant les notions de modèle continu, d'équité absolue et le partage de ressources qui permet de l'atteindre. La section 3.3 présente les méthodes de référence utilisées de type réutilisation totale ou partielle des ressources. La section 3.4 propose une modélisation asymptotique des performances des algorithmes CoMP.

La section 3.5 présente les performances obtenues par ces différentes méthodes, appliquées à un réseau linéaire et à un réseau hexagonal en incluant une étude de l'effet des paramètres de propagation sur les performances. Enfin, une conclusion propose une discussion sur les résultats obtenus et les hypothèses utilisées pour cette étude.

3.2 Modèles et hypothèses

3.2.1 Canal et signal

Dans ce chapitre, nous nous intéressons à la couverture des cellules en voie descendante.

Dans les réseaux que nous considérons, nous supposons que la ressource spectrale est fractionnable en blocs indépendants et non-interférents, ce qui correspond typiquement aux réseaux utilisant l'OFDMA (WiFi, WiMax, LTE).

Ainsi, le partage de ressources entre plusieurs utilisateurs se fait en allouant une fraction de la bande passante disponible à chacun. Pour faciliter l'étude et évaluer le comportement optimal du système, nous supposons que la ressource à partager est continue et infiniment fractionnable.

Nous faisons l'hypothèse que les stations de base utilisent l'ensemble des fréquences disponibles, et utilisent la puissance maximale possible sur chacune. L'absence de contrôle de puissance est une hypothèse qui sera relâchée dans la seconde partie de ce manuscrit, cependant, cela correspond aux standards déployés actuellement (WiFi, UMTS), qui ne permettent au mieux qu'un réglage *long-terme* de la puissance et non une adaptation ressource par ressource de celle-ci. Les mobiles et les stations de base utilisent des antennes omnidirectionnelles.

Nous considérons que les mobiles sont attachés à la station de base la plus proche, ce qui correspond à la station de base qui, sur des statistiques long-terme, a le plus fort signal. Nous ne considérons pas à ce stade les évanouissements rapides, supposés gérés par l'allocation de ressources blocs multiples.

Nous considérons dans ce travail que l'émetteur et le récepteur ne possèdent qu'une antenne omnidirectionnelle. Nous utilisons le modèle de canal à interférence classique (cf. section 1.4.2),

dont le SINR d'un mobile i attaché à une station de base b_i est :

$$\gamma(i) = \frac{P_{b_i} g_{b_i, i}}{\sum_{b \in \mathcal{B}, b \neq b_i} P_b g_{b, i} + \sigma_z^2} \quad (3.1)$$

3.2.2 Modèle de trafic

Nous considérons un modèle de trafic à flux *élastique* sur la voie descendante, c'est à dire que la station de base possède une quantité infinie de données à distribuer à chaque utilisateur.

Afin d'avoir une évaluation globale du niveau de couverture, nous choisissons d'utiliser des modèles continus. Un modèle continu est un modèle où chaque point de l'espace correspond à un *pseudo*-utilisateur qui a besoin d'être servi par la station de base. Cela permet de généraliser l'étude de la couverture, en prenant en compte la totalité de la cellule.

Définition 3 On définit une densité d'utilisateurs ou de trafic $u(x)$ telle que $U(\Omega_x) = \int_{\Omega_x} u(x) dx$ représente le trafic d'une cellule autour du point x .

Si l'on considère chaque localisation avec un même poids ou une probabilité égale d'apparition, cela correspond à un modèle où les utilisateurs sont répartis uniformément dans l'espace. Modifier localement la densité d'utilisateurs permet de fabriquer des modèles sur mesure. Par exemple, on pourrait focaliser l'étude sur une cartographie existante où certains endroits ne sont pas accessibles (murs, etc.) où alors des endroits plus couramment fréquentés (par exemple le long de rues...). Remarquons que grâce aux fonctions de distributions, et au dirac, il est possible d'inclure dans ce cadre général des distributions discrètes d'utilisateurs

On note $\partial w(x)$ la densité de ressources (ici la fraction de spectre) attribuée autour de x par la station de base. Suivant les hypothèses énoncées précédemment, nous avons :

$$\int_{\Omega} \partial w(x) dx = W_{tot} \quad (3.2)$$

où W_{tot} représente l'ensemble de la bande passante disponible, et Ω est la surface totale de couverture de la cellule.

Autour du point x , la capacité locale peut donc s'exprimer :

$$C(x) = \int_{\Omega_x} \partial w(x) \log_2(1 + \gamma(x)) dx \quad (3.3)$$

Si l'on considère l'ensemble du trafic écoulé sur une cellule qui couvre la surface Ω , on obtient :

$$C(\Omega) = \int_{\Omega} \partial w(x) \log_2(1 + \gamma(x)) dx \quad (3.4)$$

Notons que l'on peut également exprimer la capacité cellulaire directement en fonction du SINR, en intégrant l'ensemble des positions de l'espace ayant le même SINR γ :

$$C(\Omega) = \int_{\Omega} \partial w(x) \log_2(1 + \gamma(x)) \vec{d}\vec{\gamma} \quad (3.5)$$

où $\int \partial w(x) d\vec{l} = \partial w(\gamma)$ représente la portion de ressources attribuée aux utilisateurs ayant un SINR de γ .

$$C(\Omega) = \int_{\gamma} \partial w(\gamma) \log_2(1 + \gamma) d\gamma \quad (3.6)$$

L'intérêt d'une telle représentation est de simplifier le problème d'allocation de ressources en projetant un espace Ω sur un espace mono-dimensionnel.

3.2.3 Capacité uniforme

Définition 4 On appelle A la capacité uniforme d'une cellule. La capacité uniforme d'une cellule définie comme la capacité locale, exprimée en bit/s/Hz/m², identique en toute région de la cellule.

$$A = \frac{\partial w(x) \log_2(1 + \gamma(x))}{u(x)}, \forall x \in \Omega \quad (3.7)$$

Notons que la capacité de surface ou cellulaire dépend de l'allocation de ressources $\partial w(x)$ faite, mais ne dépend pas du trafic ou de la densité d'utilisateur : elle mesure le débit total. La capacité uniforme, elle, mesure la répartition des capacités entre les utilisateurs, en fonction du trafic requis.

Afin de compenser correctement la différence d'efficacité spectrale entre les différentes localisation, la distribution de ressources doit se faire telle que :

$$\partial w(x) = A \frac{u(x)}{\log_2(1 + \gamma(x))} \quad (3.8)$$

or

$$W_{tot} = \int_{\Omega} \partial w(x) d\gamma = A \int_{\Omega} \frac{u(x)}{\log_2(1 + \gamma(x))} dx \quad (3.9)$$

La capacité uniforme ainsi obtenue s'exprime donc :

$$A = \frac{W_{tot}}{\int_{\Omega} \frac{u(x)}{\log_2(1 + \gamma(x))} dx}. \quad (3.10)$$

On remarquera que celle-ci est uniquement contrainte par la topologie de la cellule (conditions de propagation) et de ses utilisateurs $u(x)$.

En utilisant une répartition spatialement uniforme des utilisateurs dans la cellule, nous évaluons ainsi l'ensemble de la couverture d'une cellule et la répartition des ressources qui en découle. Ainsi, nous posons une densité de trafic unitaire $u(x) = 1, \forall x \in \Omega$.

La capacité uniforme s'exprime donc désormais comme :

$$A = \frac{W_{tot}}{\int_{\Omega} \frac{1}{\log_2(1 + \gamma(x))} dx}. \quad (3.11)$$

et la capacité de la cellule est donc donnée par

$$C(\Omega) = \int_{\Omega} \partial w(x) \log_2(1 + \gamma(x)) dx = \int_{\Omega} A u(x) dx = A |\Omega|, \quad (3.12)$$

où $|\Omega|$ est la surface de Ω . La capacité de la cellule est également uniquement dépendante de la topologie de celle-ci et de ses utilisateurs. Avec une distribution uniforme de $u(x)$, A correspond à la définition de capacité surfacique, qui a été introduite dans [66], et également utilisée dans [67].

Pour obtenir une capacité uniforme sur l'ensemble de la cellule, la répartition des ressources doit être telle que

$$\partial w(x) = A \frac{1}{\log_2(1 + \gamma(x))} = \frac{W_{tot}}{\int_{\Omega} \frac{1}{\log_2(1 + \gamma(x))} dx} \frac{1}{\log_2(1 + \gamma(x))} \quad (3.13)$$

Définition 5 On appelle $k(x) = \frac{1}{\log(1 + \gamma(x))}$ le facteur de coût relatif d'une région d'intérêt centrée autour de x .

A étant constante pour une cellule donnée, l'allocation de bande passante à chaque localisation x est faite proportionnellement à son facteur de coût $k(x)$. Le facteur de coût servira dans la suite de critère de sélection de la méthode d'attachement à utiliser : lorsque l'on minimise ce facteur, on réduit ainsi l'impacte d'une région d'intérêt sur l'ensemble de la cellule. Celle-ci sera moins *gourmande* en ressource et permettra de mieux répartir la bande passante entre les utilisateurs.

Dans le cas d'une réutilisation spectrale complète, les utilisateurs de bord de cellule peuvent avoir des SINR très faible : l'interférence venant d'une station équidistante de la station principale, ajouté au bruit et à d'autres interférences plus lointaines peuvent entraîner des SINR inférieurs à 0 dB. Plus loin dans ce chapitre, la figure 3.8 illustre un exemple de cartographie de SINR obtenue pour un réseau en 2 dimensions régulier avec une réutilisation spatiale maximale. On y distingue très nettement bords de cellules qui ont un très faible SINR et donc consomment la majeure partie des ressources.

Analyse de la capacité uniforme

En utilisant une distribution uniforme sur l'ensemble de la cellule, nous évaluons d'une part la notion de couverture ubiquitaire (service disponible quelle que soit la position de l'utilisateur dans l'espace), mais cela revient également à évaluer la moyenne harmonique des réalisations de la capacité uniforme pour un ensemble fini d'utilisateurs aléatoirement répartis : Dans le cas d'une distribution $u(x)$ aléatoire, il n'est pas possible d'évaluer la capacité cellulaire moyenne $\overline{C(\Omega)}$ à partir de la distribution moyenne \bar{u} . Ainsi, si l'on note $\kappa = \int_{\Omega} u(x) \log_2(1 + \gamma(x)) dx$, κ est une variable aléatoire, et $\bar{\kappa} = \int \frac{\bar{u}(x)}{\log_2(1 + \gamma(x))} = \mathbb{E}(\frac{1}{C(\Omega)})$. Minimiser $\bar{\kappa}$ est donc différent de maximiser $\overline{C(\Omega)}$ et revient en fait à maximiser la moyenne harmonique de la capacité de la cellule, sur différentes réalisations du système. Cela peut s'interpréter comme chercher à maximiser une équité temporelle du réseau.

3.3 Évaluation des méthodes de partage statique des ressources

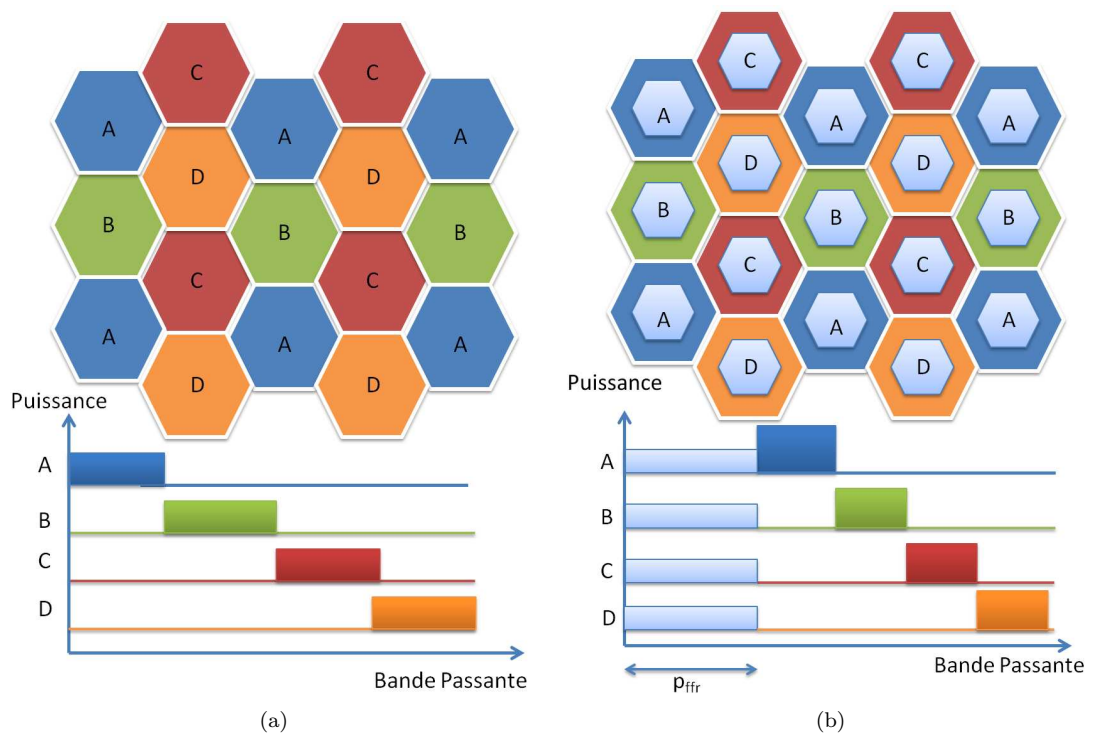


FIGURE 3.1 – Illustration de la répartition des fréquences entre les cellules. (a) partage strict (Reuse 4), (b) réutilisation partielle (FFR 4).

3.3.1 Méthodes classiques de partage des ressources

Réutilisation totale du spectre

Sans partage des ressources entre les cellules, l'ensemble des cellules utilise la totalité du spectre, et crée ainsi de fortes interférences au niveau des bords de cellules voisines. Bien que cette méthode ait depuis longtemps été abandonnée au profit des techniques de planification (en 2G et 3G notamment), celle-ci redevient un cas pratique pour les réseaux cellulaires 4G. En effet, ceux-ci cherchent à s'affranchir de toute planification "fixe", et reposent sur des méthodes d'auto-organisation pour que les cellules partagent, en fonction des besoins, les ressources de façon adéquate.

Partage statique hexagonal

La planification spatiale de fréquence est la technique classiquement utilisée dans les réseaux 2G et 3G, afin de limiter le niveau d'interférence dans les cellules, au prix d'une sous-utilisation du spectre : la quantité de ressources disponibles est divisée par le nombre de cellules dans un motif. En pratique, les motifs de réutilisation les plus courants sont un partage par groupe de 3, 4 ou 7 cellules. Sur un modèle linéaire, une réutilisation par groupe de 2 ou 3 cellules est le plus adapté.

Une illustration d'une planification avec un motif de taille 4 sur un schéma hexagonal est donnée en fig. 3.1a.

Réutilisation partielle de spectre

La réutilisation partielle des fréquences (*Fractional Frequency Reuse* FFR) est une technique hybride entre la réutilisation totale et la planification. Chaque cellule est divisée en 2 zones : une zone proche (intérieur de cellule) et une zone lointaine (extérieur de cellule).

Le but de cette méthode est d'optimiser la portion de spectre utilisée en limitant le partage de ressources aux bords de cellules. Les zones proches des stations de base de toutes les cellules utilisent donc les mêmes fréquences, mais le rapport signal sur interférence reste bon. Les schémas de FFR les plus classiques utilisent un partage de ressources avec 3 ou 4 sous-bandes, pour les distributions de cellules hexagonales, et 2 ou 3 sous-bandes pour un modèle de répartition linéaire des cellules.

La puissance peut être répartie de diverses façons entre les ressources utilisées en zones proches et celles utilisées en zone lointaines : Soit la puissance est répartie de façon constante sur l'ensemble de celles-ci, soit les ressources des utilisateurs de bords de cellules sont émises plus fortes, afin de compenser l'affaiblissement plus fort que ceux-ci subissent, comme dans l'exemple de la figure 3.1b.

3.3.2 SINR et capacités uniformes

La planification spatiale des ressources ne modifie pas la formulation générale du SINR, mais permet d'éliminer certains émetteurs dans l'ensemble des stations interférentes de l'ensemble \mathcal{B} . Afin de les distinguer à l'avenir, nous noterons respectivement γ_{r1} , γ_{r4} et γ_{ffr} les SINR associés à un mode Reuse 1, un mode Reuse 4 ou un à mode FFR 4.

Pour la méthode du FFR 4, le SINR résultant est donc

$$\gamma_{ffr}(x) = \begin{cases} \gamma_{r1}(x) & \text{si } x \in \mathcal{X}_c \\ \gamma_{r4}(x) & \text{si } x \in \mathcal{X}_b \end{cases} \quad (3.14)$$

où \mathcal{X}_c et \mathcal{X}_b représentent respectivement la région du centre et du bord de la cellule.

Un des objectifs du FFR est de répartir les utilisateurs dans les bandes protégées et les bandes interférées, c'est à dire définir ce qu'est la zone de bord de cellule. Alsawah et co. [68] ont étudié, dans le cadre d'une capacité uniforme également, le partage des ressources pour les utilisateurs proches ou lointains, et ont conclu que la distance de séparation entre ces deux groupes est comprise entre 55% à 75% du rayon de la cellule, selon la puissance utilisée.

La notion de *distance* de séparation n'est valide que lorsque le modèle ne prend pas en compte d'effet de masquage. D'autres travaux, tels que [69] comparent entre autre la séparation basée sur la distance ou basée sur le SINR, mais dans d'autres conditions d'allocations ou de topologie.

Le partage du spectre est fait de façon statique et dans notre étude, nous utiliserons $p_{ffr} = 30\%$ du spectre pour la bande de réutilisation maximale, et le reste, divisé en quatre, pour chaque bande de fréquence réservée. Comme montré plus tard, ce fractionnement correspond, lorsqu'il n'a pas d'effet de masquage, à une distance de séparation d'environ 2/3 du rayon de la cellule.

Notons que le FFR est une généralisation des partages de ressources statiques : si l'on choisit $p_{ffr} = 0$, le système est équivalent au partage statique Reuse 4, tandis que lorsque $p_{ffr} = 1$, le système est en réutilisation totale (Reuse 1).

De façon similaire à (3.13), la répartition de ressources du FFR sous contrainte de capacité uniforme conduit à la répartition suivante :

$$w_{ffr}(x) = \begin{cases} A_{ffr} \frac{1}{\log(1+\gamma_{r1}(x))} & \text{si } x \in \mathcal{X}_c \\ A_{ffr} \frac{1}{\log(1+\gamma_{r4}(x))} & \text{si } x \in \mathcal{X}_b \end{cases}, \quad (3.15)$$

avec une répartition des ressources telle que :

$$p_{ffr} W_{tot} = \int_{x \in \mathcal{X}_c} w_{ffr}(x) dx \quad (3.16)$$

$$\frac{1-p_{ffr}}{4} W_{tot} = \int_{x \in \mathcal{X}_b} w_{ffr}(x) dx, \quad (3.17)$$

L'utilisation d'une approche FFR permet de calculer le facteur de coût (cf. Définition 5) de la façon suivante :

$$k_{ffr}(x) = \begin{cases} \frac{1}{\log(1+\gamma_{r1}(x))} & \text{si } x \in \mathcal{X}_c \\ \frac{4}{\log(1+\gamma_{r4}(x))} & \text{si } x \in \mathcal{X}_b \end{cases} \quad (3.18)$$

Le facteur 4 introduit la notion de *surcoût* de l'utilisation d'une ressource protégée des interférences. Dans une vision globale du réseau, l'utilisation d'une telle ressource *empêche* les 3 autres cellules du motif de réutilisation de l'utiliser. Cela revient à *réserver* la ressource 4 fois dans l'ensemble du réseau.

La capacité uniforme devient donc :

$$A_{ffr} = \frac{W_{tot}}{\int_{x \in \mathcal{X}_c} \frac{dx}{\log(1+\gamma_{r1}(x))} + \int_{x \in \mathcal{X}_b} \frac{4 dx}{\log(1+\gamma_{r4}(x))}} \quad (3.19)$$

Dans le cas d'une cellule isolée, pour maximiser la capacité uniforme du réseau (3.19), suffit de minimiser le facteur de coût pour chaque position x . L'équation (3.18) montre qu'il suffit de comparer les 2 facteurs de coût et de choisir le plus faible. A très faible SINR, $\log(1+x) \simeq x$, et il faut donc que l'usage d'une ressource protégée apporte un gain d'au moins 4 (6dB) en termes de SINR, comparée à une ressource partagée, pour améliorer la capacité uniforme. Ensuite, il suffit d'adapter p_{ffr} pour répartir correctement les ressources et assurer la capacité uniforme. Dans la pratique, le ratio p_{ffr} étant fixé à l'avance, il faut prendre cette contrainte forte et répartir les utilisateurs en fonction de leurs facteurs de coût.

3.4 Modélisation des approches de type CoMP

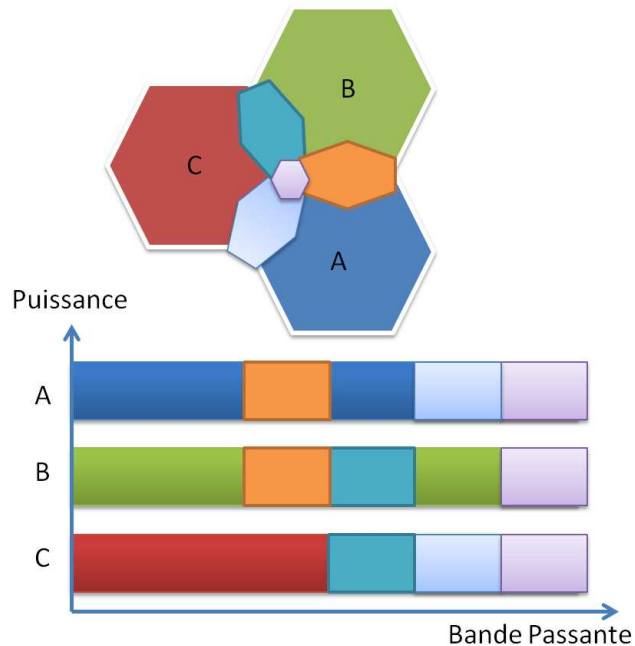


FIGURE 3.2 – Illustration du partage de spectre avec CoMP.

3.4.1 CoMP macro-diversité

Dans cette étude, nous considérons une coordination de cellules de type traitement conjoint boucle ouverte, de type codage spatio-temporel (ex. Code d'Alamouti).

Nous nous plaçons en effet dans le cas d'une approche sans connaissance du canal à l'émission (CSIT), mais avec connaissance du canal à la réception (CSIR). Cela réduit l'échange d'information nécessaire entre les stations de base. L'état des canaux est estimé en réception, et un combineur optimal est mis en œuvre. Cette approche réduit également les contraintes de synchronisation à l'émission, qui est de l'ordre de grandeur du temps symbole, et non liée à la phase des porteuses. C'est donc un schéma réaliste et potentiellement compatible avec les dernières versions du standard LTE. Il est évident qu'un tel choix conduit à une perte importante de capacité, qui aurait pu être gagnée grâce à un traitement plus fin, en particulier avec CSIT complet.

Comme montré sur le schéma 3.2, chaque cellule peut utiliser la totalité de la bande passante, tout comme le Reuse 1. Les utilisateurs utilisant le technique CoMP sont servis par des ressources utilisées simultanément par les cellules de l'ensemble de coopération. La quantité de ressources ou leur index ne sont pas définis à l'avance, et permettent une plus grande flexibilité que les partages de spectre dans l'espace : ainsi, si aucun utilisateur n'utilise CoMP, la cellule peut utiliser 100% de sa bande passante pour ses mobiles.

Dans la pratique, l'allocation de ressources requière un échange d'informations entre les stations en coopération. Celles-ci doivent se coordonner afin de définir quelles ressources précises doivent être utilisées pour chaque mobile. Un effort de négociation et d'ordonnancement est donc nécessaire, via un coordinateur central ou une succession d'échanges. Dans cette étude, nous

ne nous focaliserons pas sur cet aspect, et considérons uniquement des quantités de ressources allouées. Nous supposons également que les stations voisines sont toujours capables de fournir les quantités de ressources réclamées, au détriment de ses propres utilisateurs.

Gains en SINR

L'utilisation de CoMP exploite le signal reçu y , similaire à l'expression (1.4), mais le mobile combine les signaux issus de plusieurs points d'accès :

$$y_i = \sum_{b \in \mathcal{B}_i} \sqrt{P_{b,i}} h_{b,i} x_{b,i} + \sum_{b \in \mathcal{B}_j, j \neq i} \sqrt{P_{b,j}} h_{b,i} x_{b,j} + z_i. \quad (3.20)$$

La borne théorique du SINR obtenu à l'aide de la macro-diversité est

$$\gamma_{comp} = \frac{\sum_{b \in \mathcal{B}_i} P_b g_b}{\sum_{b \notin \mathcal{B}_i} P_b g_b + \sigma_z^2} \quad (3.21)$$

avec \mathcal{B}_i étant l'ensemble des émetteurs coopérants pour servir i . Dans la pratique, ce SINR n'est atteignable que pour une transmission entre 2 émetteurs et un récepteur, par exemple avec le code d'Alamouti (1.24), qui, avec quelques autres méthodes de diversité spatiale sont implémentés dans les normes WiMax [70] et LTE [7], mais ne sont pas pour l'instant prévu pour fonctionner sur un ensemble distribué de stations de base.

Il est à noter que la puissance utilisée par l'ensemble des transmetteurs n'est pas divisé par le nombre de transmetteurs, comme pour une transmission MIMO classique. Cependant, l'utilisation des puissances et des canaux d'une station de base voisine devra se faire en partageant ces ressources entre les utilisateurs.

3.4.2 Capacité uniforme et méthode de sélection

L'objectif de l'utilisation de CoMP est de permettre d'améliorer la capacité uniforme de chaque cellule. Le gain en SINR obtenu en utilisant CoMP vient au prix de réservation pour un seul utilisateur des ressources sur plusieurs stations de base qui effectuent le traitement CoMP pour cet utilisateur. Dans le cas de la cellule qui vient *en aide* à un utilisateur, ce partage vient au détriment de ses propres utilisateurs. Il y a donc un compromis à trouver entre gagner en SINR pour les utilisateurs de bords de cellule et le partage des ressources. Ce type de compromis s'apparente à la planification fractionnelle FFR, mais reste plus souple et dynamique, car s'adapte directement aux utilisateurs, quelle que soit la position des stations de base. Il n'est pas non plus requis de dédier une portion du spectre à l'usage de CoMP.

Dans un premier temps, nous allons délimiter les zones d'utilisation et de non utilisation de CoMP, en fonction du facteur de coût. Appliqué à un modèle régulier et symétrique, cela s'apparente à définir un rayon de la cellule à partir duquel on peut recommander d'utiliser la méthode de coopération. Reprenons la formulation de la capacité uniforme (cf. Définition 4),

et appliquons la à une cellule avec CoMP.

$$A_{comp} = \frac{W_{tot}}{\int_{x \in \mathcal{X}_c} \frac{dx}{\log(1+\gamma(x))} + \int_{x \in \mathcal{X}_b} \frac{dx}{\log(1+\gamma_{comp}(x))} + \int_{x \in \mathcal{X}'_b} \frac{dx}{\log(1+\gamma_{comp}(x))}} \quad (3.22)$$

où \mathcal{X}_c correspond à la zone où la cellule communique sans CoMP, \mathcal{X}_b correspond à la zone où la cellule utilise CoMP pour ses utilisateurs et \mathcal{X}'_b correspond à la zone où la cellule utilise CoMP pour d'autres utilisateurs. On propose d'approcher ce calcul, en supposant que les interactions entre cellules voisines sont symétriques : c'est à dire que pour 2 cellules A et B, la contribution de B à l'absorption du trafic de A est égale à la contribution de A au trafic de B. La capacité uniforme d'une cellule peut alors se calculer indépendamment des autres par :

$$A_{comp} = \frac{W_{tot}}{\int_{x \in \mathcal{X}_c} \frac{dx}{\log(1+\gamma(x))} + \int_{x \in \mathcal{X}_b} \frac{|\mathcal{B}_x| dx}{\log(1+\gamma_{comp}(x))}}, \quad (3.23)$$

où \mathcal{B}_x est l'ensemble des stations participant à la coopération pour servir la région d'intérêt x . On retrouve une formulation du facteur de coût proche de celle du FFR :

$$k_{comp}(x) = \begin{cases} \frac{1}{\log(1+\gamma_{r1}(x))} & \text{si } x \in \mathcal{X}_c \\ \frac{|\mathcal{B}_x|}{\log(1+\gamma_{comp}(x))} & \text{si } x \in \mathcal{X}_b \end{cases} \quad (3.24)$$

Et une répartition de ressource

$$w_{comp}(x) = \begin{cases} A_{comp} \frac{1}{\log(1+\gamma_{r1}(x))} & \text{si } x \in \mathcal{X}_c \\ A_{comp} \frac{1}{\log(1+\gamma_{comp}(x))} & \text{si } x \in \mathcal{X}_b \end{cases} \quad (3.25)$$

Pour maximiser la capacité uniforme (3.23), il faut donc minimiser la somme totale des facteurs de coût des différentes positions de la cellule $\int_x k_{comp}(x) dx$. Pour cela, et comme tous les coûts $k_{comp}(x)$ sont indépendants entre eux, il nous suffit donc de minimiser $k_{comp}(x)$, $\forall x$, en décidant localement si il faut ou non utiliser CoMP.

L'ensemble de station en coopération pour une position x est donné par :

$$\mathcal{B}_x = \arg \max_{\mathcal{B}} \frac{\log_2(1 + \gamma_{comp}(x))}{|\mathcal{B}|} \quad (3.26)$$

3.5 Performances

3.5.1 Réseau linéaire

Le réseau mono-dimensionnel est une topologie où les stations de base sont répartis sur une ligne, alors que les mobiles sont sur la droite tracée par cet alignement. Cette topologie ressemble au classique modèle de Wyner [8], mais nous considérons un affaiblissement des signaux spécifique à chaque position de mobile, en fonction de la distance émetteur-récepteur, de façon similaire aux modèles utilisés dans [9, 10]. Dans ce premier exemple, nous ne considérons pas d'effets de masquage ou d'évanouissement. Nous sommes donc en présence d'un modèle de

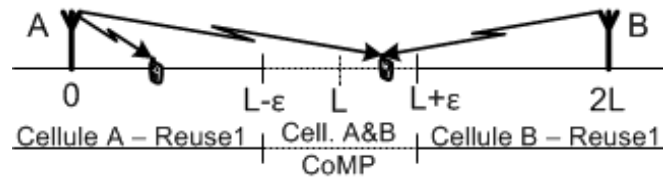


FIGURE 3.3 – Modèle linéaire avec CoMP.

réseau symétrique et le gain de canal est donc strictement décroissant avec la distance émetteur-récepteur.

Appliqué à un réseau linéaire, comme montré sur la figure 3.3, nous distinguons deux cellules A et B. Entre les deux, une zone, comprise sur l'axe entre $L - \epsilon$ et $L + \epsilon$, à intérêt à utiliser le CoMP. Le modèle de réseau utilisé étant symétrique, on considère que ϵ est identique pour toute les cellules.

Afin de maximiser la capacité uniforme de la cellule, il nous faut déterminer le point de rupture ϵ . Maximiser (3.23) par rapport à ϵ revient à trouver la valeur de ϵ pour laquelle

$$\frac{1}{\log(1 + \gamma(L - \epsilon))} = \frac{2}{\log(1 + \gamma_{comp}(L - \epsilon))} \quad (3.27)$$

D'une façon plus générale, cela revient à sélectionner le CoMP uniquement lorsque cela permet d'augmenter la capacité uniforme. Sur un modèle linéaire symétrique, la rupture est déterminable de façon précise. Sur des modèles plus complexes (réseau hexagonal, avec effets de masque, évanouissement, etc.) les zones d'association optimales ne sont plus forcément convexes, mais le choix local en fonction des SINR reste toujours optimal.

Exemple numérique

Le réseau linéaire est composé de 4 cellules de rayon $L = 100\text{m}$. Le coefficient d'affaiblissement choisi est de $\eta = 3,8$. Nous négligeons dans ce modèle simple l'effet du bruit, pour nous limiter au SIR. Nous nous intéressons à l'association des mobiles situés entre les 2 cellules centrales, les 2 cellules externes servant seulement à maintenir des interférences externes (et générer ainsi un plancher de bruit).

La figure 3.4 présente les SIR et les facteurs de coût, en fonction de la position d'un mobile dans le système. Sans utiliser le CoMP, le niveau d'interférence est tel que le SIR, lorsque $x = L = 100$, est inférieur à 0 dB, du à la présence d'un émetteur interférant à équidistance de la station principale, ainsi que les émetteurs plus distants. L'utilisation de CoMP en ce point permet de gagner 19dB de SIR : 3dB seulement étant issus du gain en puissance utile (ajout de deux puissances égales), et 16dB par suppression de l'interfèrent principal, les interférences restantes venant des deux cellules adjacentes plus lointaines. Un mobile servi par une association de cellules possède un SIR nécessairement plus élevé que sans cette coordination. Cependant, le facteur de coût n'est pas, lui, nécessairement meilleur : on voit que l'utilisation de CoMP ne permet une diminution du facteur de coût que en bord de cellule, et non lorsque le mobile est proche de sa station principale. Sur le réseau linéaire, il y a donc une distance à la station de

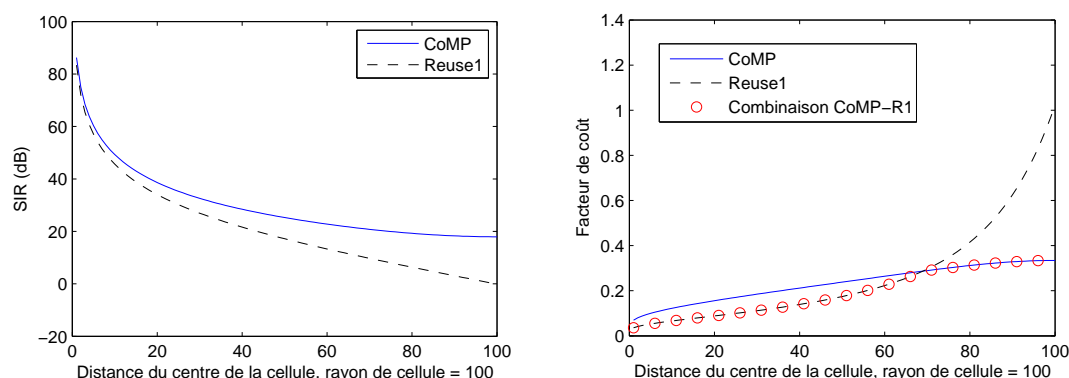


FIGURE 3.4 – SIR (à gauche) et facteur de coût (à droite) en fonction de la distance à la station de base.

base principale limite, à partir de laquelle l'utilisation de CoMP permet de réduire le facteur de coût de la cellule. Cette distance de *commutation* se retrouve dans l'expression (3.27). Dans cet exemple, notre modèle prévoit un point de commutation aux environs de $x = 69$. C'est à dire qu'environ un tiers de la cellule 1D utilise le CoMP, mais que cette cellule étend désormais son service aux utilisateurs voisins également.

La figure 3.5 montre le SIR et le facteur de coût des utilisateurs placés entre les deux émetteurs considérés (c'est à dire entre les positions $x = 0m$ et $x = 200m$). En appliquant (3.23), la capacité totale obtenue dans cet interval $[0, 200]$ avec l'utilisation partielle du CoMP est de 5,18bps/Hz (pour chaque cellule) tandis qu'en réutilisation classique, elle est de 3,74bps/Hz, soit un gain de 38% .

Effet des paramètres de propagation

Les paramètres de propagation tels que le coefficient d'affaiblissement et les effets de masquages ont une influence importante sur les performances obtenues. Typiquement, l'augmentation du coefficient d'affaiblissement, réduit le signal utile, mais réduit également les interférences.

Un mobile peut donc recevoir une interférence d'un émetteur lointain avec une grande puissance (effet de résurgence des cellules), ou recevoir le signal d'un émetteur proche de avec une puissance plus faible que prévue (typiquement lié à une obstruction de la ligne de mire entre l'émetteur et le récepteur). Pour prendre en compte les effets de masque, nous ajoutons une composante aléatoire log-normale, spatialement corrélée. Ces simulations sont moyennées sur une centaine de réalisations.

La figure 3.6 présente la distance à partir de laquelle le CoMP est utilisé pour maximiser la capacité uniforme, en fonction de l'affaiblissement(α) et de la variance de l'effet de masquage. Pour une variance du masquage proche de 0 dB, le point de rupture ne varie que très peu en fonction de l'affaiblissement, et reste situé autour de $x = 69m$. L'ajout de phénomènes de masquages importants (entre 4 et 10 dB de variance) a par contre une forte influence sur la proportion de la cellule à utiliser du CoMP. Cela est dû au fait que des endroits de la cellule proches du centre peuvent avoir un mauvais SINR, et imposent une utilisation de CoMP

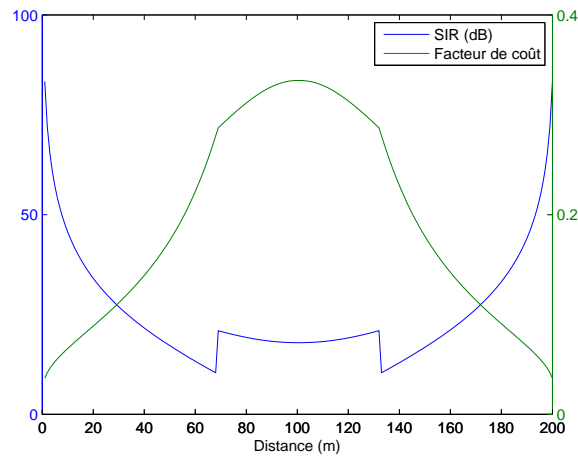


FIGURE 3.5 – Résultat d’utilisation partielle de CoMP.

Les stations sont situées en $x = 0$ et $x = 200$, le SIR (dB) est donné sur l’échelle de gauche, le facteur de coût sur l’échelle de droite.

pour maximiser la capacité uniforme. Rappelons que l’équité absolue, par nature, compense le moindre utilisateur avec une très faible efficacité spectrale. De fait, avec un fort effet aléatoire, la probabilité d’avoir des zones de la cellule avec un mauvais signal sont plus grandes. Cet effet est également amplifié par un affaiblissement peu élevé, puisque les zones de recouvrement entre les cellules seront plus grandes : la séparation entre les cellules ne compense pas suffisamment les effets de masquages. Dans des cas extrêmes ($\alpha = 2$, $\sigma_s = 10dB$), la portion d’utilisation de CoMP couvre environ 80% de la cellule.

Comparons maintenant les performances en termes de capacité uniforme. Nous comparons l’approche CoMP à trois méthodes plus classiques : la réutilisation totale du spectre (Reuse 1), la réutilisation planifiée (Reuse 2), et la réutilisation partielle (FFR 2). Les résultats de simulation sont moyennés sur plusieurs itérations. À chaque itération, le système détermine le point de rupture optimal, en fonction des états de canal, pour la méthode CoMP et pour le FFR 2.

Les résultats sont donnés dans la figure 3.7. Pour plus de lisibilité, nous avons choisi deux “coupes” représentant pour l’une l’effet de l’affaiblissement et pour l’autre l’effet des phénomènes aléatoires, en fixant l’autre paramètre aux valeurs proches du modèle de canal sans visibilité directe entre l’émetteur et le récepteur (*no line of sight*, NLOS) [71].

Pour toutes les méthodes considérées ici, on observe que la capacité uniforme des cellules augmente avec le coefficient d’affaiblissement α : bien que le niveau de signal de la (ou les) cellules qui servent le mobile est réduit, les interférences, étant émises plus loin, voient leurs niveau de puissance comparativement plus réduites. Par la présence d’un effet de masquage élevé (8 dB de variance), les méthodes Reuse 2 et FFR 2 ont des performances semblables, puisque le point de rupture du FFR 2 est très proche du centre de la cellule. La méthode Reuse 1 observe une très faible augmentation de sa capacité avec le coefficient d’affaiblissement, dû à la présence d’utilisateurs de faible SINR en bord de cellule, quel que soit l’affaiblissement. L’utilisation de

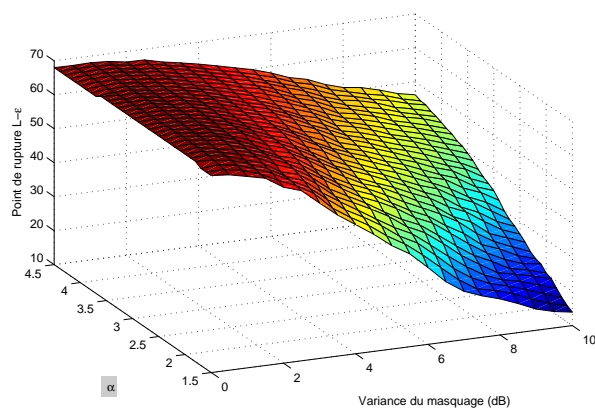


FIGURE 3.6 – Effet du coefficient d'affaiblissement sur le point de rupture Reuse1/CoMP.

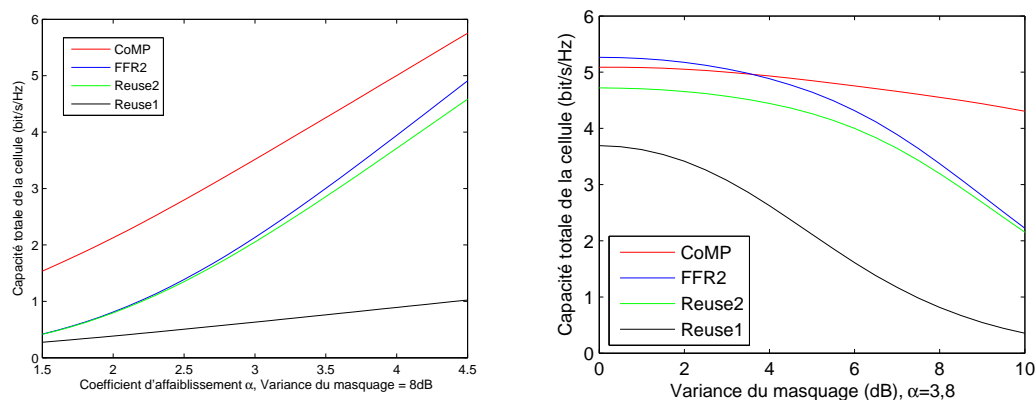


FIGURE 3.7 – Capacité uniforme, en fonction des paramètres de propagation. A gauche, en fonction de l'affaiblissement, pour un effet aléatoire fixe. A droite, en fonction du masquage, pour un affaiblissement fixe.

CoMP est plus efficace que les trois autres méthodes testées, quel que soit l'affaiblissement, grâce au gain de signal apporté, et à la macro-diversité qui réduit les chances de très faible signal dans la cellule.

L'augmentation de la variance du masquage, par contre, réduit la capacité uniforme des cellules, pour toutes les méthodes. Cela est dû à la plus forte probabilité de présence de très faibles SINR dans la cellule, qui monopolisent les ressources. L'utilisation de CoMP permet toutefois de limiter cette perte de capacité. L'apport de macro-diversité et du gain de SINR permet de limiter la présence d'utilisateurs avec de très faibles SINR.

Il est intéressant d'observer que lors de faibles effets de masquages, la méthode FFR 2 est plus efficace que le CoMP. Cela s'explique par l'absence d'émetteurs interférents proches et la faible probabilité d'avoir un effet de résurgence des émetteurs lointain (effet combiné du faible masquage et du fort affaiblissement). Des simulations complémentaires ont permis de constater que lorsque l'affaiblissement est inférieur à $\alpha = 2,7$, l'utilisation de CoMP est toujours plus efficace que le FFR 2, pour tout les niveaux de masquage.

Le CoMP utilisé ici se révèle donc principalement efficace lors de forts effets de masquages, grâce à la macro-diversité. Lorsque le masquage est faible, cette technique peut par contre être moins efficace que le FFR 2, car elle engendre des interférences sans significativement améliorer les SINR. Néanmoins, l'utilisation de méthodes de coopération plus complexes, par exemple avec la connaissance du canal, permettent d'améliorer l'efficacité spectrale des mobiles qui utilisent CoMP.

3.5.2 Réseau hexagonal

Étudions maintenant un modèle de réseau bi-dimensionnel : les stations de base sont répartis sur un plan de façon hexagonale et les mobiles sont répartis uniformément dans le plan. Comparée à la topologie linéaire, un scénario bidimensionnel apporte deux changements :

- Un plus grand nombre de sources d'interférence : dans un réseaux hexagonal, chaque cellule dispose de 6 cellules directement voisines, ainsi que de 12 cellules voisines au degré 2. Il peut donc y avoir des points de l'espace où le SIR est inférieur à 0 dB. Le CoMP offre par contre plus de possibilités d'association entre stations voisines.
- Une proportion plus importante d'utilisateurs en bord de cellule : en considérant une répartition uniforme des utilisateurs dans le plan, la densité d'utilisateur situés à une distance d de la station de base augmente en d^2 . De fait, il y a naturellement une plus grande proportion d'utilisateurs avec des SINR faibles que dans le réseau linéaire.

En conséquence, dans un réseau 2D, avec une approche de non planification des fréquences entre les cellules, la proportion d'utilisateurs qui se trouvent à faible SINR est plus importante.

Nous cherchons à comparer les méthodes suivantes : réutilisation maximale (Reuse 1), Réutilisation partielle (FFR 4) et le CoMP.

Pour le FFR, nous trions les utilisateurs par niveau de SINR en Reuse 1. Nous répartissons ensuite ces utilisateurs dans les deux modes d'utilisation des ressources (Reuse 1 ou Reuse 4), selon leur niveau de SINR et de façon à respecter la quantité de ressources réservée à chaque mode. Nous répartissons ensuite la bande passante afin d'avoir une capacité uniforme.

Pour la coopération de cellules, nous cherchons également à minimiser $\int_x k_{comp}(x)$. Nous déterminons pour chaque zone de la cellule le nombre de stations de base à être associés, indépendamment des autres régions de la cellule. Dans un scénario symétrique, chaque station appliquant le même procédé, il faut *réserver* une portion de la bande passante pour les cellules voisines. Cette réservation est incluse dans la formulation de k_{comp} (3.24).

Simulations

Sous Matlab, nous avons simulé une cartographie de niveaux de signal sur un plan d'environ 2km x 2km. Dans un premier temps nous ne considérons pas de phénomènes de masquages. Nous y avons placé 120 stations de base de façon hexagonale. Pour les résultats numériques de cette étude, nous ne considérons que les 60 cellules centrales, afin de réduire les effets de bords. Les paramètres de simulations sont regroupés dans le tableau 3.1 et correspondent à un scénario de cellules de petites tailles.

Les figures 3.8, 3.9 et 3.10 illustrent les résultats de simulation, avec les axes en mètres, respectivement pour un cas d'utilisation du Reuse 1, du FFR 4 et du CoMP. Les figures 3.8a, 3.9a et 3.10a représentent la cartographies de SINR obtenus sur une portion de réseau, respectivement pour γ_{r1} , γ_{ffr} et γ_{comp} . Les figures 3.8b, 3.9b et 3.10b représentent la cartographies des facteurs de coût k_{r1} , k_{ffr} et k_{comp} correspondants.

On remarque l'aspect très régulier du maillage hexagonal sans effet de masquage. La figure 3.11 compare de façon synthétique les distributions de SINR (à gauche) et de facteurs de coût (à droite) enregistrées dans le réseau.

Résultats sans planification

La figure 3.8 montre que sans partage de spectre ni coordination entre les stations de base, les bords de cellules supportent un SINR très faibles. Sur la figure 3.11a, on remarque que dans ces conditions, environs 20% de la surface du plan a un SINR inférieur à 0 dB, et ont donc un facteur de coût très élevé : ces régions représentent 42% de l'utilisation de ressources, tandis que les 20% meilleurs utilisateurs en totalisent seulement environs 5% . Ainsi, l'efficacité spectrale totale dans chaque cellule de ce réseau est de 1.73bps/Hz, soit 51.3bps/Hz/km² en distribution uniforme.

Paramètres	Valeurs
Rayon de cellule	100 m
Coefficient d'affaiblissement	3.8
Puissance de transmission	30 dBm
Fréquence centrale	3.5 GHz
Bruit thermique	-101 dBm

TABLE 3.1 – Paramètres de simulation

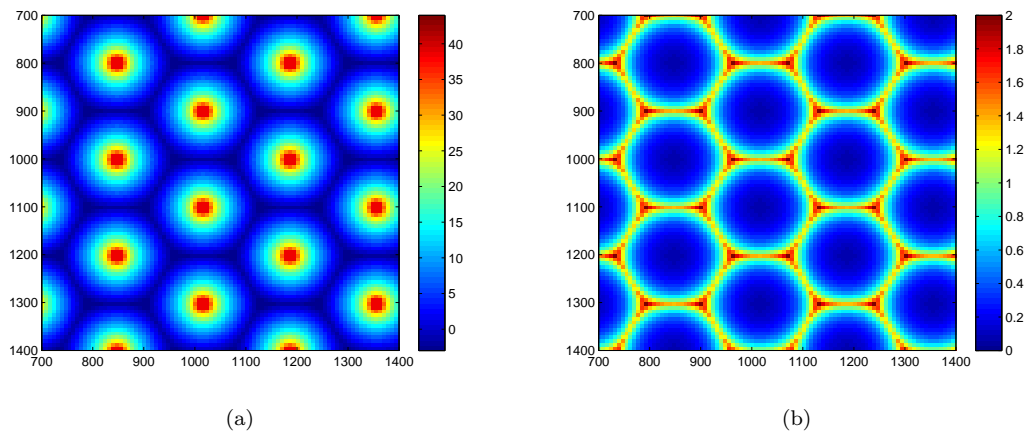


FIGURE 3.8 – Cartographie de SINR(dB, à gauche) et du facteur de coût (à droite) dans un réseau hexagonal régulier, sans planification ni coordination.

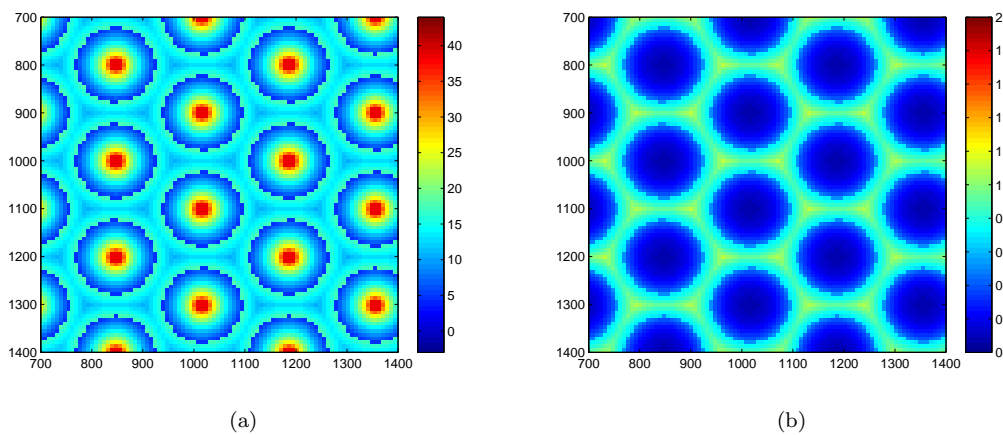


FIGURE 3.9 – Effet de l'utilisation de FFR. SINR(dB, à gauche) et du facteur de coût (à droite) dans un réseau hexagonal régulier.

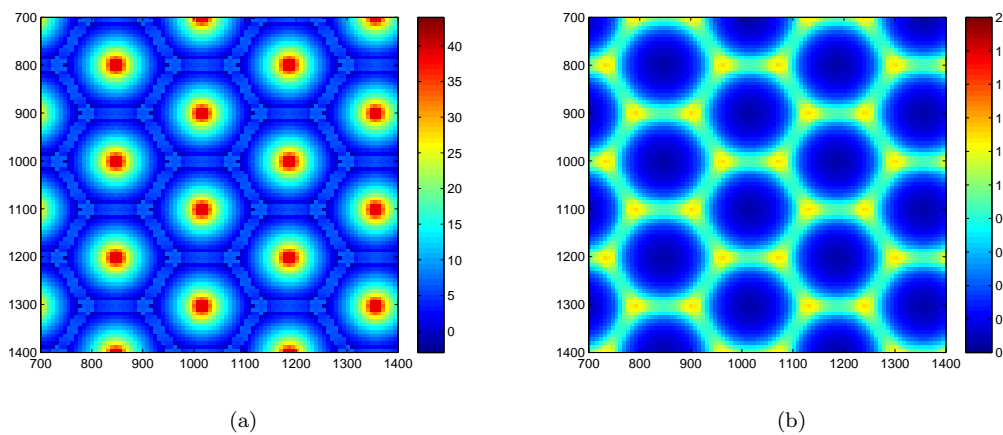


FIGURE 3.10 – Effet de l'utilisation de CoMP. SINR(dB, à gauche) et du facteur de coût (à droite) dans un réseau hexagonal régulier.

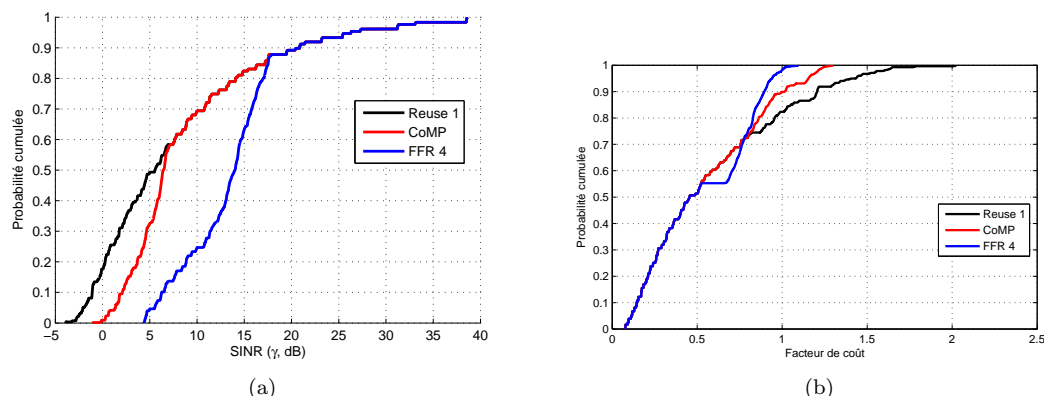


FIGURE 3.11 – Probabilité cumulée de SINR (à gauche) et des facteurs de coût (à droite) correspondant au réseau hexagonal.

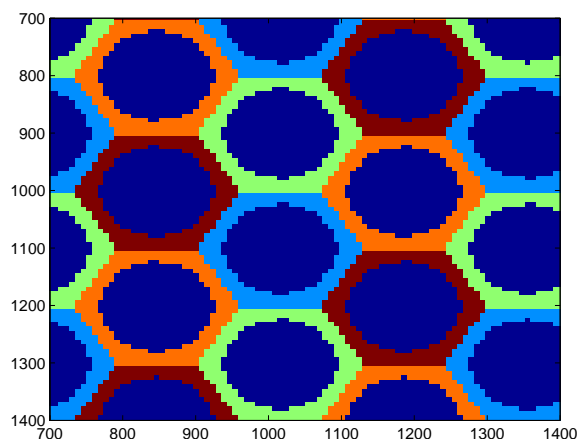


FIGURE 3.12 – Motif de l'utilisation du spectre pour FFR4.

Chaque couleur représente un portion de la bande passante. En bleu, au centre de chaque cellule, les utilisateurs utilisent la même fréquence. Les axes sont en mètres.

Résultats avec planification statique de type FFR

La technique de réutilisation spectrale partielle permet de limiter les très faibles SINR en bords de cellules, mais réduit la quantité de ressources disponibles. En considérant 30% de la bande passante réservée au centre de la cellule, chaque cellule ne dispose donc que de 47,5% de la bande passante totale. La figure 3.9 montre les gains en SINR apportés en bords de cellules par cette méthode, comparée à une réutilisation complète des ressources (cf. Fig. 3.8), ainsi que la réduction du facteur de coût associé, malgré le coefficient 4 dû à l'utilisation de ressources réservées.

Sur la figure 3.8, on distingue très nettement la limite entre l'utilisation de ressources en mode Reuse 1 ou Reuse 4 : lorsqu'une région d'intérêt est située au delà d'une certaine distance du centre de la cellule, elle utilise alors des ressources réservées, avec un SINR meilleur, mais avec un coût d'utilisation plus élevé. La répartition des bandes de fréquences utilisée pour

ce FFR 4 est donnée sur la figure 3.12, où l'on remarque qu'en l'absence de phénomènes de masquages, on obtient une répartition très régulière. En bleu sur la figure, on remarque que le centre de chaque cellule utilise la même fréquence, et que les bords de cellules, qui représentent ici 45% du plan, utilisent des fréquences protégées.

Dans ce scénario, 32% de la bande passante est attribuée aux 20% plus mauvais utilisateurs, tandis que les 20% meilleurs profitent de 11% des ressources, ce qui est plus équitable que dans le scénario de réutilisation maximale, et permet une meilleure exploitation des ressources par les utilisateurs ayant une bonne qualité de signal. L'efficacité spectrale obtenue dans chaque cellule de ce réseau est de 1.95bps/Hz, soit 57.5bps/Hz/km².

Sur la figure 3.11a, on peut voir que la répartition des SINR, comparée au Reuse 1, évite la présence de zones de l'espace avec des SINR inférieurs à 5dB. Bien que *seulement* 45% des utilisateurs bénéficient des ressources partagées, on remarque que la distribution de SINR avec FFR 4 ne rejoint celle du Reuse 1 que pour les 15 meilleurs centiles. Cet écart s'explique par le fait que les 45% plus mauvais SINR du Reuse 1 ont acquis un gain de SINR entre 13 et 15dB. Globalement, tous les utilisateurs avec un SINR entre -5 et 5dB en Reuse 1 ont désormais un SINR entre 10 et 18dB.

Il est à noter que la parfaite régularité du modèle hexagonale favorise l'utilisation de planification de ressources. De fait, le nombre de voisines correspond parfaitement au motif de réutilisation et la proportion d'utilisateurs de chaque zone de réutilisation est identique. Dans un modèle plus réaliste avec une distribution irrégulière des cellules et avec des effets de masquage, une planification précise devient très difficile et les performances sont amoindries (des résultats incluant les effets de la propagation sont donnés par la suite).

Résultats de la coopération de cellules

L'utilisation de traitement conjoint permet également d'améliorer les SINR des utilisateurs en bord de cellule. Cependant, dans un scénario saturé où toutes les stations de base émettent à puissance constante en permanence, le gain en SINR est plus faible que le FFR 4, puisque ce dernier permet de supprimer les trois interférences principales. L'intérêt de l'utilisation de CoMP, par rapport au FFR, est la plus grande disponibilité des ressources, mais également une meilleure flexibilité (pas de planification). Ainsi, CoMP fonctionnera quelle que soit la répartition des stations de base dans l'espace et les effets aléatoires seront compensés par la macro-diversité.

Dans cette simulation, 78% de la bande passante est allouée à des utilisateurs la cellule et le reste est alloué aux utilisateurs des cellules voisines utilisant CoMP : 18% pour des coopérations à 2 cellules et 4% pour des coopérations à 3 cellules. Les utilisateurs peuvent donc se partager plus de ressources que lors de l'utilisation de la planification et de façon plus flexible.

Sur la figure 3.10, on distingue les améliorations en SINR et en coût apportées par le traitement conjoint sur les bords de cellules. Tout comme le FFR, ces bords de cellules possèdent un SINR parfois supérieurs à certaines zones au centre de la cellule, mais ont un coût en ressources plus élevé. On remarque, grâce à la régularité du modèle utilisé, les régions où l'interférence venait principalement d'une seule ou de deux stations voisines.

Sur la Fig. 3.13, on peut observer le partitionnement de l'utilisation de CoMP dans l'espace

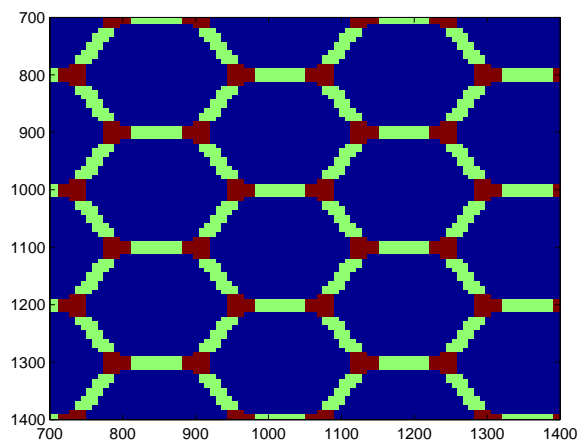


FIGURE 3.13 – Cartographie de l'utilisation de CoMP.

En bleu, les utilisateurs ne s'attachent qu'à une station. CoMP est utilisé dans les zones vertes et rouges, avec respectivement 2 et 3 stations au total. Les axes sont en mètres.

en zones très distinctes. Au centre de chaque cellule (en bleu sur la figure), CoMP n'est pas suffisamment efficace pour être utilisé, car les interférences sont faibles et le gain apporté par une coopération ne compense pas une double utilisation des ressources. Cette zone centrale de non-utilisation de CoMP correspond à 78% de la surface du plan. Sur la figure, les zones en vert et en rouge représentent les bords de cellules où est utilisé CoMP avec 2 et 3 stations et totalisent 14% et 8% de la surface, respectivement. Ces proportions varient en fonction des conditions de propagations et de la répartition dans l'espace des stations de base, et des coopérations faites avec plus que 3 cellules sont possibles.

Sur la Fig. 3.11 on peut observer que le CoMP permet de réduire la proportion d'utilisateurs avec un SINR très faible, et ainsi réduit le facteur de coût globale du réseau. L'amélioration apportée par CoMP est effectuée dans une meilleure continuité que le FFR, puisque l'on peut, pour chaque zone et indépendamment des autres, choisir l'utilisation de CoMP ou non.

D'un point de vue numérique, dans cette simulation, l'efficacité spectrale totale dans une cellule est de 1.90bps/Hz, soit 56.0bps/Hz/km². Ceci représente un gain de 10% comparé à la capacité en réutilisation totale, mais légèrement moins efficace que le FFR 4. Cette différence s'explique par le fait que les gains en SINR obtenus avec un traitement conjoint de type codage spatio-temporel MISO sont relativement faibles lorsque la macro-diversité n'est pas pleinement exploitée (absence de masquage et d'évanouissement).

Effet des conditions de canal

Regardons l'impact des conditions de propagation pour l'environnement 2D. La figure 3.14 montre l'effet du modèle de propagation sur les performances de CoMP, FFR4 et Reuse 1, pour un effet aléatoire donné (fixé à 8dB de variance) et pour un coefficient d'affaiblissement donné (fixé à $\alpha = 3, 8$). Tout comme pour le modèle 1D (cf.Fig. 3.7) on s'aperçoit que la capacité des cellules s'améliore avec le coefficient croissant d'affaiblissement, dû à une meilleure séparation

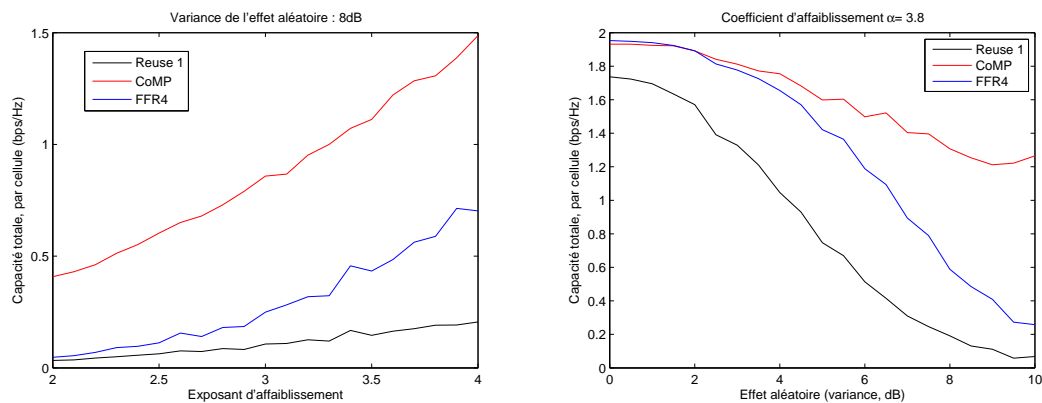


FIGURE 3.14 – Capacité uniforme, en fonction des paramètres de propagation. A gauche, en fonction de l'affaiblissement, pour un effet aléatoire fixe. A droite, en fonction de l'effet aléatoire, pour un affaiblissement fixe.

naturelle des cellules (moins d'interférences), mais aussi cette capacité diminue avec la variance du masquage, dû à la plus grande présence de très mauvais SINR.

L'apport de diversité de CoMP permet au système de limiter la perte de capacité uniforme d'un réseau fortement soumis au masquage : en comparant un modèle régulier et un modèle avec de forts effets de masquages (10dB de variance), la capacité de la cellule est réduite d'environ 20% pour le CoMP, alors que l'absence de coopération réduit les performances avec FFR 4 et avec Reuse 1 d'environ 90% et 95% , respectivement.

La figure 3.15 compare les performances en capacité uniforme entre l'utilisation de CoMP et de FFR 4. Le gain γ est exprimé en pourcentage par des lignes de niveau, en fonction du coefficient d'affaiblissement et de la variance du phénomène aléatoire. Comme mentionné précédemment, on peut constater que CoMP obtient de moins bons résultats que FFR 4, en espace libre, quand il n'y a plus d'effet de masque. Dans les conditions de référence proposées par 3GPP [71] qui correspond à un exposant d'affaiblissement de 2.6 avec une variance du phénomène de masque aléatoire de 4dB pour les conditions LOS, et respectivement 3.8 et 10dB pour le NLOS. La capacité uniforme de CoMP est respectivement de 18% et 400% meilleure que le FFR4 dans ces deux conditions.

Les mobiles étant attachés aux stations de base les plus proches, de forts effets de masque créent ainsi des régions d'une cellule où le signal principal est plus faible que les interférences. Ces utilisateurs monopolisent alors les ressources, tout comme en réutilisation totale, mais avec une disponibilité de celles-ci moindre. Les gains sont relativement stables avec le coefficient d'affaiblissement, pour les paramètres présentés ici. Pour $\alpha > 5$ (valeur peu réaliste) le gains de performance de CoMP comparé à FFR4 se réduit nettement, puisque le signal des stations de base voisines devient trop faible pour avoir un impact significatif.

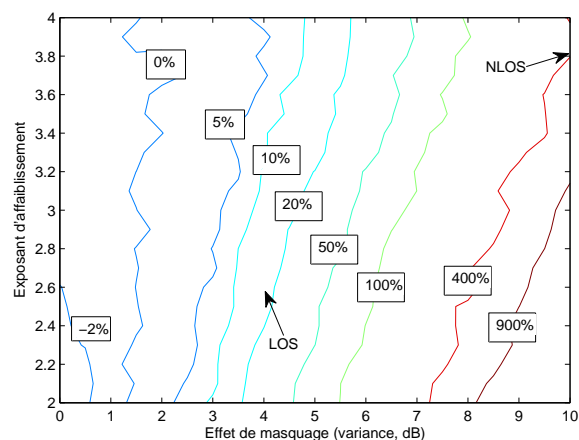


FIGURE 3.15 – Gain de capacité uniforme de CoMP comparé à FFR4.

3.6 Conclusion et discussion

Dans ce chapitre, nous avons analysé les performances sur la couverture des réseaux cellulaires d'un système de coordination de stations de base sans CSIT. Nous avons défini un critère de capacité uniforme, qui permet d'évaluer de façon globale les performances d'un déploiement cellulaire. Ce critère a été étudié pour les 3 cas particuliers : lorsque toutes les stations sont en concurrence pour les fréquences (Reuse 1), lorsqu'une planification statique des fréquences est effectuée (Reuse 2, FFR 2 ou FFR 4) et lorsque l'on permet la coopération entre les stations de base. Nous avons défini le cadre d'allocation de ressources à utiliser pour atteindre l'objectif de capacité uniforme et avons également étudié l'impact des conditions de propagation sur les performances.

Nous avons pu constater que la coordination de BS, grâce au gain de SINR et la diversité des signaux apportée, permet d'obtenir un gain de performance allant entre 16% et 400% , comparé au FFR 4, pour des conditions de propagation standards. De plus, la méthode CoMP ne nécessite pas de planification préalable des fréquences. Une coordination entre les BS est bien sûr nécessaire, afin d'allouer les ressources de façon concertée.

Cette étude est basée sur des hypothèses *académiques* (modèle continu dans l'espace, répartition régulière des stations de base (linéaire ou hexagonale), équité absolue de la capacité, pas de contrôle de puissance), dans le but d'avoir une première évaluation des performances que CoMP peut procurer.

Les notions de modèle continu et d'équité absolue sont utiles pour définir une couverture ubiquitaire et pouvoir analyser le réseau en terme de capacité surfacique. Ces critères peuvent permettre aux opérateurs, par exemple, de prévoir leurs déploiements en tenant compte de l'ensemble du réseau et de garantir une capacité à chaque utilisateur, quelle que soit sa position. Cependant dans la pratique, pour un opérateur, une équité absolue n'est envisageable que pour un nombre limité de services, orientés temps-réel (voix, vidéo, etc.) et privilégiée, pour le transfert de données, des équités moins contraignantes, afin de ne pas monopoliser une grande partie des

ressources pour un nombre réduit d'utilisateurs. Nous proposons dans le chapitre suivant de relaxer ces hypothèses, tout en introduisant du fading dans le modèle de canal.

4

Sélection de stations de base pour CoMP : efficacité et équité

4.1 Introduction

4.1.1 Motivations et objectifs

S'il est aisé de trouver dans la littérature des travaux sur les performances de CoMP dans de nombreux cas d'études [27], il est en revanche plus rare de trouver des travaux traitant de la méthode de sélection des stations de base pour les utilisateurs. En général, les auteurs considèrent soit que la totalité des utilisateurs a accès à toutes les stations de base (network MIMO) [49], soit la séparation entre les utilisateurs CoMP et les autres est faite arbitrairement à l'avance [40]. Dans ce chapitre, nous poursuivons l'approche présentée dans la section précédente, nous cherchons à déterminer les conditions d'activation du CoMP, de façon à maximiser les performances des cellules.

Dans ce chapitre nous revenons sur les hypothèses faites dans le chapitre précédent, pour obtenir des conditions plus réalistes : nous introduisons un modèle de canal à évanouissements, nous relâchons la contrainte d'équité absolue de QoS entre les utilisateurs et nous considérons une distribution de mobiles peu dense.

Dans la section 4.2, nous ferons une étude statistique des performances de CoMP pour des liaisons entre des stations de base et un mobile, en considérant des canaux à interférences et à évanouissement de type Rayleigh. Le but de cette étude est d'évaluer l'intérêt de CoMP, en présence d'évanouissement à partir de la probabilité de coupure. Nous étendons cette étude au cas d'antennes multiples au niveau des stations de base et des mobiles (canaux MIMO).

Nous exploitons ensuite ce résultat pour un modèle de réseau complet, comme dans le chapitre précédent, mais avec des hypothèses différentes en termes de trafic et de répartition des utilisateurs :

- Considérant le cas de micro-cellules denses, nous ne travaillons plus à partir d'une distribution continue uniforme d'utilisateurs, mais avec une distribution discrète de faible densité (typiquement environ 5 utilisateurs par cellule).
- Nous relâchons l'hypothèse d'équité parfaite qui nous semble trop contraignante, et nous proposons d'évaluer et d'optimiser un compromis capacité-équité.
- Afin d'étudier à la fois l'efficacité du réseau et son équité, en fonction des coopérations et des méthodes de partage de ressources, nous nous intéressons au double objectif efficacité-équité, et définir les compromis optimaux possibles.

4.1.2 Contributions

Les contributions de ce chapitre se résument par :

- La formulation théorique de la densité de probabilité du SINR obtenue avec un CoMP macro-diversité, pour des canaux subissant un évanouissement de type Rayleigh. Cette formulation peut être utilisée pour précisément déterminer la capacité de coupure des communications, ou s'assurer d'un niveau de qualité de signal minimum.
- Une étude statistique des performances en terme d'efficacité de l'association d'un mobile à plusieurs stations de base, afin de maximiser un critère distribué d'efficacité spectrale par station.
- Cette étude statistique est étendue pour des canaux MIMO.
- L'étude du compromis efficacité-équité d'un réseau cellulaire, en fonction de la méthode de sélection des stations de base pour le CoMP.
- La proposition d'un critère distribué généralisé de sélection de stations de base par les mobiles. Les décisions étant basées sur les mesures de niveaux de signal uniquement, celles-ci peuvent être faites au niveau du mobile.

Ces contributions ont fait l'objet de trois publications : un article de journal dans *IEEE Communications Letters* [11], deux conférences internationales : *IEEE VTC Fall 2011* [14] ainsi que *ICST CROWNCOM 2011* [15] et un brevet européen [17].

4.1.3 Résumé du chapitre

Ce chapitre est organisé de la façon suivante : La section suivante introduit la notion de distribution de SINR et de capacité utile (liée à la capacité de coupure), en tenant compte du phénomène d'évanouissement. Nous y présentons la distribution de SINR pour le CoMP, ainsi que des statistiques (nombres de stations à coordonner, gains en efficacité) sur l'utilisation de CoMP par des mobiles. Le CoMP utilisé est similaire à celui présenté dans le premier chapitre, et les résultats ont été étendus à l'utilisation de système multi-antennes. La section 4.3 présente la caractérisation du compromis équité-efficacité. Nous y présentons les notions d'équité et l'allocation de ressources utilisées dans le reste du chapitre. La section 4.4 évalue ensuite le compromis entre efficacité et équité dans un réseau cellulaire et compare les performances

obtenues grâce à l'utilisation de la coordination. Nous introduisons ensuite un critère de sélection de stations de base plus général, qui permet d'optimiser le compromis efficacité-équité pour tous les types d'allocations de ressources. Enfin, nous apporterons des éléments de discussion et concluons ce chapitre et la première partie.

4.2 CoMP : distribution de SINR et sélection

Dans cette section, nous étudions un système cellulaire en voie descendante en présence d'évanouissement. Nous supposons que les stations de base n'ont pas connaissance des informations de canal (CSI) précises entre son (ou ses) antenne(s) et le mobile servi, mais seulement la connaissance du canal moyenné sur le fading. A partir de la distribution de probabilité du SINR d'un lien SISO en présence d'interférences [72], nous allons étendre la formulation analytique de cette distribution au cas du CoMP utilisant la macro-diversité, avec une antenne par station de base. Nous nous intéresserons aux probabilités qu'un mobile s'attache à plusieurs stations de base, ainsi que les gains en efficacité spectrale par station de base que l'on peut obtenir. Ensuite, nous étendrons cette étude au cas où les stations de base et le mobile possèdent plusieurs antennes (MIMO).

4.2.1 Modèle statistique

Cette étude statistique est centrée sur les performances d'un mobile, entouré de multiples stations de base. Nous considérons un espace bidimensionnel où les stations de base sont placées, autour de ce mobile, selon un processus de Poisson de densité λ_B . Les stations émettent toutes avec une puissance constante.

Ce scénario revient à ne s'intéresser qu'à la puissance de réception des stations de base, et donc à l'affaiblissement lié à la distance et aux effets de masquage entre chaque station et le mobile considéré. Pour une station de base située à la distance d du mobile ($d_{min} < d < d_{max}$), la distribution cumulée de probabilité du niveau de puissance reçue, en incluant un effet de masquage de variance σ_{shad} dB est [73] :

$$F_P(d) = c \left(a^{-2/\eta} G_1(d) - b^{-2/\eta} G_2(d) - e^\nu x^{-2/\eta} G_3(d) + e^\nu d^{-2/\eta} G_4(d) \right), \quad (4.1)$$

où d_{max} et d_{min} sont respectivement la distance maximale et minimale des localisations des stations, η est le coefficient d'affaiblissement, ν est la constante d'affaiblissement, $a = \nu d_{max}^{-\eta}$, $b = \nu d_{min}^{-\eta}$, $c = \nu^{2/\eta} (d_{max}^2 - d_{min}^2)$, $\nu = 2\sigma_{shad}^2/\eta^2$ et $G_j(d)$ étant les distributions cumulées des lois log-normales de paramètres (μ_j, σ_{shad}) , avec $\mu_1 = \log a$, $\mu_2 = \log b$, $\mu_3 = \mu_1 + 2\sigma_{shad}^2/\eta$ et $\mu_4 = \mu_2 + 2\sigma_{shad}^2/\eta$. Dans nos exemples numériques, nous utiliserons $d_{min} = 10m$ et $d_{max} = 1km$ et la densité $\lambda_B = 100BS/km^2$

Cette distribution nous sert pour déterminer le niveau moyen de signal moyen reçu par un utilisateur des stations de base de son voisinage. Ce niveau moyen est considéré comme connu par le mobile. Dans notre modèle, chaque lien subit également un évanouissement aléatoire de Rayleigh.

Afin d'éviter d'évaluer la totalité des ensembles de coopérations possibles, nous trions les

stations en fonction du niveau de puissance moyen mesuré par le mobile, de la plus forte à la plus faible. Nous évaluons ensuite la performance de CoMP pour les ensembles de coopération \mathcal{B}_i de taille $N = |\mathcal{B}_i|$ incluant les N stations reçues par le mobile avec la plus forte puissance.

Cette étude se focalise sur un bloc de ressources donnée. En LTE et LTE-A, un bloc de ressources a une bande passante d'environ 200kHz, et nous considérons une densité spectrale de puissance de bruit de -174dBm/Hz. La puissance d'émission des stations est de 10dBm (pour un bloc de ressource).

4.2.2 Lien SISO avec interférences

L'hypothèse suivante est considérée : Le gain de canal $g_{b,i}$ entre la BS b et l'utilisateur i est le produit de 3 facteurs : l'affaiblissement (lié à la distance), le masquage (lié à l'environnement) et l'évanouissement. Nous supposons que le produit de l'affaiblissement et du masquage, sur la puissance, noté $l_{b,i}$ est connu, tandis que l'évanouissement du signal $\Phi_{b,i}$ est une variable aléatoire Gaussienne circulaire symétrique. On supposera tous les évanouissements indépendants et identiquement distribués.

Sur une fréquence ou un canal donné, le signal reçu au niveau d'un mobile i est défini comme :

$$y = \sum_{b \in \mathcal{B}} \sqrt{P_b l_{b,i}} \Phi_{b,i} x_b + z, \quad (4.2)$$

où P_b est la puissance de transmission de l'émetteur b .

Le SINR instantané se note :

$$\gamma_i = \frac{P_{b_i} l_{b_i,i} |\Phi_{b_i,i}|^2}{\sum_{b \in \mathcal{B}, b \neq b_i} P_b l_{b,i} |\Phi_{b,i}|^2 + \sigma_z^2} \quad (4.3)$$

L'évanouissement étant un phénomène aléatoire, la qualité de signal peut varier significativement, et l'émetteur n'a pas connaissance des niveaux instantanés de puissance reçue. La distribution de probabilité des SINR est donc une caractéristique importante, afin de dimensionner correctement le débit de transmission. Dans [72], les auteurs ont dérivé la probabilité de coupure du SIR d'un lien SISO subissant un évanouissement de Rayleigh. En négligeant le bruit, c'est à dire en considérant un scénario où les interférences sont largement prédominantes, la probabilité que le SIR soit inférieur à un certain seuil γ_{th} est :

$$P_{siso}^o(\gamma_{th}) = \mathbb{P}(SIR < \gamma_{th}) = \mathbb{P} \left(P_{b_i} l_{b_i,i} |\Phi_{b_i,i}|^2 < \gamma_{th} \sum_{b \in \mathcal{B}, b \neq b_i} P_b l_{b,i} |\Phi_{b,i}|^2 \right) \quad (4.4)$$

En supposant un évanouissement de Rayleigh, les variables $P_b l_{b,i} |\Phi_{b,i}|^2$ suivent une distribution du χ^2 avec 2 degrés de liberté, d'espérance $\mathbb{E}(P_b l_{b,i} |\Phi_{b,i}|^2) = P_b l_{b,i}$. Chaque variable est indépendante et nous pouvons supposer sans perte de généralité que chaque $l_{b,i}$ est différent.

La probabilité de coupure du SIR est donnée par

$$P_{siso}^o(\gamma_{th}) = 1 - \prod_{b \in \mathcal{B}, b \neq b_i} \frac{1}{1 + \gamma_{th} \frac{P_b l_{b,i}}{P_{b_i} l_{b_i,i}}} \quad (4.5)$$

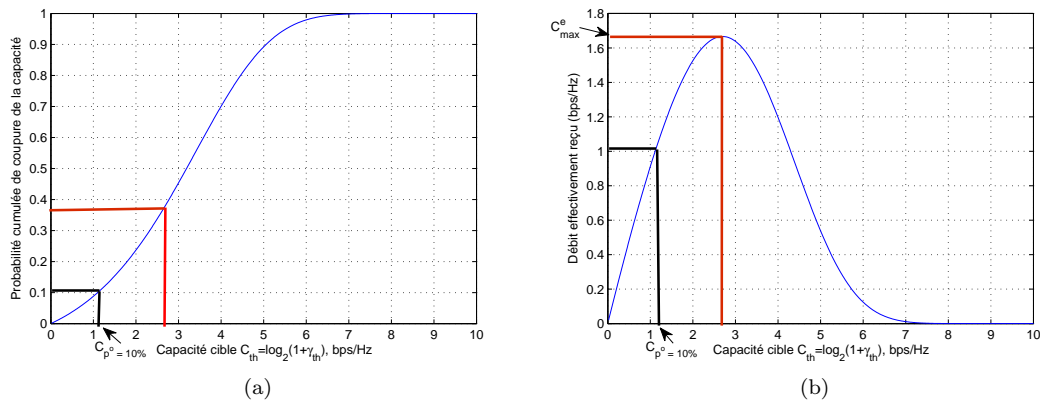


FIGURE 4.1 – Illustration de la capacité de coupure.

(a) Fonction de distribution cumulée de la capacité, (b) Capacité utile en fonction du débit cible à envoyer.

La preuve détaillée est présentée dans [72].

Capacité de coupure et capacité utile

Dans l'introduction (cf. 1.4.3), nous avons défini la capacité de coupure C^o et la capacité utile C^e , en fonction de la probabilité de coupure ou du SINR cible souhaité. Connaissant avec précision la distribution de probabilité de la capacité d'un lien, quatre critères sont envisageables pour dimensionner le débit d'envoi correctement :

- Fixer le SINR seuil γ_{th} (ou le débit d'envoi C_{th}), et déduire la probabilité de coupure et la capacité utile associées. Cela permet d'assurer un débit de transmission constant, notamment pour des transmissions en flux continu dont la perte de paquet n'est pas critique (certains flux voix ou vidéo par exemple).
- De façon réciproque, on peut fixer la probabilité de coupure p_o , et déduire le débit cible C_{p_o} maximum associée. Cela permet de fiabiliser des communications dans lesquelles la perte de paquets est plus critique (contraintes de délai). L'application doit toutefois pouvoir s'adapter aux débits potentiellement faibles envoyés en cas de fortes variations de canal.
- Choisir le débit d'envoi pour maximiser la capacité utile : $\max_{\gamma_{th}} C^e(\gamma_{th})$. L'objectif ici est de maximiser le compromis entre débit envoyé et pertes de paquets (si l'on ne considère pas de codage inter-paquets), sans se soucier de la quantité de retransmissions faite. Ce choix sera plus naturellement utilisé pour les transferts de fichiers.
- Évaluer l'espérance de la capacité $E(\log_2(1 + \gamma))$: cette métrique correspond au cas où l'on bénéficie de toute la diversité du canal, par exemple via l'utilisation de codage temporel ou fréquentielle entre plusieurs paquets de données. C'est la capacité asymptotique du lien, mais est, dans la pratique, difficile à atteindre.

Sur la figure 4.1, on observe à gauche un exemple de la probabilité de coupure d'une communication p_o , en fonction du débit cible C_{th} . Sur la droite est présenté la capacité utile C^e de cette communication en fonction du débit cible C_{th} . Nous traçons sur ces figures deux exemples d'utilisation de la distribution de la capacité. Premièrement, on fixe la probabilité de coupure

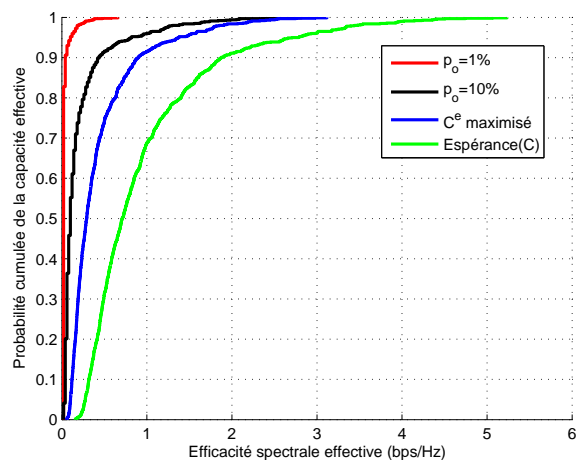


FIGURE 4.2 – Distribution de l'efficacité spectrale utile dans un réseau aléatoire, en fonction du critère imposé.

à $p_o = 10\%$, qui nous donne une capacité cible $C_{p_o} = 1.12$ bps/Hz (voir les traits noirs sur Fig. 4.1a), et correspond à une capacité utile de 1.01 bps/Hz (voir Fig. 4.1b). Deuxièmement, en rouge sur les graphiques, on cherche à maximiser la capacité utile. Grâce à la Fig. 4.1b, on déduit un débit à l'émission de 2.78 bps/Hz pour obtenir une capacité utile de 1.67 bps/Hz. Cependant, cette transmission a un fort taux de coupure (environ 37% de pertes de paquets) et ne peut donc pas convenir à des communications contraintes par le délai.

Considérons un réseau où les stations sont placés aléatoirement sur un plan. La capacité utile d'un mobile varie en fonction de sa position par rapport aux stations de base avoisinantes, et en fonction du type de dimensionnement du débit utilisé.

Sur la figure 4.2, nous montrons la distribution des capacités utiles, obtenues sur un large nombre de réalisations de topologie du réseau, pour quatre critères de dimensionnement de la liaison : en rouge, on fixe la probabilité de coupure $p_o = 1\%$; en noir, on fixe $p_o = 10\%$; en bleu, on maximise la capacité utile C^e et en vert, on montre l'espérance de la capacité instantanée $\mathbb{E}(\log_2(1 + \gamma))$.

On remarque les très faibles débits apportés par un taux de coupure très bas. Ceci s'explique par :

- la présence d'interférence dans un réseau dense et positionné de façon aléatoire,
- à l'évanouissement de Rayleigh qui a une queue de distribution très étendue,
- au manque de diversité d'un système mono-antenne, qui ne permet pas de recentrer la distribution.

4.2.3 Coordination de stations de base SISO

La coordination de stations de base permet de réduire les interférences et améliorer la qualité de signal mais également de réduire la variance de distribution des capacités instantanées grâce à l'apport de diversité. Nous allons étudier comment l'association de stations de base permet

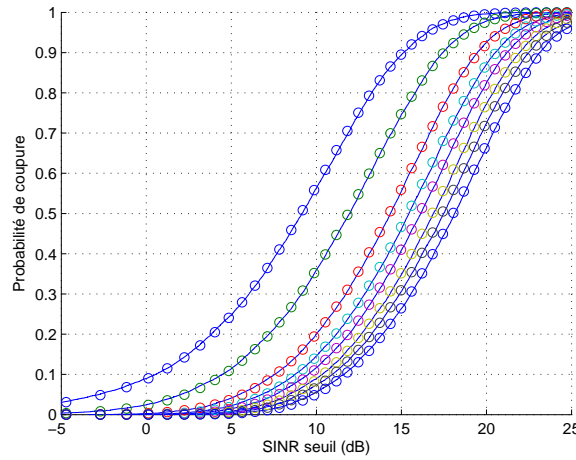


FIGURE 4.3 – Correspondance entre la formule théorique et des résultats de simulation de Monte-Carlo.

d'améliorer les performances.

Supposons une communication coordonnée, de type macro-diversité, similaire au chapitre précédent. En ajoutant l'évanouissement à l'équation 3.21, le SINR instantané devient :

$$\gamma_{comp} = \frac{\sum_{b \in \mathcal{B}_i} P_b l_{b,i} |\Phi_{b,i}|^2}{\sum_{b \notin \mathcal{B}_i} P_b l_{b,i} |\Phi_{b,i}|^2 + \sigma_z^2} \quad (4.6)$$

Ce SINR est une variable aléatoire dont la distribution est non triviale. Il est en effet composé d'une fraction de somme de variables suivants des distributions du Khi-2 de moyennes différentes. Pour simplifier la lisibilité, notons $H_{b,i} = P_b l_{b,i} |\Phi_{b,i}|^2, \forall b, i$. L'espérance de ces variables est $\mathbb{E}(H_{b,i}) = P_b l_{b,i}$. La probabilité de coupure devient

$$P_{comp}^o(\gamma_{th}) = \mathbb{P}(\gamma_{comp} < \gamma_{th}) = \mathbb{P}\left(\sum_{b \in \mathcal{B}_i} H_{b,i} < \gamma_{th} \left(\sum_{b \in \mathcal{B}, b \neq b_i} H_{b,i} + \sigma_z^2\right)\right) \quad (4.7)$$

La distribution d'une somme généralisée de variables du χ^2 de 2 degrés de liberté est néanmoins connue [74] :

$$\mathbb{P}\left(\sum_{b \in \mathcal{B}_i} H_{b,i} = x\right) = \sum_{b \in \mathcal{B}_i} \frac{e^{-x/P_b l_{b,i}}}{P_b l_{b,i} \prod_{j \in \mathcal{B}_i, j \neq b} \left(1 - \frac{P_j l_{j,i}}{P_b l_{b,i}}\right)} \quad (4.8)$$

Cette expression n'est valable que si les moyennes de chaque variable sont différentes entre elles. Dans le cas de la macro-diversité, les distances entre les émetteurs et les récepteurs étant donc différentes, cette expression peut être utilisée. Dans le cas d'émetteurs co-localisé, une généralisation est possible avec des χ^2 d'ordres supérieurs.

Théorème 1 *La probabilité de coupure du SINR d'une liaison CoMP en macro-diversité avec*

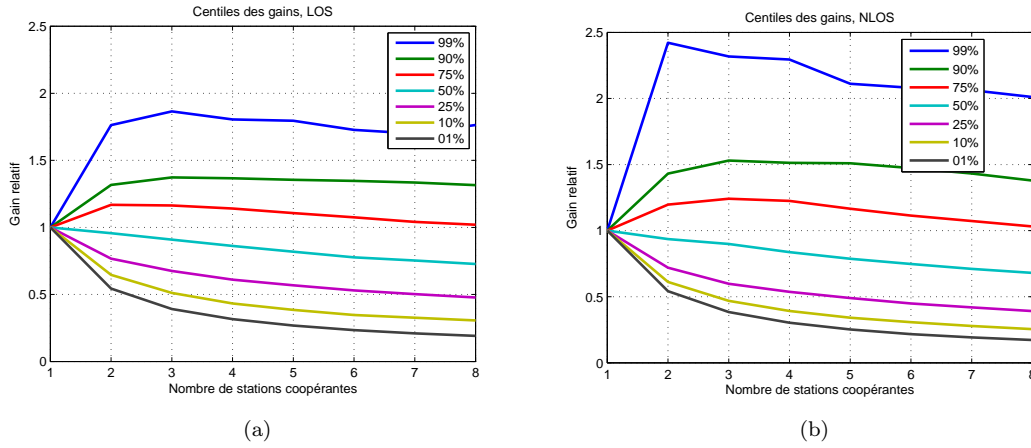


FIGURE 4.4 – Gains relatifs obtenus par l'utilisation de $|\mathcal{B}_i|$ stations. (a) Conditions LOS, (b) conditions NLOS.

interférences et en présence d'évanouissement de Rayleigh est donnée par :

$$p_{comp}^o(\gamma_{th}) = 1 - \sum_{b \in \mathcal{B}_i} \left(e^{-\frac{\gamma_{th} \sigma_z^2}{P_b l_{b,i}}} \prod_{j \in \mathcal{B}_i, j \neq b} \frac{P_b l_{b,i}}{P_b l_{b,i} - P_j l_{j,i}} \prod_{k \notin \mathcal{B}_i} \frac{P_b l_{b,i}}{P_k l_{k,i} \gamma_{th} + P_b l_{b,i}} \right) \quad (4.9)$$

Démonstration : voir l'annexe A.1.

Pour une réalisation de la topologie aléatoire donnée, la figure 4.3 montre la correspondance entre la formule théorique (4.9) (courbes bleues) et les résultats de simulations (basés sur 10^4 réalisations des états d'évanouissements des différents liens). Sur cette figure est montré la probabilité de coupure du SINR cible, pour l'association de 1 à 8 cellules.

Performances statistiques de CoMP

Nous étudions l'attachement d'un mobile à des stations de base en CoMP de manière statistique. L'objectif est, dans un réseau dense aléatoire, de savoir à combien de stations de base un mobile souhaiterait s'attacher pour maximiser la capacité utile maximale par station de base. Cette métrique permet d'évaluer la performance de la liaison en considérant l'attachement à de multiples stations de base. On note $C^e(\mathcal{B}_i)$ la capacité utile qui maximise (1.8) d'un utilisateur i , associé à un ensemble de coopération \mathcal{B}_i . Pour obtenir $C^e(\mathcal{B}_i)$, nous utilisons la probabilité de coupure (4.9) pour déterminer la capacité cible optimale.

Les figures 4.4a et 4.4b montrent, pour les conditions de propagation en ligne directe (LOS) et sans ligne directe (NLOS) [71] les gains relatifs obtenus grâce à l'utilisation de CoMP. Le gain relatif considéré est le rapport entre la capacité utile maximale par stations $\frac{C^e(\mathcal{B}_i)}{|\mathcal{B}_i|}$ obtenue utilisant CoMP sur la capacité utile maximale sans CoMP. La topologie du scénario étant aléatoire, nous affichons différents centiles des gains relatifs, obtenus sur 1000 topologies aléatoires. Une courbe de centile indique le pourcentage de topologies dans lesquels le gain relatif était inférieur à la courbe. Par exemple, la courbe du 75^e centile indique que 25% des utilisateurs améliorent leurs performances (gain relatif supérieur à 1) par la coopération de 8 stations de bases pour le

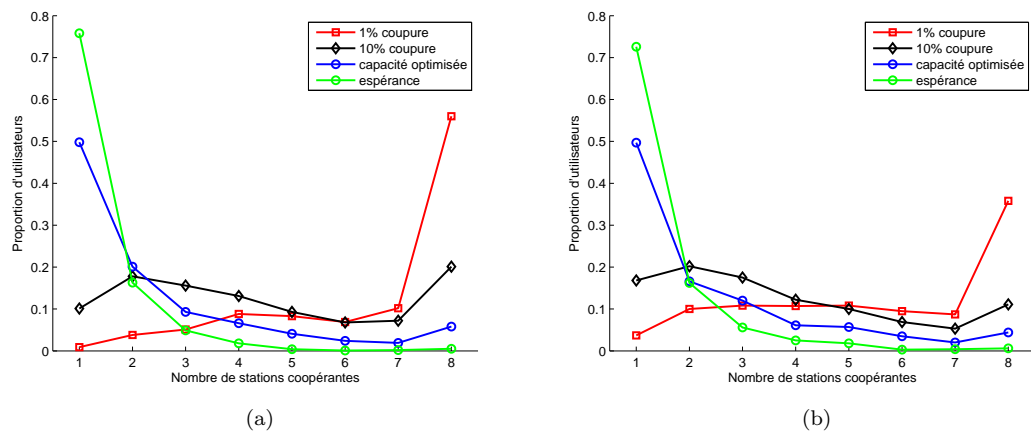


FIGURE 4.5 – Probabilité d'utilisation de $|\mathcal{B}_i|$ stations de base. (a) conditions LOS, (b) conditions NLOS.

CoMP.

Les gains relatifs obtenus par le CoMP décroissent avec le nombre de stations associées, puisque l'ajout de stations plus lointaines ne permet pas de compenser le facteur $1/|\mathcal{B}_i|$: la capacité augmente de façon logarithmique avec le SINR. Cependant, on remarque que près de 50% des utilisateurs améliorent leurs capacités utiles, lors de l'utilisation de 2 stations de base.

Les gains sont légèrement meilleurs lors de la propagation NLOS, car l'ajout de diversité compense l'effet de masque plus élevé qu'en conditions LOS, et le signal principal subit un plus fort affaiblissement : le niveau de signal comparé au bruit est amélioré.

Probabilité de multiple sélections

Regardons maintenant quelles sont les statistiques du nombre de stations de base à mettre en coopération pour maximiser l'efficacité spectrale par station de base. Nous utilisons le critère suivant à maximiser suivant l'ensemble de stations qui coopèrent :

$$\max_{\mathcal{B}_i} \frac{C^e(\mathcal{B}_i)}{|\mathcal{B}_i|} \quad (4.10)$$

Les figures 4.5 montrent la proportion des utilisateurs à choisir un nombre $|\mathcal{B}_i|$ de stations de base pour résoudre (4.10), en fonction du type de transmission utilisée : taux de coupure fixe, optimisation de la capacité utile, espérance de la capacité.

En comparant les figures 4.5a et 4.5b, on remarque que le comportement de l'attachement des mobiles à plusieurs stations de base est similaire pour les conditions de propagation LOS et NLOS, avec une tendance à plus choisir un mode coordonné en NLOS, dû fait de la forte présence d'interférences.

La méthode de transmission utilisée (taux de coupure fixe, débit optimisé...) a par contre un fort impact sur l'association des stations de base. Ainsi, pour un taux de coupure de 1% autorisé, le nombre de mobiles ne privilégiant pas de coopération est marginal (3% en NLOS et

1% en LOS). Dans ce mode de transmission ou l'apport de diversité est important, le nombre de stations sélectionnées est assez uniformément répartie.

L'utilisation d'un taux de coupure un peu plus élevé (10%) montre logiquement que les utilisateurs privilégient des solutions avec moins de BS coordonnées. Ainsi, environ 50% des utilisateurs s'associent à un ensemble composé de 4 BS ou moins en LOS et 3 BS ou moins en NLOS. Dans ces conditions, le nombre de mobiles conservant un mode non-coopératif est respectivement de 10% et 18% pour le LOS et le NLOS.

Si la communication n'est pas contrainte par un taux de coupure fixe, alors en choisissant le débit correctement, il est possible d'optimiser la capacité utile (en ne considérant pas de codage inter-paquets). Les capacités utiles obtenues sont également naturellement plus élevées, et donc plus difficiles à améliorer par l'utilisation de CoMP. Néanmoins, on peut remarquer qu'environ 50% des utilisateurs choisissent malgré tout une approche coopérative, majoritairement avec un faible nombre de BS (4 BS ou moins).

La capacité asymptotique bénéficie elle du maximum de diversité et obtient des performances supérieures à la capacité optimisée. Dans ces conditions, environ 25% d'utilisateurs améliorent leurs performances avec CoMP.

4.2.4 Coordination de stations de base MIMO

Supposons maintenant que les stations de bases sont équipées de N_t antennes et le mobile possède lui N_r antennes. Nous supposons jusqu'à 4 antennes maximum en émission et en réception et une coopération maximale de 8 stations de base.

Information mutuelle de CoMP avec MIMO

L'information mutuelle et la capacité de coupure d'une communication MIMO classique sont décrites dans la section 1.4.4. En considérant l'ensemble de coopération \mathcal{B}_i pour le mobile i , le signal reçu par est

$$\mathbf{y} = \sum_{b \in \mathcal{B}_i} \sqrt{\frac{P_b}{N_t}} \mathbf{H}_b \mathbf{x}_b + \sum_{b \notin \mathcal{B}_i} \sqrt{\frac{P_b}{N_t}} \mathbf{H}_b \mathbf{x}_b + \mathbf{z}, \quad (4.11)$$

Considérons le cas où les informations de canal ne sont pas disponibles aux émetteurs. Nous utilisons donc une puissance équivalente pour chaque symbole, $\mathbb{E}(\mathbf{x}_b \mathbf{x}_b^H) = \mathbf{I}_{N_t}$. Le type de coopération choisi ici permet l'utilisation de l'ensemble des antennes disponibles dans les stations qui coopèrent, et forment un réseau d'antennes. L'information mutuelle instantanée est, de façon similaire à (1.26) :

$$\mathcal{I}_{comp}(\mathcal{B}_i) = \log_2 \det (\mathbf{I}_{N_r} + \mathbf{G}_{\mathcal{B}_i} \mathbf{G}_{\mathcal{B}_i}^H \mathbf{R}^{-1}) \quad (4.12)$$

où le canal équivalent $\mathbf{G}_{\mathcal{B}_i} \in \mathbb{C}^{N_r * N_t |\mathcal{B}_i|}$ est la concaténation horizontale des matrices de canal $\sqrt{\frac{P_{\mathcal{B}_i}}{N_t}} \mathbf{H}_b, \forall b \in \mathcal{B}_i$:

$$\mathbf{G}_{\mathcal{B}_i} = \left[\sqrt{\frac{P_{b_1}}{N_t}} \mathbf{H}_{b_1} \cdots \sqrt{\frac{P_{b_j}}{N_t}} \mathbf{H}_{b_j} \right]_{\{b_1 \cdots b_j\} \in \mathcal{B}_i} \quad (4.13)$$

L'utilisation d'un tel système distribué permet de maximiser le rang de la matrice de canal équivalente (dans la limite du nombre d'antennes de réception), mais également d'augmenter les valeurs propres associées.

Afin d'optimiser le nombre de cellules qui coopèrent en suivant (4.10), il est donc nécessaire de faire un compromis entre le gain en diversité, le gain sur les valeurs propres et la division par le nombre de stations.

Nous définissons, de façon similaire à (1.27), l'information mutuelle utile de CoMP par :

$$\mathcal{I}_{comp}^e(C_{th}) = C_{th}(1 - \mathbb{P}(\mathcal{I}_{comp} < C_{th})), \quad (4.14)$$

Il est à noter que lorsque l'on associe de cette façon des éléments qui ne possèdent qu'une seule antenne $N_t = N_r = 1$, alors nous obtenons les mêmes performances que le CoMP macro-diversité SISO, présenté précédemment : la matrice $\mathbf{G}_{\mathcal{B}_i}$ devient un vecteur de taille $|\mathcal{B}_i|$, et $\mathbf{G}_{b_i} \mathbf{G}_{b_i}^H = \sum_{b \in \mathcal{B}_i} |H_b|^2$.

L'ensemble de figures 4.6 présente des résultats statistiques sur l'utilisation de CoMP avec le réseau d'antennes, pour 500 réalisations indépendantes de la topologie, dans des conditions de propagation de type NLOS. Une formulation précise de la distribution de l'information mutuelle (4.12) d'une communication en CoMP avec MIMO n'étant pas connue, ces résultats de simulation ont été obtenus, pour chaque itération testée, à l'aide de 1000 tirages de canaux aléatoires.

Nous avons étudié 4 méthodes de transmission des débits, présentés de haut en bas : probabilité de coupure fixe de 1% , probabilité de coupure fixe de 10% , maximisation de l'information mutuelle utile, espérance de l'information mutuelle. Les figures de gauche montrent les proportions d'utilisateurs à choisir une ou plusieurs stations de base pour le CoMP. A droite, nous montrons la distribution cumulée du gain relatif de l'utilisation de CoMP, en fonction du nombre d'antennes utilisées, et en choisissant l'ensemble de coopération tel que :

$$\mathcal{B}_i = \arg \max_{\mathcal{B}_i} \frac{\mathcal{I}_{comp}^e(\mathcal{B}_i)}{|\mathcal{B}_i| \mathcal{I}^e} \quad (4.15)$$

Lorsque le système ne possède qu'une seule antenne, les résultats sont similaires aux résultats présentés dans la sous-section précédente pour les conditions NLOS.

Les figures 4.6a et 4.6b, qui ont un taux de coupure maximal requis de 1% , montrent que les mobiles ont une large tendance à vouloir utiliser plusieurs stations de base. Cette tendance s'accroît d'autant plus que le nombre d'antennes est faible, cependant, même pour un système MIMO de type 4x4, environ 50% des utilisateurs améliorent leurs performances avec CoMP. Les gains relatifs sont également d'autant plus importants quand les systèmes ont peu d'antennes. Ainsi, les systèmes SISO obtiennent un gain relatif d'un facteur d'au moins 5 pour 80% des utilisateurs, comparé à un système non-coopératif. Ces grands facteurs de gains s'expliquent principalement par le très faible débit atteignable normalement par le SISO avec un si faible taux de coupure. Les gains relatifs pour des systèmes avec plusieurs antennes est toutefois non négligeable, comme par exemple les systèmes 2x2, pour qui 30% des utilisateurs ont un gain relatif de 2 ou plus. Le nombre de stations de base coopérantes, dans ce scénario est élevé, afin de bénéficier au maximum de la diversité. Ainsi, on observe que des ensembles de coopération

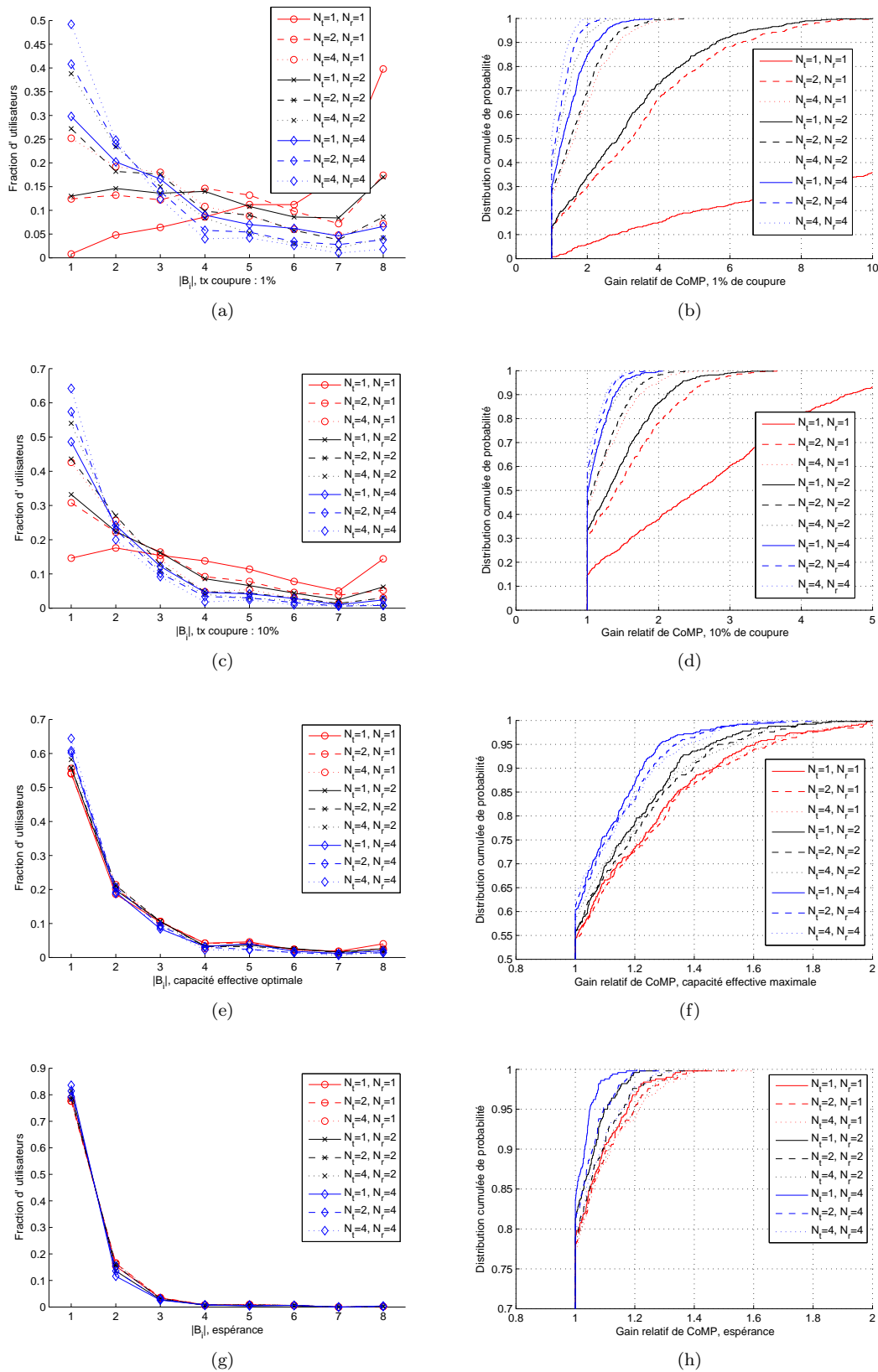


FIGURE 4.6 – Statistiques sur le mode réseau d'antennes.

A gauche : Proportion d'utilisateurs choisissant $|B_i|$ stations pour le CoMP et à droite : distribution cumulée des gains relatifs obtenus par l'utilisation de CoMP, en fonction du nombre d'antennes $N_t \times N_r$. De haut en bas : Probabilité de coupure fixée à 1% , à 10% , capacité utile optimisée et espérance de la capacité.

avec 4 cellules ou plus optimisent l'efficacité spectrale utile par cellule pour entre 15% (pour le MIMO 4x4) et 85% (pour le SISO) des utilisateurs.

Pour des méthodes utilisations plus réalistes de transfert d'information (taux de coupure fixé à 10% et optimisation de la capacité utile), on remarque que l'utilisation de plus de 4 stations de base pour la coopération est globalement marginale (excepté pour le SISO). Pour que cela ne soit pas le cas, il faudrait que le gain sur les valeurs propres permettent de compenser le facteur $1/|\mathcal{B}_i|$, alors que les stations sont plus lointaines, et la diversité ayant déjà atteint un niveau élevée.

Ainsi, pour un taux de coupure de 10% (Fig. 4.6c et 4.6d) on observe que CoMP est utilisé par 35% des utilisateurs d'un système avec $N_t = N_r = 4$ et jusqu'à 85% des utilisateurs d'un système avec $N_t = N_r = 1$. Le gain relatif de l'utilisation de CoMP en MIMO 4x4 est un facteur compris entre 1 et 2, tandis qu'en SISO, on obtient un gain compris entre 1 et 6.

Quand le critère utilisé est l'optimisation de l'information mutuelle (Fig. 4.6e et 4.6f), la proportion d'utilisateurs utilisant CoMP est faiblement dépendant du nombre d'antennes dans le système : 45% des mobiles en SISO contre 35% des mobiles en 4x4. Les gains relatifs sont également réduits et atteignent un facteur 2 maximum et seulement 10% des utilisateurs bénéficient d'au moins 50% de gain relatif en SISO et d'au moins 25% en 4x4. Il est intéressant de noter que pour un nombre d'antennes de réception données, les gains relatifs sont plus importants lorsque le nombre d'antennes de transmission est plus faible : cela s'explique par le fait qu'en maximisant la capacité utile, la queue de distribution a une moindre importance, et permet même d'augmenter la probabilité de débits élevés. Une analyse qualitative similaire peut être faite pour l'observation de l'espérance de \mathcal{I}_{comp} (Fig. 4.6g et 4.6h), avec cependant moins d'utilisateurs utilisant CoMP et des gains relatifs moindres.

D'une façon générale, ces graphiques nous montrent dans un premier temps que CoMP est plus favorable aux systèmes avec une seule antenne qu'aux systèmes MIMO, et dans les faibles gains apportés par CoMP sont plus importants lorsque l'on fixe un taux de coupure faible. Ces deux points s'expliquent par l'apport de diversité de CoMP : les systèmes MIMO ayant déjà une certaine diversité spatiale, l'apport d'une diversité supplémentaire est moins important que pour les systèmes SISO. Lorsque l'on regarde les performances d'un lien avec un taux de coupure faible, il est connu que la capacité cible et donc la capacité utile liées sont très faibles [2], à cause des queues de distribution de l'évanouissement de Rayleigh. Il est donc naturel que la coopération de stations de base, à travers l'apport de macro-diversité, améliore la qualité du lien et recentre sa distribution. Cela permet donc d'avoir des capacités cibles plus élevées pour un même taux de coupure.

4.3 Compromis entre équité et efficacité

Nous avons, dans le chapitre 3, mesuré les performances de CoMP dans un réseau avec une équité absolue. Nous avons ensuite étudié d'une façon statistique comment CoMP peut être utilisé dans un réseau et quelles performances *individuelles* cela peut apporter. Malgré tout, dans un réseau réaliste, lorsqu'un mobile est servi par un ensemble coordonné de stations de base, celui-ci utilise des ressources des cellules voisines et l'utilisation de CoMP n'est donc pas

sans conséquence pour les mobiles de sa propre station ni ceux des stations voisines. Nous allons relaxer la contrainte d'équité absolue et allons caractériser le compromis entre équité et efficacité d'un réseau cellulaire.

Le partage de ressources se fait, la plupart du temps, entre plusieurs utilisateurs. Par exemple, si l'on se place dans le cas où une station de base répartit la bande passante à attribuer à ses utilisateurs, basé sur leurs efficacités spectrales, cette allocation peut se faire selon plusieurs critères d'optimisation :

- On cherche à maximiser le débit total. Dans ce cas, on fournit l'ensemble de la bande passante à l'utilisateur ayant la meilleure efficacité spectrale. Cela résulte en une allocation efficace mais très inéquitable puisqu'un seul utilisateur obtient de la bande passante.
- On cherche à assurer le même débit pour tous les utilisateurs, comme étudié dans le chapitre précédent. Cette solution est utile pour certains type d'applications, mais est très inefficace et gourmande en ressources dès que certains utilisateurs sont en mauvaises conditions de réception.
- On cherche un compromis entre les deux. Ce genre de compromis est atteint à grâce à des algorithmes d'allocations de ressources, dont un des plus courant est l' α -fairness [75].

Il existe bien évidemment d'autres méthodes d'allocation de ressources et également différentes méthodes de mesure de cette équité.

4.3.1 Caractérisation du compromis

Mesure de l'équité : l'index de Jain

Dans notre étude, nous nous intéressons à l'équité entre les débits des utilisateurs. Considérons une cellule avec M utilisateurs. Nous notons $\mathbf{C} = [C_1 \cdots C_M]$ le vecteur de capacité des utilisateurs et $C_{tot} = \sum_i C_i$ la capacité totale de la cellule. Afin de mesurer l'équité entre les utilisateurs, il nous faut une métrique pour quantifier la différence entre ceux-ci. Parmi les métriques existantes nous répertorions :

- la variance des débits des utilisateurs,
- le coefficient de variation des débits des utilisateurs,
- le rapport entre le débit minimum et le débit maximum,
- la distance quadratique normalisée aux débits désirés,
- l'index de Jain.

L'index de Jain [76] est une méthode de mesure d'équité largement répandue, définie comme :

$$J(\mathbf{C}) = \frac{\left(\sum_{i=1}^M C_i\right)^2}{M \sum_{i=1}^M C_i^2}, \quad (4.16)$$

où \mathbf{C} est un vecteur de capacité de taille M . Dans les réseaux filaires, cette métrique est utilisée pour mesurer l'équité pour le partage de ressources. Dans notre cas, on s'intéresse au débit des utilisateurs, qui est non seulement lié à la bande passante, mais également à la qualité des liens. Cette métrique mesure la variance relative entre les débits, et est bornée par $1/M$ lorsqu'un seul utilisateur reçoit l'ensemble de la bande passante (cas le moins équitable) et par $J = 1$, lorsque tous les utilisateurs ont un même débit.

Front de Pareto

Nous maximisons le compromis entre l'efficacité et l'équité d'une cellule, représenté par le couple $(J(\mathbf{C}), C_{tot})$.

Définition 6 *Le front de Pareto est l'ensemble des points d'un couple de contraintes souples pour lesquels il n'est pas possible d'améliorer l'une des contraintes sans dégrader l'autre.*

Supposons une cellule avec M utilisateurs, dont les efficacités spectrales sont c_1, \dots, c_M . Fixons $C_{tot} = \sum_i C_i = \sum_i w_i c_i$. Afin d'optimiser le couple $(J(\mathbf{C}), C_{tot})$, nous allons maximiser l'équité entre les utilisateurs via le partage de la bande passante W . Ainsi, en optimisant pour chaque valeur de C_{tot} réalisable, nous obtiendrons le front de Pareto du compromis.

Pour une capacité totale C_{tot} donnée nous avons le problème suivant :

$$\max_{\mathbf{w}} \frac{C_{tot}^2}{M \sum_i (w_i c_i)^2} \quad (4.17)$$

tel que

$$\sum_i w_i \leq W \quad (4.18)$$

$$\sum_i w_i c_i = C_{tot} \quad (4.19)$$

La maximisation (4.17) est équivalente à minimiser $\phi = \sum_i (w_i c_i)^2$, avec les mêmes contraintes. En connaissant les efficacités spectrales, nous pouvons utiliser les multiplicateurs de Lagrange, pour trouver les valeurs minimales de $\phi(\mathbf{w})$. Il en résulte l'ensemble d'équation suivant :

$$\mathcal{L}(\mathbf{w}, \lambda_1, \lambda_2) = \phi(\mathbf{w}) + \lambda_1 \left(\sum_i w_i c_i - C_{tot} \right) + \lambda_2 \left(\sum_i w_i - W \right) \quad (4.20)$$

$$\frac{\partial \mathcal{L}(\mathbf{w}, \lambda_1, \lambda_2)}{\partial w_i} = 2c_i^2 w_i + \lambda_1 c_i + \lambda_2, \forall i \quad (4.21)$$

$$\frac{\partial \mathcal{L}(\mathbf{w}, \lambda_1, \lambda_2)}{\partial \lambda_1} = \sum_i w_i c_i - C_{tot} \quad (4.22)$$

$$\frac{\partial \mathcal{L}(\mathbf{w}, \lambda_1, \lambda_2)}{\partial \lambda_2} = \sum_i w_i - W \quad (4.23)$$

Ceci est un système linéaire qui se résout simplement. Les conditions de Karush-Kuhn-Tucker permettent de généraliser ce problème pour tenir compte de la positivité des w_i . La résolution de ce système permet de déterminer le partage de ressources optimal pour maximiser l'équité, pour une contrainte de débit total maximum.

Une illustration de ce compromis est donné dans la figure 4.7. 5 utilisateurs se partagent une bande passante unitaire $W = 1$, avec des efficacités spectrales de [1.0386, 0.9603, 1.5128, 1.9760, 0.8600] (tirées aléatoirement à l'aide de la distribution (4.1)). Les deux points remarquables de cette courbe (en bleue) sont :

- $X_1 = (J = 1, C_{tot} = 1.16)$, ce qui signifie que les ressources ont été distribuées afin que tous les utilisateurs obtiennent un débit égale.
- $X_2 = (J = 0.2, C_{tot} = 1.976)$, ce qui signifie que l'ensemble des ressources ont été attribuées à l'utilisateur de meilleure efficacité spectrale, les autres n'ayant aucun débit.

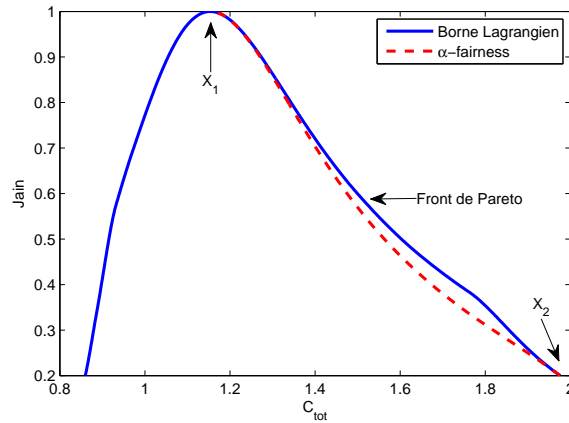


FIGURE 4.7 – Illustration du compromis capacité/équité, pour 5 utilisateurs.

La partie à gauche de X_1 est due à l’optimisation qui cherche à satisfaire les contraintes de capacité faible, en ne fournissant de la bande passante qu’aux utilisateurs de faible efficacité spectrale. Le front de Pareto de ce compromis est la partie de la courbe bleue entre X_1 et X_2 , où le système propose un ensemble de compromis possibles selon les valeurs de débit total cibles.

4.3.2 Méthode d’allocation de ressource

α -fairness

L’ α -fairness (“équité α ”) [75] est un critère d’allocation de ressources qui permet de définir la répartition des ressources entre les utilisateurs. L’objectif est de trouver l’allocation de ressources qui maximise

$$\begin{cases} \sum_i \frac{C_i^{1-\alpha}}{1-\alpha} & \text{si } \alpha \neq 1 \\ \sum_i \log C_i & \text{si } \alpha = 1 \end{cases} \quad (4.24)$$

Parmi les valeurs remarquable de α , on notera que quand $\alpha = 0$, l’objectif est devient uniquement la maximisation de la capacité de la cellule, sans se soucier de l’équité entre les utilisateurs ; $\alpha = 1$ correspond à une équité dite “proportionnelle” ; $\alpha = 2$ correspond à une équité dite “harmonique” et $\alpha = \infty$ est l’équité absolue. Il est intéressant de noter que lorsqu’ $\alpha \geq 1$, un utilisateur de capacité nulle pénalise la fonction de coût à l’infini.

Dans notre étude, nous nous intéressons au partitionnement de la bande passante entre différents utilisateurs, transmettant chacun à puissance constante. Supposons que l’efficacité spectrale est identique sur l’ensemble de la bande passante W_t disponible (cela revient soit à négliger la sélectivité en fréquence, soit à considérer un codage qui s’étale sur l’ensemble de la

bande utilisée). Nous avons, pour une station de base :

$$C_i = w_i c(\gamma_i) \quad (4.25)$$

$$\sum_i w_i \leq W_t \quad (4.26)$$

où $c(\cdot)$ est une fonction qui représente l'efficacité spectrale en fonction du SINR. Dans notre cas, nous utiliserons la efficacité spectrale utile (voir sous-section précédente). Considérant une réutilisation totale du spectre dans l'espace, nous une utilisation saturée de le bande passante :

$$\sum_i w_i = W_t. \quad (4.27)$$

L'allocation de bande passante optimale pour cette répartition, en fonction de α est donnée par :

$$w_i = W_t \frac{c^{\frac{1-\alpha}{\alpha}}(\gamma_i)}{\sum_{k=1}^M c^{\frac{1-\alpha}{\alpha}}(\gamma_k)} \quad (4.28)$$

Voir démonstration en Annexe A.2

Correspondance pour le compromis

Une distinction doit être faite entre l'allocation de ressources équitable et la mesure de l'équité, la première étant un critère de partage de ressources et la seconde une mesure résultant de l'allocation faite. La mesure de l'équité est également très dépendante des SINR des utilisateurs : pour une valeur de α donnée, plus les SINR sont variés, moins l'équité sera grande. A contrario, si tous les SINR sont identiques, alors l'équité sera absolue, quelle que soit la valeur d' α . Il est à noter que l'allocation d' α -fairness ne cherche pas directement à maximiser l'équité au sens de Jain, du fait de leurs formulations. Cependant, ces deux approches sont largement répandues et permettent une mesure compréhensible ainsi qu'une allocation facilement paramétrable. Une mesure de l'équité utilisant la valeur obtenue par (4.24) est également possible, mais celle-ci est moins pratique et une comparaison entre deux systèmes est donc plus difficile à faire (valeurs non bornées, pas de rapport entre les capacités).

Le front de Pareto du compromis équité/capacité n'étant pas aisé à manipuler, c'est à dire être capable de choisir un paramètre de contrôle pour modifier l'équité entre les utilisateurs pour la répartition de ressource, nous choisissons d'utiliser l'allocation α -fairness, présentée précédemment. La figure 4.7 montre les valeurs de débit total et d'équité au sens de Jain obtenues pour une allocation faite par l'algorithme α -fairness (en rouge), pour un ensemble de valeur $\alpha \in [0, \infty]$. La fonction de coût de l' α -fairness et de l'index de Jain étant différents, il est normal de ne pas avoir une correspondance exacte dans le compromis atteignable. Cependant les deux points d'intérêts X_1 et X_2 sont identiques (quel que soit l'ensemble d'utilisateurs considérés), et on peut remarquer sur la Fig. 4.7 que l'ensemble de compromis proposés est proche du Pareto entre l'index de Jain et le débit total.

Dans la suite de cette étude, nous utiliserons donc une allocation de ressources basée sur α -fairness, car elle offre une solution de complexité réduite et est plus facilement paramétrable.

4.4 Évaluation du compromis avec CoMP

Un des objectifs de ce chapitre est d'étudier comment l'utilisation de CoMP permet d'améliorer les performances en terme de capacité et d'équité. Dans le chapitre précédent, nous avons vu que l'utilisation de CoMP permet d'améliorer l'efficacité du réseau pour une équité absolue. Mais lorsqu'un utilisateur est servi par plusieurs stations de base, celui-ci consomme des ressources au détriment d'autres utilisateurs.

4.4.1 Modèle du système

Nous considérons un modèle bi-dimensionnel où les stations sont réparties de façon quasi-hexagonale : afin d'éviter la régularité du modèle hexagonal classique, nous *décalons* les stations de bases de leurs positions initiales de façon aléatoire. Le nombre total de stations de base est de 120, avec une distance inter-stations de 200m en moyenne. Afin d'éviter les effets de bords, nous ne considérons dans la suite des résultats que les 60 stations centrales.

Nous utilisons un modèle de propagation couramment utilisé dans les milieux urbains denses, en conditions NLOS [71]. Nous considérons $M = 5$ utilisateurs par BS, répartis aléatoirement et uniformément sur la cellule.

Nous considérons la présence d'évanouissement aléatoire inconnu de la station émettrice. Le SINR à considérer, basé sur les puissances moyennes (moyennées sur l'évanouissement) est γ_{comp} 3.21. Notre allocation de ressources se fait en partitionnant la bande passante pour les différents utilisateurs, en suivant la méthode d' α -fairness. En complément de l'index de Jain, nous étudions ici le cas de deux critères d'efficacité : la capacité utile maximisée et la capacité utile avec un taux de coupure maximum de 10% . Les résultats de simulation présentés par la suite sont la moyenne des performances obtenues sur l'ensemble des cellules centrales retenues.

Le système étudié est statique ou peut être vu comme une réalisation particulière du réseau à un instant donné. L'allocation de ressources consistera à partager la bande passante entre les utilisateurs, en prenant en compte le besoin en ressources des utilisateurs des cellules voisines utilisant CoMP. Par simplicité, nous partagerons une bande passante unitaire pour travailler sur l'efficacité spectrale total du système.

Hypothèses

Dans cette section, les hypothèses suivantes sont faites :

- Chaque mobile est par défaut attaché à une station dite "principale" qui centralise les informations du mobile.
- Nous considérons une couche physique type OFDMA, similaire à celle utilisée dans le Wi-Max ou la LTE, dans laquelle les ressources sont fractionnables en blocs temps-fréquence. Comme dans le chapitre précédent, nous choisissons une allocation de ressources où l'on partage la bande passante entre les utilisateurs d'une même cellule. Ces blocs forment l'unité d'allocation aux mobiles.
- Nous considérons une puissance constante utilisée sur l'ensemble des blocs disponibles. Cette hypothèse est le mode de fonctionnement standard des réseaux WiFi et LTE en voie descendante.

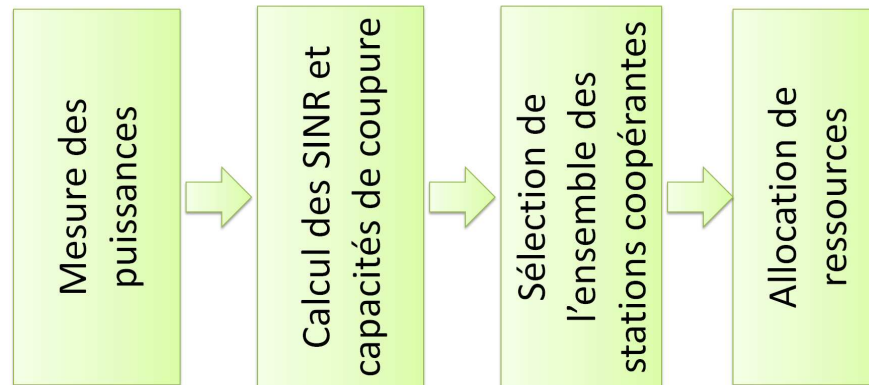


FIGURE 4.8 – Procédure de sélection des stations de base pour CoMP.

- Un évanouissement de type Rayleigh est considéré. Nous considérons que l'état du canal est indépendant pour chaque bloc de ressources, mais que celui-ci est constant au sein d'un même bloc.
- Chaque élément (station et mobile) possède une antenne omni-directionnelle. Bien que nous ayons étendu l'analyse statistique au cas du MIMO, nous étudions ici le cas du système SISO, qui souffre le plus du manque de diversité et des interférences en bord de cellules.
- Nous considérons une coordination de type MISO macro-diversité, similaire à celle utilisé dans le chapitre précédent. Nous supposons que le gain instantané de canal n'est pas connu, il est alors impossible d'utiliser des méthodes de type précodage ou de la synchronisation de phase.

4.4.2 Méthode de coordination

Dans la plupart des travaux de recherches de la littérature, les performances de CoMP sont évaluées pour des ensembles prédéfinis d'utilisateurs utilisant ou non CoMP [39, 40]. Les méthodes de sélections utilisées sont soit basées sur un niveau de SINR seuil en réception, soit cherchent à maximiser une utilité distribuée.

Procédure de coordination

Nous choisissons une procédure d'association d'un mobile à plusieurs stations de base distribuées, c'est à dire que la décision sera prise localement pour chaque mobile. La procédure de coordination, pour chaque mobile, s'effectue en 4 étapes, cf. 4.8 :

1. Mesure de puissance : le mobile effectue une mesure de la puissance moyenne reçue par les stations de base avoisinantes, par exemple en se basant sur les signaux pilotes. Il renvoi alors un vecteur de puissance $P = [P_1, \dots, P_n]$ à sa station principale. Si l'allocation de ressources ne tient pas compte de la diversité en fréquence, alors le mobile choisira une valeur de puissance pour l'ensemble de la bande passante. Si l'allocation tient compte de

la sélection en fréquence, alors chaque mesure de ressources peut être effectuée et remonté à la station de base principale séparément.

2. Évaluation de la capacité des associations : Basé sur le vecteur de puissance P , la station de base (ou le mobile) peut évaluer les performances obtenues en fonction des différentes associations possibles, par ex. niveau de SINR, capacité de coupure, etc. En théorie, une recherche sur l'ensemble des combinaisons possibles peut être faite, mais pour limiter la complexité, on se limitera à évaluer les ensembles de stations en prenant en compte uniquement les stations de plus forts signaux moyens.
3. Choix de l'association à plusieurs stations : en fonction des performances évaluées pour chaque association possible, la station de base (ou le mobile) décidera quelle association utiliser. Une des contribution de ce chapitre est de proposer un critère distribué de sélection des ensembles de coopération pour les mobiles. L'utilisation d'un tel critère permet de rendre le choix d'un mobile indépendant du choix des autres utilisateurs et permet de réduire le nombre de messages à échanger entre les cellules pour former les coopérations. La station principale du mobile se charge ensuite de communiquer avec les autres stations de l'ensemble de coopération. Le choix et l'impact du critère utilisé seront détaillés par la suite.
4. Allocation de ressources : une phase de négociation est nécessaire entre les stations de base afin de savoir précisément sur quelles ressources émettre vers le mobile, ainsi que le code à utiliser, la synchronisation, etc. Cette phase de négociation n'est cependant pas traitée dans ce chapitre, et nous nous focalisons sur les performances atteignables par une coopération de stations pour lesquelles les stations voisines acceptent toujours la coopération et fournissent une quantité de ressources suffisantes.

Le critère de sélection distribué utilisé jusqu'ici est, pour chaque mobile, celui qui maximise l'efficacité par station de base, cf. (4.10) et est similaire à celui utilisé récemment dans [63]. Dans un premier temps (voir sous-section suivante), nous utiliserons ce critère pour évaluer le compromis efficacité-équité obtenu par l'utilisation de CoMP. Dans un second temps (voir section 4.4.4), nous adopterons un critère généralisé qui permet d'optimiser le compromis efficacité-équité, en sélectionnant les ensembles de coopération de façon plus adaptée à la méthode de partage de ressources prévue.

4.4.3 Évaluation du compromis

La figure 4.9a présente les résultats de simulation de l'évaluation du compromis efficacité-équité dans un réseau cellulaire. Ces résultats sont moyennés sur plusieurs simulations avec des positions et effets de propagation différents. Sur cette figure, les résultats obtenus dans un réseau classique en réutilisation maximale sans CoMP sont représentés en bleu. En rouge, les résultats obtenus avec l'utilisation de CoMP et le critère de sélection (4.10). Ces courbes ont été obtenus par l'utilisation successive d'un large ensemble de valeur α pour l'allocation de ressources, afin d'obtenir l'ensemble des compromis possibles. Les points obtenus pour certaines valeurs d' α sont indiqués sur le graphique.

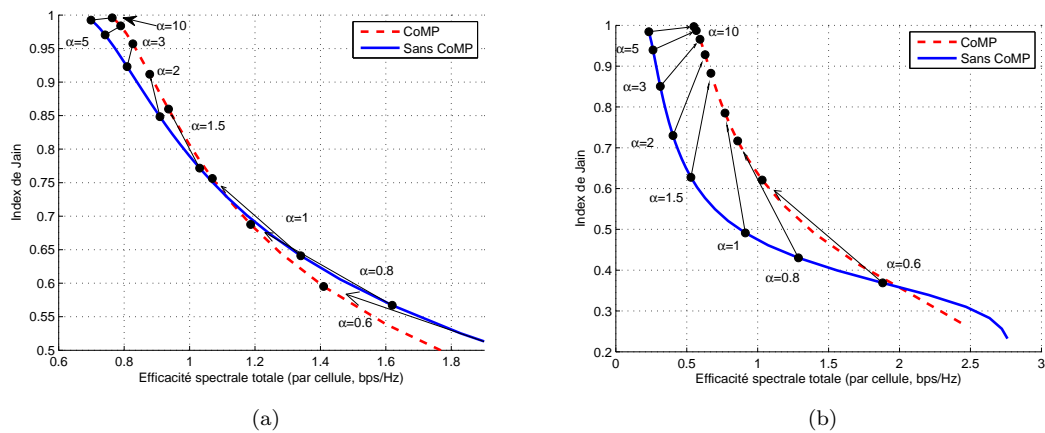


FIGURE 4.9 – Compromis efficacité-équité avec et sans CoMP.
 (a) Maximisation de la capacité utile, (b) Taux de coupure fixe : 10% .

On observe que l'utilisation de CoMP, de manière générale, permet d'obtenir un gain significatif en terme d'équité entre les utilisateurs, à l'exception des allocations de ressources par nature très équitables ($\alpha > 5$), où l'utilisation de CoMP permet uniquement d'avoir un gain en terme de capacité totale de la cellule. Ces gains en équité indiquent que les utilisateurs de bord de cellules ont accès à des meilleures qualités de signal, et pour un α donné, reçoivent donc un meilleur débit.

L'évolution du compromis entre équité et efficacité n'est pas identique pour toutes les allocations de ressources. En effet, en fonction de α , l'utilisation de CoMP va tantôt améliorer uniquement la capacité (pour les réseaux très équitables), tantôt améliorer la capacité et l'équité (pour des valeurs d' α entre 2 et 10) et réduit même la capacité du réseau, pour un gain encore plus important en équité ($\alpha < 2$). Cette réduction de capacité pour les allocations de ressources moins équitables s'explique naturellement par le fait de choisir de servir des utilisateurs de bords de cellule en CoMP, avec des efficacités spectrales plus faibles et donc de disposer de moins de ressources pour les meilleurs utilisateurs. On notera même que lorsque $\alpha < 0.6$ dans notre scénario, le compromis obtenu est moins bon que la non-utilisation de CoMP (avec un α différent).

Ces évolutions sont dépendantes du type de topologie et de métriques utilisées. L'utilisation d'une capacité de coupure fixe, exploitant mieux la diversité apportée par le CoMP, permet d'avoir des gains d'efficacité plus importants, mais le raisonnement est identique, cf. Fig. 4.9b.

4.4.4 Critère généralisé de sélection

Bien que le critère de sélection de stations de base utilisé jusqu'ici ait un sens très logique (maximisation de l'efficacité spectrale globale), celui-ci ne prend pas en compte les autres utilisateurs de la cellule ou même du voisinage. Cette sélection de stations de base coopérantes étant effectuée en amont de l'allocation de ressources, celle-ci ne tient pas non plus compte du type d'allocation de ressources prévue. Ainsi, la méthode de sélection des ensembles de coopération

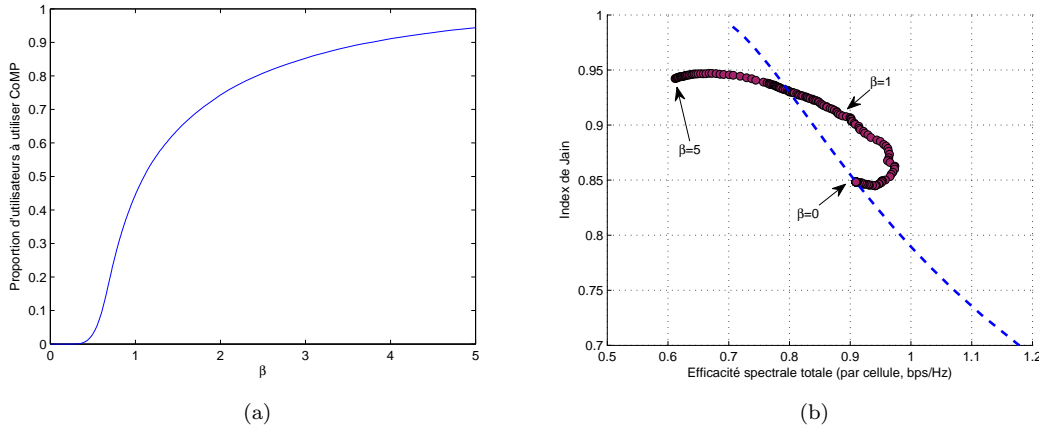


FIGURE 4.10 – Effet de la valeur de β sur le système (maximisation de la capacité utile). (a) Proportion de mobiles utilisant CoMP, (b) compromis efficacité-équité pour diverses valeurs de β .

devrait évoluer en fonction de la politique d'allocation de ressources imposée par l'ordonnancier. Par exemple : si l'on considère un réseau dont l'objectif est de maximiser le débit total, nous avons vu (cf. Fig. 4.9) que l'utilisation automatique de CoMP dégradait les performances du réseau. Une politique d'association de stations qui limiterait l'utilisation de CoMP aux seuls utilisateurs dans un besoin plus important en gain de ressources permettrait de mieux valoriser la bande passante.

Nous introduisons alors un critère d'association qui généralise l'approche actuelle :

$$\mathcal{B}_i = \arg \max_{\mathcal{B}} \frac{c_i(\mathcal{B})^\beta}{|\mathcal{B}|}, \quad (4.29)$$

où β est un paramètre de régulation permettant de rendre l'utilité de ce critère convexe ($0 < \beta < 1$) ou concave ($\beta > 1$) et ainsi proposer une large classe de critères pour l'association de stations de base. De fait, nous permettons de modifier l'impact d'un gain d'efficacité, lié à l'utilisation d'une station de base supplémentaire, par exemple. Pour un réseau très équitable, on peut imaginer que une association à un plus grand nombre de stations permet de *lisser* les différences en SINR des utilisateurs et ainsi améliorer la répartition des ressources. Pour un réseau peu équitable, on imagine bien que privilégiera l'emploi des ressources par les utilisateurs des centres de cellules, et donc on ne cherchera pas à partager la bande passante avec son voisinage et ne conduira donc pas à une forte diminution de l'efficacité spectrale dues au CoMP (cf. Fig. 4.9).

Sur la figure 4.10a, nous présentons l'influence de β pour la sélection de stations de base. Le taux d'utilisateurs du réseau utilisant CoMP est représenté en fonction des valeurs de β . Pour le critère de sélection de station avec $\beta = 1$, environ 40% des utilisateurs du réseaux s'associent à de multiples stations. On comprend naturellement que lorsque des mobiles utilisent CoMP sans un gain substantiel, la sur-utilisation des ressources réduit les performances globales du

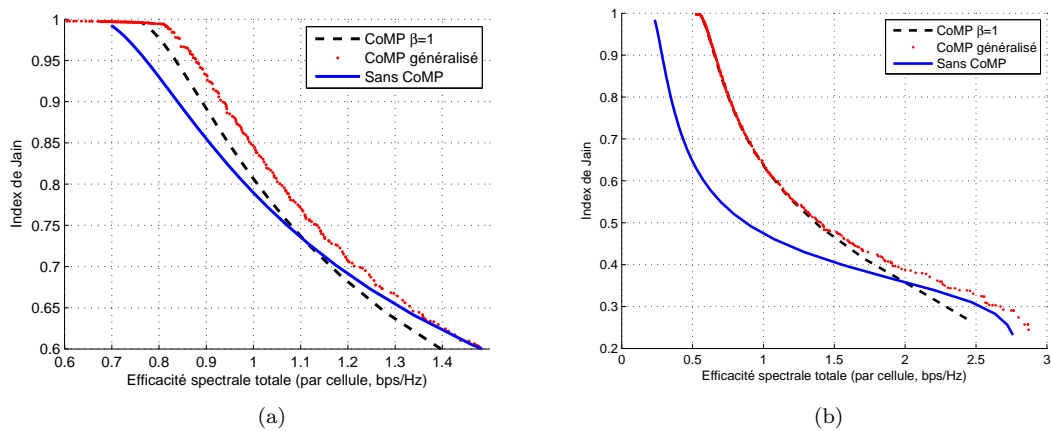


FIGURE 4.11 – Compromis efficacité-équité avec le critère d'association généralisé.
 (a) Maximisation de la capacité utile, (b) Taux de coupure fixe : 10% .

réseau.

La figure 4.10b illustre, dans le scénario de maximisation de la capacité utile, les compromis équité-efficacité obtenus avec diverses valeurs de $\beta \in [0, 5]$, pour un type d'allocation fixée à $\alpha = 2$. La courbe bleue montre, pour référence, l'ensemble des compromis sans CoMP. Lorsque $\beta = 0$, aucun mobile du système ne cherche à utiliser CoMP, de fait, les performances sont identiques à un réseau non coordonné. Lorsque β augmente, de plus en plus d'utilisateurs utilisent CoMP est cela modifie les allocations de ressources dans le réseau. On constate que le compromis tend tout d'abord à améliorer la capacité ainsi que l'équité, lorsque seuls les mobiles les plus avantagés par CoMP l'utilisent ($\beta \leq 1$), puis lorsque plus de mobile continuent à utiliser CoMP ($\beta > 1$) le système continue à améliorer son équité au prix d'une capacité réduite.

Front de Pareto

En généralisant cet ensemble de compromis créé par β à toutes les allocations de ressources α , on obtient un nuage de points correspondants aux compromis des couples (α, β) utilisés. Nous nous intéressons alors à l'enveloppe de ce nuage, c'est à dire quels sont les couples (α, β) pour lesquels aucun autre couple n'améliore simultanément la capacité et l'équité du réseau.

Les figures 4.11a et 4.11b montrent, respectivement pour la capacité utile maximisée et le débit avec taux de coupure fixé à 10% , le front de Pareto des compromis obtenus (en rouge), comparé au compromis possibles pour CoMP avec $\beta = 1$ (ie. critère non-généralisé) et le mode sans coopération. Un des intérêts de ce critère généralisé est de pouvoir choisir des ensemble de coopération en adéquation avec l'allocation de ressources qui suit. Le paramètre β pouvant atteindre 0, les compromis équité-efficacité obtenus en utilisant CoMP ne peuvent être qu'égaux ou supérieurs à ceux observés dans un système sans coordination, contrairement au cas où l'on fixe arbitrairement le critère de sélection de stations. Lorsque l'allocation de ressources est très équitable, le choix optimal de β tend généralement vers 1, tandis que lorsque le système maximise l'efficacité spectrale, β tend vers 0. Ce critère généralisé nous permet donc de toujours avoir une sélection de stations de base qui est adaptée aux choix d'allocation de ressources.

De façon générale, les couples (α, β) optimaux sont répartis de la façon suivante : pour les valeurs α proche de 0, β est également proche de 0, c'est à dire que presque aucun mobile n'utilise CoMP. Lorsque α augmente, β augmente également de façon jusqu'à se stabiliser pour une valeur d' α d'environ 2 et devient ensuite constant, avec une valeur proche ou légèrement inférieur à 1 (dans les simulations testées, cette valeur est comprise entre 0.7 et 1.1).

Il est cependant difficile de caractériser précisément l'ensemble des couples (α, β) qui forment le front de Pareto. Celui-ci est en fait très dépendant des réalisations de canal dans le système et des interactions entre les stations de base. De plus, nous avons choisi ici un critère appliqué à l'ensemble des stations de base, un critère qui s'adapte automatiquement pour chaque cellule (en fonction, par exemple de la charge, du nombre d'utilisateurs à servir, de leurs SINR, etc.) permettrait une optimisation plus complète, mais apporte une complexité bien plus importante.

4.5 Conclusion et discussion

Dans ce chapitre, nous avons étudié comment l'utilisation de CoMP dans un réseau cellulaire permet d'améliorer les performances en termes d'équité et de capacité. Comme nous l'avons montré dans l'étude statistique de gain de performances, une *simple* coordination de cellule permet d'obtenir de larges gains en efficacité spectrale par stations de base, lorsque l'on considère un taux de coupure faible. La macro-diversité apportée par l'utilisation de plusieurs stations distribuées dans l'espace permet en effet non seulement d'améliorer la qualité du signal, mais réduit les queues de distribution liées aux évanouissement. Ces gains se révèlent significatifs, pour les systèmes SISO comme MIMO.

L'utilisation de CoMP consommant des ressources sur plusieurs stations de base, il est nécessaire de prendre en compte ces coûts et de faire un compromis dans la sélection de multiples stations. Nous avons présenté une méthode distribuée de sélection qui se généralise pour optimiser l'allocation de ressources entre les utilisateurs, quelle que soit la politique d'équité imposée.

Le type de coordination utilisée est relativement *simple*, car il ne nécessite pas la connaissance des canaux aux émetteurs, mais cela ne permet pas d'exploiter pleinement les capacités d'un réseau d'antennes. Dans l'étude présentée, nous pouvons conclure que l'utilisation de cette coordination, dans la pratique, peut être restreinte à l'association de 4 stations de base, car il est rare que les mobiles gagnent en performances avec une plus large association.

Dans cette première partie, nous avons étudié comment la coordination de cellules permet d'améliorer la couverture ainsi que la qualité de signal aux bords de cellule, en utilisant un signal d'une station voisine. Nous n'avons cependant pas considéré la possibilité pour les stations de régler la puissance de leurs émissions, qui permet de réduire l'effet des interférences, et ainsi faire des allocations de ressources plus finement, bloc par bloc. Une optimisation de la puissance de transmission de façon distribuée pose toutefois de plus larges problèmes d'auto-organisation et une plus grande complexité des solutions à fournir. La seconde partie de ce manuscrit proposera des méthodes distribuées d'allocation de ressources et de puissance.

Deuxième partie

**Algorithmes pour réseaux
auto-organisés**

5

Algorithmes distribués d'allocation de ressources

5.1 Introduction et motivations

Dans la première partie, nous avons étudié des techniques de coordination de cellules permettant d'améliorer les performances du réseau cellulaire : la couverture et la capacité des utilisateurs de bords de cellule sont avantagés, sans besoin de planification. Nous avons supposé que les stations de base utilisaient une puissance constante sur toute le spectre. Dans un contexte de gestion d'interférence, cette contrainte est forte, mais correspond aux standards de type Wi-Fi, GSM, UMTS.

Dans cette seconde partie, nous augmentons les degrés de libertés du système : nous nous intéressons à l'allocation conjointe de ressources et de puissance, ainsi, chaque ressource (canal de communication, par exemple un bloc temps-fréquence de type OFDMA) peut avoir une puissance indépendante des autres ressources. La multiplication des ces degrés de liberté rend toutefois l'optimisation globale difficile à réaliser de façon centralisée.

Premièrement, le problème à résoudre est souvent non-convexe, et requiert la connaissance d'un grand nombre de variables distribuées dans le réseau. La recherche exhaustive de la solution optimale est donc irréalisable en pratique. L'allocation de ressources et de puissance dans les réseaux sans-fil est un sujet qui fait l'objet de recherche depuis de nombreuses années. Dans la littérature, nous pouvons trouver plusieurs synthèses récentes regroupant différentes techniques. Dans [77] Chiang et al. formalisent de nombreux types d'optimisations liées à l'allocation de ressources et de puissance, focalisés sur la gestion des interférences. Ces différentes optimisations sont triées en fonction des objectifs et des contraintes et présentent des algorithmes pour chaque problème. Les algorithmes présentés reposent sur des scénarios où les canaux sont statiques.

Globalement, le problème d'allocation de puissance se décompose en deux grandes catégories :

1. Maximiser une utilité sous contrainte de puissance maximum, voir également [78–82]
2. Minimiser la puissance sous contrainte d'une utilité, voir également [83, 84].

Les utilités sont liées à la capacité des utilisateurs, des canaux de communications ou aux SINR cibles.

Les scénarios particuliers d'allocation de ressources tels que la présence d'une unique cellule [85–87] ou les réseaux ad-hoc [88, 89] ont été largement étudiés.

Lorsque le problème porte sur un réseau avec interférences, comme dans un contexte cellulaire, la prise en compte de celles-ci est primordiale et complique les algorithmes, chaque allocation devenant interdépendante. Dans [90], Koskie et al. proposent une bibliographie focalisée sur les algorithmes distribués itératifs, basés sur des critères de SIR.

Deuxièmement, dans un système réaliste, l'environnement évolue, par exemple les effets d'évanouissement et de masquages changent, les besoins des utilisateurs peuvent varier, etc. Une adaptation qui puisse suivre une telle dynamique est donc fortement souhaitable.

C'est pourquoi dans cette partie nous étudierons des systèmes d'allocation de ressources de puissance focalisés sur les deux aspects suivants :

- distribués : un système centralisé permettant de suivre l'évolution du réseau et de résoudre des problèmes d'optimisation généralisés est peu réaliste dans la pratique, dû aux échanges nécessaires entre les cellules, à la complexité du problème global et à la vitesse avec laquelle le système doit répondre,
- dynamiques : les conditions du réseau varient dans le temps, du fait de la mobilité des utilisateurs, des effets d'évanouissement, ainsi que par la modification des interférences (décisions faites par d'autres cellules dans les algorithmes itératifs).

Dans ce chapitre, nous proposons un état de l'art des techniques de contrôle de puissance et des algorithmes distribués en lien avec notre étude.

Les deux chapitres suivants ont tous les deux pour objectif d'étudier l'allocation distribuée de ressources et de puissance.

Le chapitre 6 exploite les résultats de Baccelli et al. [91], qui adressent l'optimisation globale de paramètres radio par une approche locale, afin de converger vers l'optimum global. Pour ce faire, nous utiliserons une approche stochastique basée sur l'échantillonneur de Gibbs pour la sélection des paramètres de puissance et de précodage des émetteurs.

Le chapitre 7 propose lui un formalisme dédié à une allocation distribuée de ressources adaptée au contexte dynamique. Cette méthode a pour objectif de chercher une *trajectoire* optimale du vecteur de puissance, plutôt qu'une allocation instantanée. Les fondamentaux théoriques de cette approche viennent de la théorie du contrôle et sont principalement utilisés pour le suivi de robot dans l'espace physique. L'objectif de notre méthode est de poursuivre les cibles optimales à allouer dans l'espace des puissances des ressources.

Ces deux algorithmes distribués sont en phase avec la notion de réseaux auto-organisés et permettent une implémentation plus réaliste qu'une optimisation globale du réseau.

Nous chercherons également à limiter la puissance de transmission utilisée, afin d'optimiser l'efficacité énergétique des systèmes. Dans le chapitre 6, l'efficacité énergétique fait partie

intégrante de l'optimisation globale, via un compromis entre la qualité de signal d'un utilisateur et le niveau d'interférence qu'il génère. De plus, l'efficacité énergétique d'un réseau est paramétrable grâce à l'ajout de pénalité dans la fonction d'optimisation. Dans le chapitre 7, nous cherchons à émettre au niveau de puissance minimal requis pour satisfaire la demande des utilisateurs. Cela permet naturellement de limiter le niveau d'interférence dans le voisinages lorsque les utilisateurs servis ont de bonnes conditions de réception.

5.2 Contrôle de puissance distribué

Nous commençons par étudier le cas du contrôle de puissance distribué, où l'optimisation se concentre sur la convergence et la stabilité de l'utilisation concurrente d'une ressource dans le système. Ce type d'allocation correspond en général à un système mono-ressource, comme par exemple en CDMA. Dans [92], Douros et al. présentent une bibliographie sur le contrôle de puissance distribué, en fonction des types d'applications (voix, données), qui s'appliquent particulièrement aux système mono-ressource.

5.2.1 Convergence et SINR atteignables

Les premiers travaux notables sur des algorithmes distribués sont ceux de Zander [93] et Foschini-Miljanic [94] au début des années 1990 qui proposent une méthodes de contrôle de puissance itérative, dont la convergence est garantie lorsque certains critères sont respectés. La méthode consiste à faire l'allocation itérative suivante :

$$\mathbf{P}(k+1) = \mathbf{F}\mathbf{P}(k) + \mathbf{u}, \quad (5.1)$$

avec \mathbf{F} définie telle que :

$$F_{ij} = \begin{cases} 0, & \text{si } i = j \\ \gamma_i \frac{g_{ij}}{g_{ii}}, & \text{si } i \neq j \end{cases}, \quad (5.2)$$

où \mathbf{P} est le vecteur des puissances allouées aux utilisateurs et $u_i = \frac{\gamma_i \sigma_i^2}{g_{ii}}$. γ_i est le SINR ciblé et g_{ij} est le gain du canal entre l'émetteur j et le récepteur i . Ceci vaut pour un canal partagé entre plusieurs émetteurs et récepteurs (canal à interférence, tels que les réseaux ad-hoc ou cellulaires). \mathbf{F} est donc une matrice qui représente la qualité d'un lien par rapport aux interférences, pondérée par les SINR cibles (les valeurs les plus faibles sont les mieux).

La contribution principale étant de montrer que si la plus grande valeur propre (en absolue) de \mathbf{F} , aussi appelée valeur propre de Perron-Frobenius, $\rho_F < 1$ alors le système converge. De plus, il converge vers la solution optimale \mathbf{P}^* à la minimisation de puissance sous contrainte de SINR cible. Si cette matrice \mathbf{F} ne satisfait pas ce critère, alors l'algorithme diverge.

Dans un système distribué, la matrice \mathbf{F} n'est pas connu par les différents acteurs du réseau. Une méthode distribuée est d'appliquer l'allocation de puissance suivante :

$$P_i(k+1) = \frac{\gamma_i}{R_i(k)} P_i(k); \quad (5.3)$$

où $R_i(k)$ est le SINR atteint à l'instant k par le récepteur i .

Cette allocation distribuée repose néanmoins sur la supposition que \mathbf{F} respecte les conditions de convergences, or cette matrice n'est pas connue par l'ensemble du réseau. A moins qu'un coordinateur centralisé n'en informe chaque émetteur, un tel algorithme repose donc sur la *confiance* qu'aucun émetteur ne cherche à avoir un SINR trop élevé, ce qui ferait diverger l'ensemble du système. De plus, cette méthode s'applique sur des canaux statiques, mais peut être généralisée à des canaux dynamiques [95].

Systèmes dynamiques

Dans [95], Holliday et al. étendent l'étude de convergence à un système dynamique, où les canaux subissent des évanouissements aléatoires. Cette étude montre, en s'aidant du critère de Lyapunov λ_F , que l'adaptation itérative fonctionne lorsque le produit des matrices de transitions successives dans le temps $\mathbf{F}(k)$ satisfait le critère suivant :

$$\lambda_F = \lim_{k \rightarrow \infty} \frac{1}{k} \log \|\mathbf{F}(1)\mathbf{F}(2)\dots\mathbf{F}(k)\| < 0 \quad (5.4)$$

Ce qui, en d'autres mots, signifie que le système doit être *globalement* stable sur le long terme afin de converger. Un avantage de cette convergence est donc de pouvoir fluctuer autour du critère de convergence "statique" (par exemple pour compenser un effet d'évanouissement ou une capacité temporairement plus élevée), tout en assurant une convergence globale.

Choix des SINR cibles

Dans les travaux précédents, les SINR cibles sont prédéfinis et les algorithmes supposent que ceux-ci permettent la convergence du système. Dans [96-98], les auteurs cherchent à définir ou vérifier que les cibles de SINR sont compatibles avec l'état du système.

Si l'on se place plutôt dans un système qui veut définir de lui-même les valeurs de SINR cibles, afin de s'assurer de la convergence de celui-ci, on remarque que la matrice \mathbf{F} est paramétrée par les valeurs de γ cible de chaque transmission. Pour assurer la convergence, on doit avoir $\rho_F < 1$. Mathématiquement, nous avons $\min_i \sum_j F_{ij} \leq \rho_F \leq \max_i \sum_j F_{ij}$, et $\sum_j F_{ij} = \frac{\gamma_i \sum_{j \neq i} G_{ij}}{G_{ii}}$, en d'autres termes, le rapport entre le SINR cible et le SIR "sans contrôle de puissance". Un critère *simple* est donc d'imposer aux transmissions de satisfaire, pour chacune, que $\gamma_i < \frac{G_{ii}}{\sum_{j \neq i} G_{ij}}$. De fait, la valeur propre maximale (en valeur absolue) sera inférieur à 1. Dans [98] Kucera a suivi un raisonnement similaire.

Il est à noter que cette contrainte a l'inconvénient de ne pas être flexible : chaque communication est donc limitée par ses propres gains de canal ($\gamma_i < \frac{G_{ii}}{\sum_{j \neq i} G_{ij}}$) et suppose le pire cas où toutes les communications voisines cherchent à obtenir le plus grand SINR cible possible, afin d'assurer, quelque soit la demande en SINR des voisins, la convergence du système. Or si certaines communications voisines à un lien ont une demande en SINR inférieure au seuil maximum, alors ce lien pourrait choisir un SINR cible supérieur à sa limite $\frac{G_{ii}}{\sum_{j \neq i} G_{ij}}$ sans faire diverger le système.

5.2.2 Méthodes stochastiques

Des algorithmes basés sur les processus stochastiques cherchent, de façon distribuée, à converger vers la solution optimale d'un problème global non convexe. Pour se faire, chaque décision locale sélectionne un paramètre de façon pseudo-aléatoire, pour éviter les minimum locaux. Dans [91], Kauffmann et al proposent une méthode basée sur l'échantillonneur de Gibbs qui permet la sélection des puissances et des points d'accès de type WiFi, et sera détaillée dans le prochain chapitre.

5.2.3 Utilisation de modèles prédictifs et théorie du contrôle

Dans le contexte d'allocation de ressources distribuée, la connaissance des interférences joue un rôle important. Chaque émetteur effectuant une allocation de puissance simultanément va donc naturellement altérer les interférences reçues par les mobiles dans son voisinage et donc rendre les allocations faites non-optimales. Sans contrôle sur les variations de puissance ou sur la mesure de l'interférence, les algorithmes d'allocation de puissance distribués peuvent osciller ou diverger. L'utilisation de la théorie du contrôle pour la régulation de puissance a principalement été étudiée pour les systèmes mono-ressource, tels que l'UMTS [99].

Les travaux de Leung [100, 101] sont les premiers à avoir introduit le concept de prédiction d'interférences, grâce à l'utilisation de filtre de Kalman. Le reste de l'allocation de puissance est classique, mais l'utilisation du filtre permet une stabilisation du niveau d'interférence et donc une meilleure convergence des algorithmes. Dans [102] Shoarinejad et al. étendent ce type de modèle à la prédiction de canaux, pour un réseau cellulaire utilisant l'OFDMA, qui permet une meilleure précision de l'allocation de puissance faite. Dans [103] Chen et al. utilisent un modèle de contrôle prédictif des interférences pour le CDMA pour les réseaux ad-hoc, afin de réduire les variations des puissances de transmission entre deux allocations. Ces travaux considèrent toujours un niveau de SINR cible à atteindre sur une ressource fixé. Dans [104] Sorooshyari et al. adaptent le SINR cible à la ressource allouée au mobile, et considérant dans la fonction de coût un compromis entre le niveau de puissance désiré pour satisfaire ce SINR cible et les interférence que cette communication génère dans son voisinage.

Ces prédictions sont toutefois soumises à la corrélation temporelle des données étudiées : d'une part, le gain de canal varie en fonction de l'environnement (évanouissement, mobilité) et peut être prédit avec bonne précision si l'échantillonnage est suffisamment rapide, car suivent des modèles mathématiques continus. D'autre part, l'évolution des interférences n'est pas nécessairement un phénomène continu, car elles sont dues aux choix des puissances de transmission des émetteurs voisins.

5.3 Allocation de ressources multiples

Les méthodes distribuées de contrôle de puissance présentées précédemment s'appliquent en général à un unique canal de communication. Lorsqu'un système possède plusieurs canaux de communications parallèles (FMDA, TDMA, CDMA, OFDMA), ces méthodes peuvent être utilisées de façon indépendantes sur chacune des ressources. Par exemple un système simple

effectuera le contrôle de puissance sur les ressources, en considérant l'allocation de ressources décidée a priori.

Dans cette section, nous présentons comment une cellule effectue une allocation de ressources à un ou plusieurs utilisateurs lorsque celle-ci possède plusieurs canaux de communication. Dans [105] Sadr et al. proposent un bibliographie sur les techniques conjointes de partage de ressources et de puissance entre plusieurs utilisateurs d'une même cellule, en séparant les deux grandes classes de problèmes (minimisation de la puissance ou maximisation de la capacité).

5.3.1 Water-filling

Considérons le cas d'une communication point-à-point (par ex. entre une station de base et un mobile) avec K ressources parallèles. L'objectif de maximiser l'efficacité spectrale sous contrainte de puissance totale maximale s'écrit

$$\max_P C = \sum_k \log_2 \left(1 + \frac{P_k g_k}{\sigma_z^2} \right) \quad (5.5)$$

tel que

$$\sum_k P_k \leq P_{\max} \quad (5.6)$$

$$P_k \geq 0, \forall k \quad (5.7)$$

tandis que la minimisation de puissance totale sous contrainte de capacité s'écrit

$$\min_P P_{tot} = \sum_k P_k \quad (5.8)$$

tel que

$$\sum_k \log_2 (1 + P_k g_k) \geq C \quad (5.9)$$

$$P_k \geq 0, \forall k \quad (5.10)$$

En fonction des conditions de canal et éventuellement des interférences, chaque ressource a une efficacité spectrale différente. Du fait de la concavité de la fonction log, il n'est pas nécessairement optimal de choisir une unique (la meilleure) ressource pour envoyer l'intégralité des données : il faut répartir la puissance sur différentes ressources avec des effets de seuillage.

Le *water-filling* [2, Sec. 4.2.4] est une technique d'optimisation pour résoudre ce problème d'allocation de puissance. Le *water-filling* fonctionne pour les problèmes d'allocation sur plusieurs ressources physiques parallèles, mais également pour la répartition de la puissance dans une communication MIMO, lorsque l'on décompose les signaux en communications parallèles [2, Sec. 10.3.1].

La solution de ces deux problèmes d'optimisation est donnée par :

$$P_k = \left(\lambda - \frac{1}{g_k} \right)^+, \quad (5.11)$$

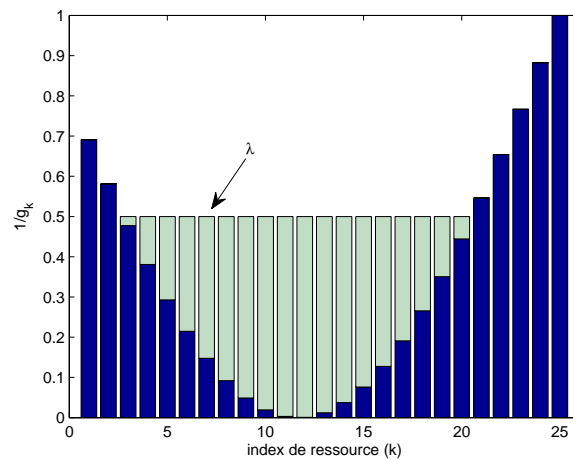


FIGURE 5.1 – Allocation de puissance par water-filling.

avec λ tel que :

$$\sum_k \log_2 \left(1 + (\lambda g_k - 1)^+ \right) = C \quad \text{ou} \quad \sum_k \left(\lambda - \frac{1}{g_k} \right)^+ = P_{max}, \quad (5.12)$$

où x^+ signifie $\max(0, x)$.

Ce type de solution est illustré sur la figure 5.1 où les barres bleues représentent l'inverse du gain $1/g_k$ des différents canaux k et où l'on a fixé un niveau d'eau λ . Lorsque ce niveau λ est supérieur à $1/g_k$, la puissance allouée sur la ressource k correspond alors à la différence entre les deux. Lorsqu'il est inférieur à $1/g_k$, aucune puissance n'est allouée.

Cette méthode est toutefois optimale uniquement pour l'allocation de ressources pour un unique utilisateur, et si les gains de canal sont parfaitement connus.

5.3.2 Water-filling multi-utilisateurs

L'allocation conjointe de ressources et de puissance avec plusieurs utilisateurs est un problème non convexe et n'a pas de solution optimale connue [77, Sec. 9.2], même pour un canal fixe. Lorsque plusieurs utilisateurs sont en compétition pour le partage de ressources, la notion d'équité est également à considérer : la maximisation de la somme des capacités ayant souvent tendance à favoriser les communications de bonnes qualité au dépens des mauvaises communications. Plusieurs algorithmes tentent de généraliser le water-filling au cas de plusieurs utilisateurs [80–82, 106–108].

Spécifiquement, dans [81, 82], Song et al. formalisent l'allocation de ressources et de puissance dans le contexte d'une cellule servant plusieurs utilisateurs. L'objectif est de maximiser une fonction d'utilité basée sur la capacité de chaque utilisateur (cela permet d'introduire de l'équité par exemple), avec une contrainte de puissance maximale. Les auteurs évaluent ainsi les performances d'une allocation conjointe de ressources avec l'adaptation de puissance. L'algorithme est itératif, et pour chaque itération, il fait successivement une allocation de ressources

aux utilisateurs puis une allocation de puissance de type water-filling pour chaque utilisateur sur les ressources qui lui sont attribuées. L'allocation conjointe *finale* est trouvée, lorsque l'allocation de ressources seule et l'adaptation de puissance seule ne peuvent améliorer les performances du système.

Dans [106], Yu et al. décrivent un algorithme dont l'objectif est cette fois de minimiser la puissance de transmission sous contrainte de capacité minimale, pour la voie montante. L'algorithme présenté est itératif et consiste également, en deux étapes successives, à allouer les canaux dans un premier temps puis à répartir la puissance.

Les méthodes d'allocation présentées dans cette section approchent les solutions optimales avec divers niveaux de complexités et sont souvent utilisées dans des scénarios statiques et correspondent à des allocations de type mono-cellulaire (sans interférences ou avec connaissance des interférences). Dans un réseau cellulaire, ces algorithmes itératifs influent sur leurs voisinage de façon non coordonnée et il est alors difficile de converger vers des solutions globalement stables.

5.4 Allocation distribuée de puissance et de ressources

Considérons maintenant un scénario cellulaire plus complet, avec plusieurs utilisateurs et plusieurs ressources par cellule. Une allocation centralisée étant irréaliste, nous présentons dans cette section différentes techniques distribuées d'allocation de ressources et de puissance.

5.4.1 Partage dynamique de spectre

De nombreux travaux dans la littérature proposent des algorithmes de partage de ressources distribués [34, 109–117]. Un des problèmes majeurs de l'allocation de puissance distribuée est de savoir quelle allocation de ressources les émetteurs voisins vont effectuer. La plupart des algorithmes tendent donc naturellement à faire une réutilisation spatiale dynamique qui évolue en fonction des interférences générées et des besoins en capacité des utilisateurs.

Par exemple, dans le cas simple où deux transmissions sont concurrentes sur une même ressource, l'allocation de puissance optimale est binaire : soit il faut utiliser la puissance maximale sur un seul des émetteurs (et l'autre n'émet pas), soit la puissance maximale sur les deux [118]. Basé sur ce fait, Gesbert et al. [119, 120] ont décrit un algorithme binaire qui attribue soit une puissance nulle soit la puissance maximale afin de faire un partage de ressources entre les cellules voisines, basé sur un critère de niveau d'interférence reçues par les mobiles.

Un autre type d'optimisation, cherche à séparer l'utilisation des fréquences, comme par exemple [18, 34] en utilisant la théorie des graphes. Cela permet une réutilisation spectrale optimisée et dynamique. La construction d'un graphe d'interférence (sur la voie descendante) se fait comme suit : Les nœuds du graphe sont les mobiles devant être servis sur un ensemble de ressources partagées. Si un mobile reçoit un signal d'une station de base voisine avec une puissance dépassant un certain seuil, alors ce mobile est lié avec les mobiles servis par cette station de base. Les arêtes du graphe ainsi formé contiennent ainsi l'ensemble des contraintes de *voisinage* à respecter : deux mobiles voisins ne doivent pas utiliser la même ressource. La résolution de l'allocation de ressources se fait via les méthodes de coloriage de graphe, de

manière centralisée ou décentralisée, en fonction des échanges d'informations possibles entre les stations de base.

5.4.2 Théorie des jeux

La théorie des jeux est une famille d'outils d'optimisation largement étudiée depuis quelques années pour tenter de résoudre le problème d'allocation des ressources. L'objectif des algorithmes tirés de la théorie des jeux est de converger vers des équilibres où le réseaux sera stable.

Dans [121, 122], un vaste ensemble de travaux concernant la théorie des jeux appliquée aux télécommunications sont listés. La théorie des jeux comporte plusieurs types d'approches :

Les algorithmes non-coopératifs, tels qu'étudiés dans [123–125] sont des allocations totalement distribuées : chaque décision est locale. Les joueurs cherchent à résoudre une optimisation locale et tendent à converger vers l'équilibre de Nash. L'équilibre de Nash est un état particulier du système dans lequel aucun des joueurs participant n'a d'intérêt à effectuer une modification de son allocation. Cet équilibre correspond à un minimum local de l'optimisation globale et est fondamental pour la stabilité du système. Cependant, les problèmes d'allocations de ressources et de puissance n'étant en général pas convexes, plusieurs équilibres de Nash peuvent exister, et les algorithmes non-coopératifs ne sont pas alors garantis de converger vers le minimum global. Dans [125], Tan et al. séparent le problème général en deux sous-jeux non-coopératifs : un premier pour l'allocation des ressources, un second pour le contrôle de puissance et montrent que si un équilibre de Nash existe pour chacun des jeux, alors il existe un équilibre de Nash pour le problème général.

Les algorithmes coopératifs, tels que [126] permettent d'atteindre le point d'équilibre appelé "Nash bargaining", qui est en général plus performant que l'équilibre de Nash simple. Ceci est due à une connaissance partagée des informations.

Les algorithmes *coopétitifs*, c'est-à-dire où les décisions sont prises de façon séquentielle par les joueurs, ce qui leur permet d'avoir connaissance du jeu des autres. Cette classe de jeux permet d'atteindre l'équilibre de Stackelberg [127, 128].

Le concept de pénalité permet d'introduire des utilités secondaires pour favoriser certains comportements [129] comme par exemple la réduction du niveau d'interférence [111].

Dans [83, 130], les auteurs démontrent les conditions d'existence et d'unicité de l'équilibre de Nash dans le problème de minimisation de puissance sous contrainte de capacité minimale, lorsque plusieurs canaux parallèles sont disponibles. Il utilise notamment, une distribution des puissances suivant un water-filling, pour communication.

La théorie des jeux est généralement utilisée dans des contextes de canaux statiques et se fait de manière itérative. Les allocations distribuées se font alors soit de manière séquentielle, soit de manière simultanée (cf. [83] pour un détail de ces deux algorithmes). Cependant, dans la réalité, les canaux de communication évoluent dans le temps. Cela rend une utilisation dans un contexte très dynamique peu favorable.

5.5 Problèmes ouverts

Bien que de nombreuses études aient été faites sur l'allocation de ressources et de puissance, certains aspects restent toujours non-résolus :

- le problème d'allocation de ressources et de puissance est non-convexe et ne possède pas de solution dans le cas général, en particulier lorsque nous considérons un réseau cellulaire avec interférences co-canal,
- ce problème est d'autant plus difficile qu'il doit, pour des raisons de complexité et de mise en place, être traité de façon distribué. Dans le chapitre 6, nous proposons une allocation de ressource distribuée basée sur l'échantillonneur de Gibbs, qui permet, sous certaines conditions, de transformer un problème d'optimisation global en optimisations locales.
- La plupart des optimisations proposées sont itératives, mais considèrent un scénario où les canaux sont statiques. Dans la réalité, le gain des canaux évolue au cours du temps, dû à la mobilité ou évanouissement par exemple. Nous proposons dans le chapitre 7 une allocation de ressources et de puissance particulièrement adaptée à des canaux dynamiques, grâce à l'application de la théorie du contrôle prédictif.

6

Allocation par l'échantillonneur de Gibbs

6.1 Introduction

6.1.1 Motivations et objectifs

Dans ce chapitre, nous adressons le problème évoqué dans le chapitre 5, correspondant au contrôle de puissance distribué. Pour ce faire, nous étudions une méthode d'allocation de puissance basée sur l'échantillonneur de Gibbs.

Dans le cadre d'optimisation de ressources des réseaux cellulaires, de nombreuses fonctions de coût existent. Dans cette étude, nous chercherons à optimiser un ensemble de critères, tels que la consommation de puissance, l'équité entre les utilisateurs et la capacité totale. Parmi l'ensemble des paramètres variables d'un système de réseau cellulaire, nous chercherons notamment à optimiser le niveau de puissance ainsi que le vecteur de précodage utilisé pour les transmissions de la station de base vers ses mobiles. De telles optimisations sont généralement non-convexes et ne permettent pas une résolution aisée, même de façon centralisée.

Cette étude se place dans le contexte des réseaux auto-organisés (SON). Chaque entité de décision, ici les stations de base, prend une décision locale pour résoudre un problème d'optimisation local. Les algorithmes distribués classiques cherchent en général à résoudre un problème d'optimisation locale de façon déterministe. Dans un système où le problème d'optimisation général est non convexe, cela conduit à ne pas converger vers la solution optimale.

L'échantillonneur de Gibbs est une optimisation itérative distribuée qui a été notamment utilisée pour la reconstruction d'image bruitée. L'algorithme permet de converger vers le minimum globale d'une fonction d'utilité non-convexe, de manière distribuée, en ayant une approche non-déterministe des choix de paramètres. Bien que cette convergence ne se produise théoriquement

qu'à l'infini, la pratique montre que cette méthode est utilisable dans des systèmes réels.

Dans [91], Kauffmann et al. ont utilisé l'échantillonneur de Gibbs pour la première fois dans les réseaux sans-fil. Leur objectif est de résoudre de manière distribuée le problème conjoint d'allocation de canaux et d'association utilisateurs point d'accès dans les réseaux WLAN type WiFi. Dans [131], Chen et al. développent cet algorithme et portent l'optimisation sur l'allocation de canal et le contrôle de puissance. La modélisation utilisée correspond également aux réseaux de type Wifi ou de type CDMA.

L'objectif de ce chapitre est d'utiliser l'échantillonneur de Gibbs afin d'optimiser, de manière distribuée, l'allocation de ressources et de puissance dans les réseaux de type 4G. La principale différence porte sur l'utilisation de ressources orthogonales (OFDMA) et de multiples antennes à l'émetteur. Nous avons étendu la formalisation de l'optimisation pour le contrôle de puissance, la sélection d'un précodeur (pour le MISO) et les traitements coopératifs entre les stations de base (CoMP).

6.1.2 Contributions

Les contributions de ce chapitre se résument par :

- la formalisation, dans le cadre de l'échantillonneur de Gibbs, de l'optimisation globale du choix des paramètres de transmission (puissances d'émission et vecteurs de précodage) effectuée de manière distribuée,
- l'étude du compromis entre la capacité, l'équité et la consommation d'énergie réalisé par une telle allocation, dans un scénario de type small cells,
- une paramétrisation de la puissance d'émission utilisée, afin de permettre d'étendre le compromis entre l'efficacité spectrale et la puissance consommée par le système.

Ce travail a été réalisé conjointement avec Chung Shue "Calvin" Chen et François Baccelli (TREC, INRIA-ENS), dans le cadre du laboratoire commun Self-Nets. Une première étude limitée à l'optimisation du contrôle de puissance et du vecteur de précodage, a fait l'objet d'une publication en conférence (IEEE PIMRC 2011 [13]) et permet également une paramétrisation de la consommation de puissance. L'algorithme proposé ici sera normalement étudié en détail sur un simulateur système plus complet dans le cadre du projet Ecoscells.

6.1.3 Résumé du chapitre

Le reste de ce chapitre est structuré de la façon suivante : la section suivante décrit les principes de l'échantillonneur de Gibbs ainsi que du recuit simulé qui seront utilisés par la suite, La section 6.3 montre comment l'échantillonneur de Gibbs a déjà été utilisé pour l'optimisation des réseaux sans-fils. La section 6.4 développe le modèle utilisé et formalise l'optimisation du précodage et de la puissance, les performances obtenus par simulation sont également donnés. La section 6.5 introduit certaines perspectives prévues pour l'échantillonneur de Gibbs, ainsi que les limites que cette technique d'optimisation apporte. Enfin, nous conclurons sur cette étude.

6.2 Principes de l'échantillonneur de Gibbs

6.2.1 Formulations et terminologies

L'objectif de l'échantillonneur de Gibbs est de trouver, de façon itérative, le minimum global d'une fonction d'utilité \mathcal{E} appelée *énergie globale* dans la terminologie de l'échantillonneur de Gibbs [132, 133]. Cette méthode s'applique particulièrement aux optimisations non-convexes, puisqu'elle essaye par nature de ne pas *s'enfermer* dans des minimum locaux. Une telle utilité peut avoir une ou plusieurs variables discrètes, contrôlées par différents éléments dans le système.

Voisinages et cliques

La minimisation de \mathcal{E} peut être conduite par l'échantillonneur de Gibbs sur un *graphe* du réseau. L'ensemble des *nœuds* du graphe est l'ensemble des utilisateurs $i \in \mathcal{U}$. Le voisinage \mathcal{V}_i de i est l'ensemble des nœuds $j \neq i$ dont les décisions auront un impact sur i . Dans notre cas, cela correspond aux utilisateurs co-canaux des cellules avoisinantes.

Le graphe du réseau est obtenu par le couple $(\mathcal{U}, \mathcal{V})$, \mathcal{V} étant l'ensemble des voisinages $\mathcal{V}_i, \forall i \in \mathcal{U}$. Une clique est définie comme un sous-ensemble de \mathcal{U} dans lequel chaque nœud est voisin de tous les autres nœuds de cette clique (sous-graphe complet).

Chaque nœud i possède un *état* s_i inclut dans un ensemble \mathcal{S}_i fini d'états possibles. Ce sont les variables d'optimisation. Notons la combinaison $S = \{s_i, \forall i \in \mathcal{U}\}$ l'ensemble des états choisis à un instant donné par les nœuds du réseau. L'ensemble de toutes les combinaisons S possibles est noté \mathcal{S} .

Distribution de Gibbs

Un ensemble de variables est appelé champ aléatoire de Gibbs sur \mathcal{U} par rapport à \mathcal{V} si et seulement si il suit une distribution de Gibbs [133].

Une loi de distribution f est une distribution de Gibbs si elle peut s'écrire de la forme :

$$f(S) = k e^{-\frac{1}{T}\mathcal{E}(S)} \quad (6.1)$$

où

$$k = \left(\sum_{S \in \mathcal{S}} e^{-\frac{1}{T}\mathcal{E}(S)} \right)^{-1} \quad (6.2)$$

est un facteur de normalisation, et T est une constante appelée la *température*.

Énergie globale et potentiels

Pour effectuer une optimisation distribuée, l'énergie globale doit pouvoir se décomposer sous la forme d'une somme d'une fonction potentielle V_c sur l'ensemble des cliques possibles \mathcal{C} de \mathcal{U} .

$$\mathcal{E}(S) = \sum_{c \in \mathcal{C}} V_c(S) \quad (6.3)$$

On définit alors l'énergie locale \mathcal{E}_i d'un nœud i comme la somme des potentiels des cliques contenant i .

$$\mathcal{E}_i(S) = \sum_{c \in \mathcal{C} | i \in c} V_c(S) \quad (6.4)$$

6.2.2 Algorithme distribué

Dans [134], Geman et al. proposent la méthode appelée "échantillonneur de Gibbs" en traitement d'image, dont l'objectif était la reconstruction d'images bruitées. C'est un cas particulier de l'échantillonneur de Metropolis-Hasting dans lequel chaque itération génère un tirage aléatoire. Pour se faire, une condition est qu'un seul nœud d'une clique ne modifie son état à un instant donné. Cela impose en théorie une coordination complexe dans l'ensemble du réseau, pour déterminer quels nœuds peuvent se mettre à jour. Pour une itération n , l'algorithme se base sur l'état du système au temps $n - 1$ et fait la mise à jour suivante :

- Choisir un nœud i du système,
- Calculer les valeurs du champ de probabilité des états possibles pour i , suivant une distribution de Gibbs, en connaissant l'état (fixe) du reste de son voisinage,
- Choisir le nouvel état s_i aléatoirement en suivant la loi de probabilité calculée précédemment.

Après un grand nombre d'itérations, l'algorithme converge vers l'état optimal du système. La preuve est donnée dans [135].

6.2.3 Température et recuit simulé

Une distribution de Gibbs, telle que (6.1) contient un paramètre T , la température. Lorsque $T \rightarrow \infty$, chaque état du système reçoit une probabilité identique $f(S) = 1/|\mathcal{S}|$. Il n'est pas possible dans cette condition de chercher de façon aléatoire le minimum global d'une fonction.

Lorsque la température tend vers 0, toutes les combinaisons non-optimales tendent vers une probabilité de sélection nulle. Seules les combinaisons optimales se partagent une probabilité identique et non nulle.

L'importance de cette température a donné lieu à l'algorithme du recuit simulé. L'idée est de modifier la valeur de la température au cours du temps, afin de converger de plus en plus strictement vers le minimum d'énergie du système. Cet algorithme a été proposé notamment par Geman et al. [134] et se déroule ainsi :

- Au départ, choisir une température T_0 suffisamment élevée,
- Choisir un état initial quelconque du système,
- Au temps n :
 - Calculer la distribution de probabilité des états possibles d'un nœud sélectionné, en fonction de la température $T(n)$,
 - Choisir et appliquer l'état sélectionné aléatoirement en suivant la distribution calculée,
 - Réduire la température telle que $T(n) > T_0 / \log(1 + n)$

Le processus s'arrête lorsque peu de changements d'état sont enregistrés.

La diminution de la température logarithmique est lente, et il convient régulièrement d'utiliser des réductions géométriques à la place, sans que cela n'ait un gros impact sur les performances.

6.3 Utilisation de l'échantillonneur de Gibbs dans les réseaux sans-fils

L'optimisation proposée dans [91] cherche à paramétrer l'allocation de canaux et l'attachement des mobiles aux BS, tandis que [131] intègre le contrôle de puissance. Les modèles utilisés correspondent à des réseaux sans-fils de type mono-ressource (canal WiFi ou CDMA) où chaque mobile peut être associé à une de ces ressources. Les paramètres d'optimisation étant variés (choix du canal, choix de l'attachement, choix de la puissance) mais ayant une influence sur l'ensemble des mobiles environnants, il est nécessaire de choisir une utilité générale qui prend en compte la qualité de signal de l'ensemble des utilisateurs.

Les métriques généralement utilisées pour évaluer les performances au niveau système sont :

- la capacité totale du réseau,
- l'équité entre les utilisateurs,
- la puissance de transmission utilisée.

Afin de réaliser une optimisation favorisant l'ensemble de ces critères dans une utilité suffisamment simple et générale, les études [91, 131] se basent sur l'énergie globale définie comme :

$$\mathcal{E}(S) = \sum_{i \in \mathcal{U}} \frac{1}{\gamma_i(S)}. \quad (6.5)$$

Cette utilité vise donc à maximiser la capacité individuelle des utilisateurs, tout en assurant une certaine équité. Ainsi, un utilisateur avec un SINR très faible pénalisera fortement le système global. Cette forme se rapproche de l'équité harmonique (α -*fairness* avec $\alpha = 2$) où la métrique est le SINR et non la capacité.

L'équation (6.5) possède également de bonnes propriétés mathématiques pour satisfaire les conditions d'application de l'échantillonneur de Gibbs distribué : Prenons le cas d'un SINR d'un mobile i tel que $\gamma_i = \frac{P_i g_{b_i, i}}{\sum_{j \neq i} P_j g_{b_j, i} + \sigma_z^2}$. L'énergie globale s'écrit alors :

$$\mathcal{E}(S) = \sum_{i \in \mathcal{U}} \frac{\sum_{j \neq i} P_j g_{b_j, i} + \sigma_z^2}{P_i g_{b_i, i}} \quad (6.6)$$

$$= \sum_{\{i, j \neq i\} \subseteq \mathcal{U}} \left(\frac{P_j g_{b_j, i}}{P_i g_{b_i, i}} + \frac{P_i g_{b_i, j}}{P_j g_{b_j, j}} \right) + \sum_{i \in \mathcal{U}} \frac{\sigma_z^2}{P_i g_{b_i, i}} \quad (6.7)$$

Il est alors possible d'écrire \mathcal{E} sous la forme d'une somme de potentiels :

$$\mathcal{E}(S) = \sum_{\mathcal{V} \subseteq \mathcal{U}} V_{\mathcal{V}}(S) \quad (6.8)$$

où la fonction de potentiel est décrite $\forall \mathcal{V} \subseteq \mathcal{U}$ par

$$\begin{cases} V_{\mathcal{V}}(S) = \frac{\sigma_z^2}{P_i g_{b_i, i}} & \text{si } \mathcal{V} = \{i\}, \\ V_{\mathcal{V}}(S) = \frac{P_j g_{b_j, i}}{P_i g_{b_i, i}} + \frac{P_i g_{b_i, j}}{P_j g_{b_j, j}} & \text{si } \mathcal{V} = \{i, j\}, \\ V_{\mathcal{V}}(S) = 0 & \text{si } |\mathcal{V}| \geq 3, \end{cases} \quad (6.9)$$

La décomposition de l'énergie globale est une somme de potentiels sur la totalité des sous-ensembles de \mathcal{U} et en particulier les potentiels sont nuls pour les sous-ensembles de taille supérieurs à 2. Nous pouvons donc utiliser un algorithme distribué [131, 132], avec une *énergie locale* $\mathcal{E}_i, \forall i \in \mathcal{U}$ telle que :

$$\mathcal{E}_i(S) = \sum_{i \in \mathcal{V}, \mathcal{V} \subseteq \mathcal{U}} V_{\mathcal{V}}(S) \quad (6.10)$$

$$= \underbrace{\frac{\sigma_z^2 + \sum_{j \neq i} P_j g_{b_j, i}}{P_i g_{b_i, i}}}_{=1/\gamma_i} + \sum_{j \neq i} \frac{P_i g_{b_i, j}}{P_j g_{b_j, j}} \quad (6.11)$$

La minimisation de cette utilité locale permet d'accroître la capacité du mobile, via la minimisation de $1/\gamma_i$, tout en assurant une certaine équité envers les utilisateurs dans son voisinage. Si l'optimisation permet le contrôle de puissance, les émetteurs ont alors tendance à ne pas utiliser la puissance maximale et faire un compromis entre la puissance utile reçu à l'utilisateur servi et les interférences générées sur les mobiles de son voisinage.

6.4 Sélection du vecteur de précodage et de la puissance

L'objectif de ce chapitre est d'étendre la formalisation de l'optimisation par l'échantillonneur pour les technologies de la 4G. Nous nous intéressons particulièrement à l'utilisation de multiples antennes, ainsi qu'à un partage de ressource concurrentiel de type OFDMA. En considérant un système où l'émetteur possède plusieurs antennes, nous allons nous concentrer dans cette partie sur l'optimisation de la puissance de transmission, conjointement avec le vecteur de précodage à appliquer. Ces deux paramètres permettent de réguler à la fois la qualité de réception d'un signal mais aussi les interférences générées.

6.4.1 Modèle

Hypothèses

Nous considérons un réseau cellulaire, sur la voie descendante. Les cellules effectuent une réutilisation complète (Reuse 1) des ressources spectrales. Chaque mobile i est attaché une station de base $b_i \in \mathcal{B}$ ayant le gain de canal le plus élevé.

Nous considérons N_t antennes à l'émetteur, et une antenne au niveau du mobile. Cela correspond donc à un canal MISO avec interférences.

Afin de simplifier la formulation, nous nous intéresserons en particulier à une ressource donnée, sur laquelle un mobile a été attribué par l'ordonnanceur. Cela revient à considérer, du point de vue de cette ressource, un réseau de type *Single-Frequency Network* (SFN). Du point de vue du système, sur cette ressource, chaque station de base ne sert qu'un seul utilisateur.

Il est à noter que ce modèle est sous-optimal, car une optimisation plus globale incluant l'allocation de ressources aux utilisateurs serait plus efficace, mais plus complexe à résoudre. La formalisation de ce modèle à l'utilisation de multiple ressources sera abordé par la suite.

Nous supposons que les stations de base ont une connaissance locale des conditions de canal (CSIT) : ainsi, une station b_i servant l'utilisateur i a la connaissance du canal $\mathbf{h}_{b_i, i}$ et des canaux

$\mathbf{h}_{b_i,j}, \forall j \in \mathcal{V}_i$.

SINR et précodage MISO

La but de la technique MISO utilisée ici est de précoder un symbole sur l'ensemble des antennes disponibles à l'émetteur, afin de d'exploiter la diversité spatiale.

Sur la ressource considérée, et à un temps donné (on omettra les indices correspondant par soucis de lisibilité) le signal reçu par un mobile i s'écrit :

$$y_i(n) = \sqrt{P_i} \mathbf{h}_{b_i,i}^T \mathbf{w}_i x_i + \sum_{j \in \mathcal{U}, j \neq i} \sqrt{P_j} \mathbf{h}_{b_j,i}^T \mathbf{w}_j x_j + z_i, \quad (6.12)$$

où $\mathbf{w}_i \in \mathbb{C}^{N_t}$, P_i et x_i sont, respectivement, le vecteur de précodage, la puissance de transmission et le symbole émis depuis b_i pour i , $\mathbf{h}_{b_i,i} \in \mathbb{C}^{N_t}$ est le vecteur de gain de canal (incluant les effets de masquages et d'évanouissement) entre b_i et i , z_i est le bruit additif Gaussien.

En supposant une détection cohérente au niveau du mobile, le SINR γ_i s'écrit :

$$\gamma_i = \frac{P_i |\mathbf{h}_{b_i,i}^T \mathbf{w}_i|^2}{\sigma_z^2 + \sum_{j \in \mathcal{U}, j \neq i} P_j |\mathbf{h}_{b_j,i}^T \mathbf{w}_j|^2}. \quad (6.13)$$

Si les conditions de canal sont connues parfaitement, au niveau local, alors nous pouvons trouver un vecteur de précodage pour optimiser le SINR d'utilisateur. Les échanges d'informations nécessaires seront détaillés par la suite.

6.4.2 Décomposition de l'énergie globale

Travaillant sur une ressource donnée, nous conservons l'énergie globale telle que définie par (6.5). Décomposons l'énergie globale en potentiels. Le but est de retrouver une formulation compatible avec les champs aléatoires de Gibbs. La combinaison S contient l'ensemble des puissances et des précodeurs $\{P_i, \mathbf{w}_i \mid \forall i \in \mathcal{U}\}$ utilisé dans le système.

L'énergie globale (6.5) s'écrit désormais :

$$\mathcal{E}(S) = \sum_{i \in \mathcal{U}} \frac{\sigma_z^2 + \sum_{j \in \mathcal{U}, j \neq i} P_j |\mathbf{h}_{b_j,i}^T \mathbf{w}_j|^2}{P_i |\mathbf{h}_{b_i,i}^T \mathbf{w}_i|^2} \quad (6.14)$$

$$= \sum_{\{i,j \neq i\} \subseteq \mathcal{U}} \left(\frac{P_j |\mathbf{h}_{b_j,i}^T \mathbf{w}_j|^2}{P_i |\mathbf{h}_{b_i,i}^T \mathbf{w}_i|^2} + \frac{P_i |\mathbf{h}_{b_i,j}^T \mathbf{w}_i|^2}{P_j |\mathbf{h}_{b_j,j}^T \mathbf{w}_j|^2} \right) + \sum_{i \in \mathcal{U}} \frac{\sigma_z^2}{P_i |\mathbf{h}_{b_i,i}^T \mathbf{w}_i|^2} \quad (6.15)$$

Minimiser $\mathcal{E}(S)$ sur P_i et $\mathbf{w}_i, \forall i$ est une optimisation non-convexe et donc difficile à résoudre, même de façon centralisée. Tout comme la section 6.3, l'énergie globale peut s'écrire comme

une somme de potentiels de type (6.8), où la fonction de potentiel est décrite $\forall \mathcal{V} \subseteq \mathcal{U}$ par

$$\begin{cases} V_{\mathcal{V}}(S) = \frac{\sigma_i^2}{P_i |\mathbf{h}_{b_i,i}^T \mathbf{w}_i|^2} & \text{si } \mathcal{V} = \{i\}, \\ V_{\mathcal{V}}(S) = \frac{P_j |\mathbf{h}_{b_j,i}^T \mathbf{w}_j|^2}{P_i |\mathbf{h}_{b_i,i}^T \mathbf{w}_i|^2} + \frac{P_i |\mathbf{h}_{b_i,j}^T \mathbf{w}_i|^2}{P_j |\mathbf{h}_{b_j,j}^T \mathbf{w}_j|^2} & \text{si } \mathcal{V} = \{i, j\}, \\ V_{\mathcal{V}}(S) = 0 & \text{si } |\mathcal{V}| \geq 3, \end{cases} \quad (6.16)$$

La décomposition de l'énergie globale est, ici encore, une somme de potentiels sur la totalité des sous-ensembles de \mathcal{U} et en particulier les potentiels sont nuls pour les sous-ensembles de taille supérieurs à 2. L'énergie locale est donc désormais définie comme :

$$\mathcal{E}_i(S) = \sum_{i \in \mathcal{V}, \mathcal{V} \subseteq \mathcal{U}} V_{\mathcal{V}}(S) \quad (6.17)$$

$$= \underbrace{\frac{\sigma_z^2 + \sum_{j \neq i} P_j |\mathbf{h}_{b_j,i}^T \mathbf{w}_j|^2}{P_i |\mathbf{h}_{b_i,i}^T \mathbf{w}_i|^2}}_{=1/\gamma_i} + \sum_{j \neq i} \frac{P_i |\mathbf{h}_{b_i,j}^T \mathbf{w}_i|^2}{P_j |\mathbf{h}_{b_j,j}^T \mathbf{w}_j|^2} \quad (6.18)$$

Cette énergie locale est à minimiser sur chaque nœud i . On peut y remarquer deux composantes, une composante *égoïste* et une composante *altruiste*. En effet, minimiser $1/\gamma_i$ revient à maximiser sa propre capacité, sans tenir compte des autres utilisateurs dans le voisinage. Seule, cette composante aurait tendance à maximiser la puissance de transmission et utiliser un précodage de type $\mathbf{w}_i = \mathbf{h}_{b_i,i}$. Par contre, la présence de la composante $\sum_{j \neq i} \frac{P_i |\mathbf{h}_{b_i,j}^T \mathbf{w}_i|^2}{P_j |\mathbf{h}_{b_j,j}^T \mathbf{w}_j|^2}$, le rapport entre l'interférence générée sur les autres mobiles et leur propre niveau de signal, a tendance à réduire les puissances de transmission pour ne pas gêner les mobiles avoisinants. L'optimisation fera donc un compromis qui favorise intrinsèquement la capacité du système, l'équité entre les utilisateurs, sans maximiser la puissance de transmission.

6.4.3 Algorithme distribué

Description de l'algorithme

Nous utilisons un algorithme similaire au recuit simulé, c'est à dire la variante de l'échantillonneur de Gibbs avec une température décroissante dans le temps. Afin de pouvoir adapter cet algorithme pour une implémentation plus réaliste, une sélection des nœuds à mettre à jour est faite de façon pseudo-aléatoire. A chaque itération (nouvelle décision d'ordonnancement), l'algorithme effectue les étapes suivantes :

1. Les stations de base échangent les informations nécessaires entre elles, afin de mettre à jour leurs données. La liste des informations nécessaire est donnée par la suite.
2. Afin de ne pas avoir une modification de l'ensemble des états du système de façon simultanée, nous utilisons un système de minuterie : chaque nœud tire aléatoirement une durée durant laquelle il ne changera pas d'état. Si cette durée a expiré, le nœud est alors choisi pour changer d'état.
3. Pour chaque mobile i choisi à un instant n , on calcul la distribution de probabilité associée

à chaque état possible $s \in \mathcal{S}_i$:

$$f_i(s) = c e^{-\frac{\mathcal{E}_i(s)}{T(n)}}, \quad (6.19)$$

où c est la variable de normalisation.

4. La station de base choisit aléatoirement un nouvel état s_i pour i en suivant la distribution de probabilité f_i définie précédemment.

Les dynamiques créées par ces transitions locales permettent de conduire le système vers une distribution de Gibbs associée à l'énergie globale \mathcal{E} . En fonction de la température T , le système convergera plus ou moins vite vers de bonnes solutions. En réduisant T vers 0 de façon logarithmique, la distribution converge vers un Dirac au niveau de l'état de minimum d'énergie globale.

Variables d'optimisation

Pour chaque mobile, la sélection d'une combinaison s dans un espace d'états discrets \mathcal{S} impose le calcul de la probabilité de chaque élément de la partition. Le nombre de combinaison possible augmente de façon exponentielle avec le nombre de variables, mais dans notre cas, nous nous limitons à 2 classes de variables : la puissance et le vecteur de précodage.

Pour chacune de ces variables, il est nécessaire de définir un ensemble fini de taille raisonnable, afin de représenter le plus large éventail de possibilités.

Pour le niveau des puissances de transmission, nous avons choisi une partition logarithmique $P_{liste} = \{P_{min}, \dots, P_{max}\}$.

Pour les vecteurs de précodage, il faut échantillonner un espace \mathbb{C}^{N_t} . Afin d'utiliser un dictionnaire de taille limitée, nous choisissons les sous-espaces de Grassman, qui ont déjà été utilisés pour le précodage en télécommunications [136]. Cela nous permet de générer un dictionnaire $W_{precode}$, selon le nombre d'entrées désirées et les dimensions de l'espace initial (nombre d'antennes pour le précodage).

Un exemple de dictionnaire généré est donné dans le tableau 6.1 [136], pour le cas de $N_t = 2$ antennes de transmissions et 4 vecteurs de précodages.

-0,1612-1,7348j	-0,0787-0,3192j	-0,2399+0,5985j	-0,9541
-0,5135-0,4128j	-0,2506+0,9106j	-0,7641-0,0212j	0,2996

TABLE 6.1 – Exemple de vecteurs de précodage obtenu avec les sous-espaces de Grassman

Il est à noter que dans la norme 3GPP LTE [7] actuelle, seule une quantité très limitée de précodeurs sont fournis.

Complexité et échanges d'informations

Chaque nouvelle allocation doit effectuer le calcul de probabilité de toutes les combinaisons possibles. Dans notre cas, pour tous les nœuds i , le nombre de ces combinaisons est $|\mathcal{S}_i| = |W_{precode}| \times |P_{liste}|$. Cette quantité de calcul est indépendante du nombre de voisins, ce qui permet pouvoir passer cet algorithme à l'échelle. Cependant, afin de garder cet algorithme implémentable dans la pratique, il est nécessaire de garder \mathcal{S}_i avec une taille raisonnable.

Le calcul de la distribution de probabilité fait pour un mobile i nécessite la connaissance locale de certaines informations du réseau. Cela implique des mesures et des envois d'informations entre les mobiles inclus dans le voisinage \mathcal{V}_i ainsi que de i .

Le mobile i doit évaluer et remonter les informations suivantes :

- La somme interférence plus bruit $\sigma_z^2 + \sum_{j \neq i} P_j |\mathbf{h}_{b_j, i}^T \mathbf{w}_j|^2$ qui est un scalaire,
- Le gain de canal $\mathbf{h}_{b_i, i}$, qui est un vecteur de taille N_t .

Les mobiles $j \in \mathcal{V}_i$ doivent remonter les informations suivantes à leurs stations de base, qui elles-mêmes partagent ces informations à b_i :

- La puissance du signal utile $P_j |\mathbf{h}_{b_j, j}^T \mathbf{w}_j|^2$ reçu par j , qui est un scalaire.
- Le gain de canal $\mathbf{h}_{b_i, j}$, qui est un vecteur de taille N_t .

L'acheminement de toutes les informations nécessaires au bon fonctionnement est supposé parfait dans cette étude. En pratique, la latence de ces informations, due au routage dans le réseau inter-cellule, et une quantification des informations peuvent affecter les performances du système, en particulier dans un contexte dynamique. Le volume d'information à transmettre n'est pas le problème majeur de ces échanges, mais plutôt sa périodicité, car les informations à jour du système sont nécessaires à tout ordonnanceur b_i sont le nœud i souhaite mettre à jour son état (il n'est pas requis d'avoir ces informations lorsque l'allocation du mobile n'est pas modifiée).

6.4.4 Résultats de simulation

Les performances, sur l'ensemble du système seront évaluées selon les critères suivants :

- l'efficacité spectrale moyenne (bit/s/Hz)

$$\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \log_2(1 + \gamma_i), \quad (6.20)$$

- l'efficacité énergétique globale (bit/J) :

$$\frac{\sum_i B \log_2(1 + \gamma_i)}{\sum_i P_i}, \quad (6.21)$$

- l'équité entre les utilisateurs, mesurée avec l'index de Jain [76].

Nous avons choisi d'utiliser une métrique globale pour l'efficacité énergétique, pour éviter les effets de moyennage par cellule qui ont tendance à négliger la surconsommation électrique, lorsque celle-ci concerne peu d'émetteurs. Cette efficacité énergétique représente combien de bits sont transmis par Joule, sur l'ensemble du réseau (et non par cellule).

Paramètres du système

Nous nous plaçons dans un réseau cellulaire hexagonal, composé de 61 cellules. Pour les mesures, nous nous contenterons des 19 cellules centrales, afin de ne pas être influencées par les effets de bord.

Comme mentionné précédemment, nous nous focalisons sur une ressource donnée, sur laquelle chaque station de base est en communication avec un utilisateur. Nous considérons un

Paramètre	Valeur
Nombre d'antennes N_t	4
Température initiale T_0	0,01
Distance inter-site	1000 mètres
Densité de puissance du bruit	-174 dBm/Hz
Figure de bruit	9 dB
Bande passante système B	1 MHz
Pertes de propagation (dB) [71], d en mètres	$15,3 + 37,6 \log_{10}(d)$
Effet de masque (variance)	8 dB
Limite de voisinage θ	$\sigma_z^2 - 3\text{dB}$
Dictionnaire de précodage	[136], 16 vecteurs
Liste des puissances ($P_{\min}, P_{\max}, \text{step}$)	(-19dBm, 43dBm, 2dB)

TABLE 6.2 – Paramètres de simulation

scénario sans mobilité, avec des canaux constants, dans le but de pouvoir étudier la dynamique de convergence du système. Chaque canal est tiré aléatoirement en suivant un évanouissement de Rayleigh.

Les stations de base possèdent chacune $N_t = 4$ antennes suffisamment séparées pour avoir des canaux indépendants pour le précodage. Le dictionnaire des vecteurs de précodage utilisé comporte 16 vecteurs différents.

Nous utilisons une température logarithmiquement décroissante avec le temps : $T(n) = T_0 / \log(1 + n)$. Plus de détails sur les paramètres utilisés sont regroupés dans le tableau 6.2.

Méthodes de comparaison

Nous confrontons l'échantillonneur de Gibbs à 3 autres méthodes distribuées.

Premièrement, nous allons comparer à une optimisation dite "déterministe", utilisant également l'énergie locale \mathcal{E}_i comme utilité à minimiser. Cette méthode déterministe choisit, à chaque mise à jour de l'état d'un nœud i , l'état $s \in \mathcal{S}_i$ qui minimise l'énergie locale, sans composante aléatoire : $s_i = \arg \min_{s \in \mathcal{S}_i} \mathcal{E}_i(s)$. Ainsi, c'est une sorte de simplification de l'échantillonneur de Gibbs, où $T = 0, \forall n$. Dans un problème global non-convexe, il est cependant possible de converger vers un minimum local, qui est sous-optimal.

Deuxièmement, nous choisissons une approche "égoïste", où chaque nœud i minimisera $\frac{1}{\gamma_i}$. Pour ce faire, chaque station choisit donc d'utiliser le maximum de puissance et un précodage $\mathbf{w}_{b_i,i} = \mathbf{h}_{b_i,i}$. Notons que nous permettons l'utilisation d'un vecteur de précodage n'appartenant pas à la liste de vecteurs prévus pour l'échantillonneur de Gibbs. Ce genre d'allocation est typiquement utilisé dans les réseaux type WiFi ou même LTE, et cherchent uniquement à maximiser la capacité individuelle des utilisateurs. Cette méthode correspond à un système négligeant ou n'ayant pas de connaissance des interférences générées sur son voisinage et qui n'applique donc pas de contrôle de puissance (absence de coopération entre les BS). Cette méthode ne cherchant qu'à maximiser le niveau de signal de chaque utilisateur, la puissance de transmission et le précodage seront alors fixes dans le temps.

Troisièmement, nous comparons notre approche avec un système qui n'a pas de connaissance des interférences générées sur son voisinage, ni des valeurs de canal exactes vers son mobile.

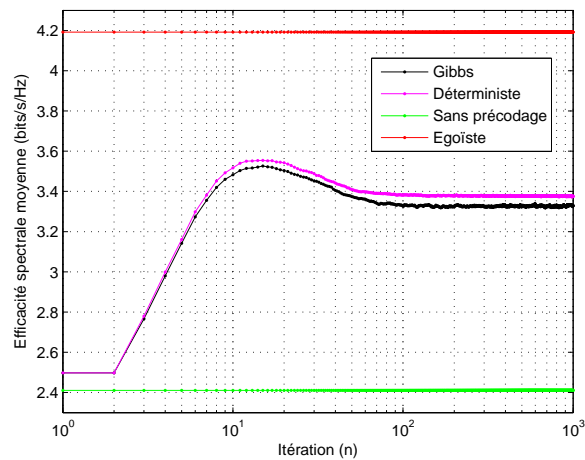


FIGURE 6.1 – Efficacité spectrale moyenne (bits/s/Hz).

Afin d’exploiter la diversité, aucun précodage particulier n’est alors utilisé, et la puissance est répartie sur l’ensemble des antennes $\mathbf{w}_{b_i,i} = [1 \ 1 \ 1]/2$. Ceci correspond aux performances de bases. Cette allocation est fixe dans le temps.

Performances

Les figures 6.1, 6.2 et 6.3 illustrent les résultats des trois métriques proposées, au cours du temps. La simulation est limitée à 1000 itérations. Les résultats présentés sont moyennés sur 500 simulations indépendantes (position des mobiles, gains de canal). Pour l’échantillonneur de Gibbs ainsi que la méthode déterministe, l’état initial du système correspond à utiliser la puissance maximale autorisée et un vecteur précodage choisi aléatoirement parmi la liste W_{liste} .

Sur ces trois figures, nous pouvons aisément observer le processus itératif de l’échantillonneur de Gibbs et de la méthode “déterministe”. Dans ces simulations, le temps de convergence est estimé à une centaine d’itérations. En fonction de la fréquence de mise à jour des états du système, ce temps de convergence peut sembler relativement long. Dans cette étude, les canaux sont considérés statiques, mais dans un scénario dynamique, cela peut devenir un élément critique. Une discussion à ce propos est proposée dans la section 6.5. Il est à noter que le minimum global est théoriquement à l’infini [134]. Il est donc possible que les résultats présentés puissent évoluer à un temps n très élevé, cependant, dans des simulations faites jusqu’à $n = 10^4$, les résultats restent toujours constants.

En ce qui concerne l’efficacité spectrale moyenne du réseau, (voir Fig. 6.1), la méthode “égoïste” affiche les meilleures performances évaluées ici, avec 4,2 bits/s/Hz de moyenne, contre 2,4 bit/s/Hz pour la méthode sans précodage. Ces deux allocations statiques nous permettent d’évaluer le gain en efficacité spectrale (75%) apporté par l’utilisation d’un précodage adapté au canal comparé à l’absence de précodage, puisque ces deux techniques transmettent à la même puissance. Bien que la technique sans précodage bénéficie d’une diversité spatiale, la sommation cohérente des signaux apporte un gain de qualité de signal significatif.

L’optimisation de l’énergie globale effectuée par l’échantillonneur de Gibbs, ainsi que par la

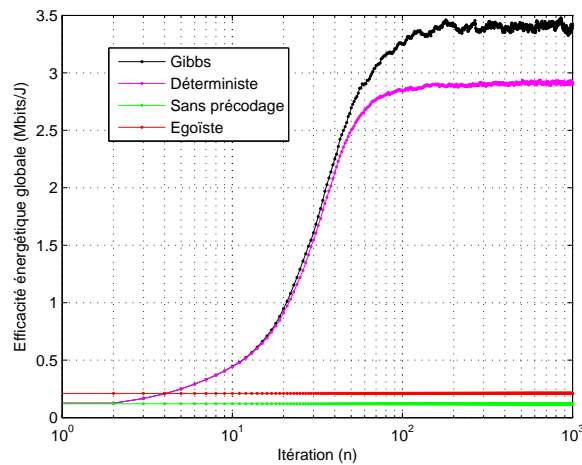


FIGURE 6.2 – Efficacité énergétique globale (Mbits/J).

méthode “déterministe” obtiennent des performances assez similaires, avec respectivement une efficacité spectrale de 3,32 bits/s/Hz et 3,38 bits/s/Hz, à la convergence. Ces performances sont inférieures à la méthode “égoïste”, parce que cette dernière utilise la puissance maximale autorisée et a la possibilité de choisir un précodage qui maximise le niveau de signal des mobiles. L’utilisation de la puissance maximale n’est pas en soi le facteur qui permet à la méthode “égoïste” d’avoir de meilleures performances. En effet, les deux méthodes itératives ont une efficacité spectrale 40% supérieure à la méthode sans précodage, qui est contrainte par les interférences co-canaux. Le faible écart entre les deux méthodes itératives, malgré la même utilité minimisée, s’explique par le fait que l’échantillonneur de Gibbs choisisse des états de façon aléatoire, et en l’occurrence des puissances plus faibles que la méthode déterministe. La capacité γ est légèrement réduite, mais nous verrons par la suite le gain en puissance que cela génère. Il est toutefois nécessaire de rappeler que la minimisation de l’énergie globale (6.5) ne vise pas directement à maximiser la capacité des utilisateurs.

Du point de vue de l’efficacité énergétique globale (voir Fig. 6.2), le constat principal est le gain apporté par la minimisation de (6.5), d’un facteur 10 à 15 comparé aux méthodes statiques qui ont une utilité ne prenant pas en compte les autres utilisateurs.

Comme indiqué précédemment, la minimisation de \mathcal{E}_i (6.18) fait un compromis entre la qualité de signal de l’utilisateur i et les interférences générées sur les utilisateurs $j \in \mathcal{V}_i$. Tous les émetteurs réduisent ainsi leurs puissances d’émission, réduisant simultanément la consommation électrique du réseau, le niveau de signal utile de l’utilisateur servi, et les interférences générées dans le réseau. Dans un tel scénario, le bruit thermique devient un élément clé, qui détermine indirectement la limite du compromis entre réduire le signal actif (et donc le SINR) des utilisateurs et réduire les interférences générées.

En comparant les deux méthodes cherchant à minimiser \mathcal{E} , l’échantillonneur de Gibbs permet d’atteindre un rendement énergétique du réseau 20% supérieur à l’optimisation déterministe. Cela s’explique, lors du choix des états pour minimiser \mathcal{E}_i , par la sélection aléatoire de puissances de transmission inférieure à la solution localement optimale, permettant ainsi à l’ensemble du

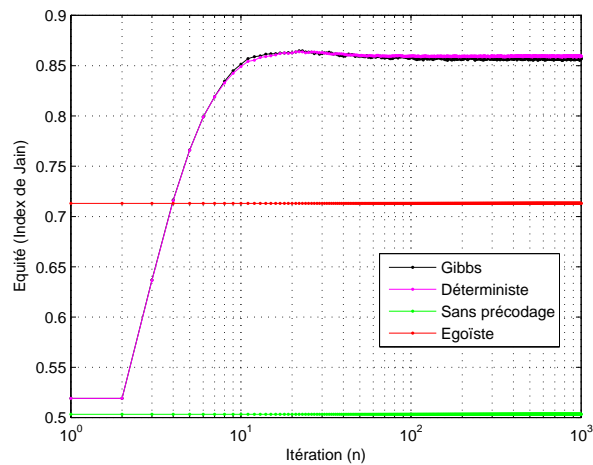


FIGURE 6.3 – Équité (index de Jain).

voisinage d'améliorer leurs niveau de SINR plus que ce que l'optimisation déterministe n'aurait permit. Comme montré précédemment, ce gain en rendement n'est pas du à un gain de l'efficacité spectrale, et est donc du à une réduction des puissances de transmission utilisées.

La troisième métrique étudiée ici, l'équité, est représentée sur la Fig. 6.3. Contrairement à l'équité utilisée dans la première partie de cette thèse, nous mesurons ici l'équité entre les utilisateurs de cellules différentes, sur la même ressource partagée. Cela permet d'évaluer si certaines communications monopolisent le canal ou non.

Il est intéressant de noter l'équité que proposent les méthodes statiques utilisées ici. Ces deux méthodes ne visent pas particulièrement à favoriser une quelconque équité, et peuvent donc servir d'élément de comparaison. La méthode sans précodage permet d'évaluer l'équité intrinsèque du réseau cellulaire, en fonction de la position des utilisateurs et de leurs conditions de propagation. L'utilisation d'un précodage adapté au canal permet d'améliorer l'équité du réseau, grâce à l'amélioration des utilisateurs de faible efficacité spectrale. Ainsi, la distribution des efficacités spectrales dans le réseau se *recentre* et l'équité entre les utilisateurs est améliorée.

Minimiser l'énergie globale (6.5), comme mentionné précédemment, revient à effectuer une forme d'équité entre les utilisateurs, basée sur les SINR. Il est donc logique que ces méthodes permettent un net gain d'équité en termes d'efficacité spectrale. Le compromis entre la maximisation du SINR et la minimisation des interférences effectuée, via la minimisation de \mathcal{E}_i (6.18), permet au système de balancer l'intérêt d'un utilisateur avec l'intérêt de son voisinage.

6.4.5 Régulation de la puissance

La minimisation de (6.5) permet de réduire la consommation de puissance dans le système, comparé à une allocation classique. Malgré tout, cela ne permet pas une régulation précise de

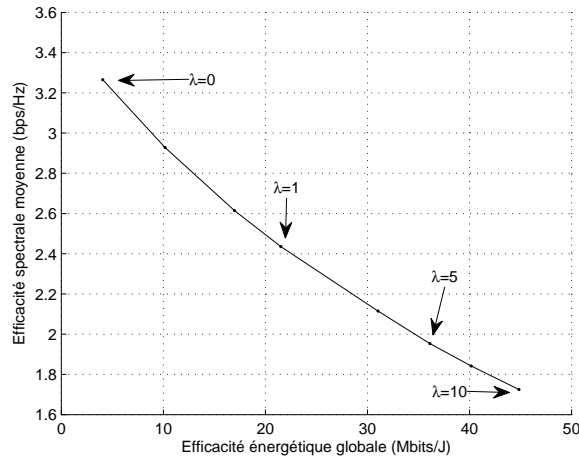


FIGURE 6.4 – Compromis entre l'efficacité spectrale moyenne (bits/s/Hz) et l'efficacité énergétique globale (Mbits/J).

cette consommation électrique. C'est pourquoi nous généralisons l'énergie globale en introduisant une pénalité sur la puissance dans la fonction de coût.

$$\mathcal{E}^p(S) = \sum_{i \in \mathcal{U}} \frac{1}{\gamma_i(S)} + \lambda P_i. \quad (6.22)$$

où λ est le paramètre de pénalité. Notons que ce paramètre pourrait être différent pour chaque nœud i , mais nous utiliserons ici un même paramètre par simplification.

En procédant à la même décomposition en somme de potentiels de l'énergie (6.22) que pour (6.5), nous obtenons également une optimisation qui se résout par l'échantillonneur de Gibbs distribué. L'énergie locale, dans ce cas, s'écrit :

$$\mathcal{E}_i(S) = \frac{\sigma_z^2 + \sum_{j \neq i} P_j |\mathbf{h}_{b_j, i}^T \mathbf{w}_j|^2}{P_i |\mathbf{h}_{b_i, i}^T \mathbf{w}_i|^2} + \sum_{j \neq i} \frac{P_i |\mathbf{h}_{b_i, j}^T \mathbf{w}_i|^2}{P_j |\mathbf{h}_{b_j, j}^T \mathbf{w}_j|^2} + \lambda P_i \quad (6.23)$$

Le paramètre λ permet de réguler la contribution de la consommation électrique dans la fonction de coût globale (6.22). Lorsque $\lambda = 0$ le système se conduit comme précédemment. La figure 6.4 évalue, dans les mêmes conditions de simulation que précédemment, les compromis entre l'efficacité spectrale moyenne et l'efficacité énergétique du réseau atteignables par la paramétrisation de λ . En passant λ de 0 à 10, la capacité du réseau est réduite de 48% , tandis que l'efficacité énergétique est multipliée par 11 (soit une réduction de la consommation électrique d'environ un facteur 20). Lorsque λ est élevé, l'utilisation d'une faible puissance de transmission est favorisée. Cependant, si l'ensemble des émetteurs réduisent de la même façon leurs puissances d'émission, le SIR restera inchangé. Le compromis entre la réduction de la puissance et la maximisation du SINR va donc en particulier se baser sur le niveau de bruit. De plus, l'efficacité spectrale augmentant de façon logarithmique avec le SINR, le rapport efficacité spectrale divisée par puissance d'émission d'une communication est strictement décroissant lorsque la puissance diminue.

Ceci montre bien l'importance de la paramétrisation du système et qu'un compromis entre capacité et efficacité énergétique doit être fait. En fonction de la politique des constructeurs et des opérateurs, ce type de formulation permet de régler leurs réseaux selon les critères de performance préférés.

6.5 Analyse et perspectives

Dans cette section, nous allons étudier certaines limites de l'échantillonneur de Gibbs basé sur l'énergie globale (6.5), pour son application dans les réseaux 4G. Nous présentons ici plusieurs formulations des problèmes d'optimisation pouvant être traités par l'échantillonneur de Gibbs, notamment la sélection de multiples stations de base pour CoMP ainsi que l'utilisation de plusieurs ressources parallèles par un même utilisateur. Par manque de temps, ces formulations ou limites n'ont pas pu être évaluées par simulation ou explorées pleinement.

6.5.1 Coordination de stations de base

Les standards 4G permettent d'associer un mobile à plusieurs stations de base, afin de faire du traitement de signal distribué. Comme mentionné dans la première partie de ce manuscrit, plusieurs techniques existent et proviennent des technologies MIMO. Parmi celles-ci, nous retenons :

- Le CoMP en boucle ouverte, exploitant la macro-diversité, en SISO,
- Le CoMP en boucle ouverte, exploitant la macro-diversité, avec précodage MISO,
- Le CoMP en boucle fermée, avec un précodage coopératif.

L'optimisation peut désormais se faire également sur la sélection de l'ensemble des stations de base \mathcal{B}_i qui organiseront un traitement conjoint pour servir un mobile i . En plus de cela, nous pouvons également, comme précédemment, inclure dans l'optimisation la sélection de la puissance et du précodage, par exemple.

Le nombre de combinaisons possibles pour l'attachement multiple d'un mobile à plusieurs stations de base étant combinatoire, il est nécessaire de se limiter à un nombre restreint de possibilités. Nous proposons de limiter le nombre de stations coopérantes maximal à 4, et limiter la recherche aux stations les plus proches.

Coordination en boucle ouverte : macro-diversité

Considérons le cas d'une coopération simple, où l'on applique un code spatio-temporel type Alamouti, pour bénéficier de la macro-diversité due à l'espacement des émetteurs. Le symbole est donc codé sur l'ensemble de coopération, de la même façon que dans l'équation (3.20). Le SINR obtenu est :

$$\gamma_i^{STC} = \frac{\sum_{b \in \mathcal{B}_i} P_{b,i} |h_{b,i}|^2}{\sum_{j \neq i} \sum_{b \in \mathcal{B}_j} P_{b,j} |h_{b,i}|^2 + \sigma_z^2} \quad (6.24)$$

L'énergie globale de ce système \mathcal{E}^{STC} peut donc se formuler ainsi :

$$\mathcal{E}^{STC} = \sum_{i \in \mathcal{U}} \frac{1}{\gamma_i} = \sum_{i \in \mathcal{U}} \frac{\sum_{b \in \mathcal{B}_j, j \neq i} P_{b,j} |h_{b,i}|^2 + \sigma_z^2}{\sum_{b \in \mathcal{B}_i} P_{b,i} |h_{b,i}|^2} \quad (6.25)$$

En utilisant la même méthode que pour obtenir (6.18), \mathcal{E}^{STC} permet de se décomposer en la somme de potentiels, et ainsi définir l'énergie locale \mathcal{E}_i^{STC} :

$$\mathcal{E}_i^{STC} = \frac{\sum_{b \in \mathcal{B}_j, j \neq i} P_{b,j} |h_{b,i}|^2 + \sigma_z^2}{\sum_{b \in \mathcal{B}_i} P_{b,i} |h_{b,i}|^2} + \sum_{j \neq i} \frac{\sum_{b \in \mathcal{B}_i} P_{b,i} |h_{b,j}|^2}{\sum_{b \in \mathcal{B}_j} P_{b,j} |h_{b,j}|^2} \quad (6.26)$$

Dans une telle formulation, les variables d'optimisation sont les puissances allouées, ainsi que les ensembles de stations coopérantes \mathcal{B}_i pour servir i .

Si l'on considère toutefois l'utilisation de plusieurs antennes aux BS, il est également possible d'inclure le précodage comme variable d'optimisation. Ainsi, et d'une manière similaire à la section 6.4, nous obtenons un énergie locale \mathcal{E}_i^{BF-STC} telle que :

$$\mathcal{E}_i^{BF-STC} = \frac{\sum_{b \in \mathcal{B}_j, j \neq i} P_{b,j} |\mathbf{h}_{b,i}^T \mathbf{w}_{b,j}|^2 + \sigma_z^2}{\sum_{b \in \mathcal{B}_i} P_{b,i} |\mathbf{h}_{b,i}^T \mathbf{w}_{b,i}|^2} + \sum_{j \neq i} \frac{\sum_{b \in \mathcal{B}_i} P_{b,i} |\mathbf{h}_{b,i}^T \mathbf{w}_{b,i}|^2}{\sum_{b \in \mathcal{B}_j} P_{b,j} |\mathbf{h}_{b,j}^T \mathbf{w}_{b,j}|^2} \quad (6.27)$$

Les formulations de l'énergie globale et locale présentées ici sont proches de celles utilisées dans la section précédente. L'utilisation d'un algorithme de type échantillonneur de Gibbs est donc parfaitement possible.

Limites de la coopération en boucle ouverte

Comme étudié dans la précédente partie, l'association de mobile à plusieurs stations de base est plus intéressante lorsque l'équité demandée par le système est forte. Ici, l'optimisation vise à minimiser la somme des inverses des SINR. Pour le cas d'une antenne par BS, notons $A_{b,i} = \frac{|h_{b,i}|^2}{\sigma_z^2 + \sum_{j \neq i, b \in \mathcal{B}_j} \sum_{b \in \mathcal{B}_j} P_{b,j} |h_{b,i}|^2}$, et $B_{b,i} = \sum_{j \neq i} \frac{|h_{b,j}|^2}{\sum_{b \in \mathcal{B}_j} P_{b,j} |h_{b,j}|^2}$.

Proposition 1 *Sans limite sur la puissance maximale utilisable, la minimisation de l'énergie locale (6.26) a pour solution l'utilisation d'une unique station de base b^* tel que $b^* = \arg \min_b \frac{B_{b,i}}{A_{b,i}}$ avec une puissance d'émission de $P_{b^*,i} = \sqrt{\frac{B_{b^*,i}}{A_{b^*,i}}}$.*

Voir la preuve dans l'annexe A.3.

Dans le cas d'une puissance maximale par station de base limitée, l'utilisation d'un ensemble de coopération \mathcal{B}_i dont $|\mathcal{B}_i| > 1$ peut minimiser l'énergie locale si $P_{b^*,i} > P_{b^*}^{max}$. Cette répartition est alors similaire à un water-filling. Pour le cas de l'utilisation de multiples antennes à la BS, un raisonnement similaire peut être tenu.

Il est toutefois important de noter que l'échantillonneur de Gibbs n'a pas pour objectif de minimiser localement \mathcal{E}_i de façon déterministe. La sélection des paramètres se faisant de façon

aléatoire, l'utilisation de multiples BS permet un degré de liberté supplémentaire dans l'optimisation générale. Cependant, cette minimisation a tendance à indiquer que la coopération de stations de base par la seule macro-diversité ne permettra pas d'obtenir des gains en performances très significatifs en utilisant (6.5) comme utilité.

Coordination en boucle fermée : traitement conjoint

Supposons maintenant que les stations de base peuvent mettre en commun l'ensemble de leurs antennes afin de créer un précodage commun. Cela permet de maximiser le gain de macro-diversité, tout en étant capable de limiter les interférences générées.

Le signal obtenu par un précodage globale d'un symbole devient

$$y_i = \mathbf{h}_{\mathcal{B}_i,i}^T \mathbf{P}_{\mathcal{B}_i,i}^{\frac{1}{2}} \mathbf{w}_{\mathcal{B}_i,i} x_i + \sum_{\mathcal{B}_j, j \neq i} \mathbf{h}_{\mathcal{B}_j,i}^T \mathbf{P}_{\mathcal{B}_j,j}^{\frac{1}{2}} \mathbf{w}_{\mathcal{B}_j,j} x_j + z_i \quad (6.28)$$

où $\mathbf{w}_{\mathcal{B}_i,i}$ est le vecteur de précodage sur l'ensemble des antennes émettrices de \mathcal{B}_i , $\mathbf{P}_{\mathcal{B}_i,i}$ est une matrice diagonale regroupant l'ensemble des puissances de transmission de chaque station de base de \mathcal{B}_i , $\mathbf{h}_{\mathcal{B}_i,i}$ est le vecteur des canaux entre l'ensemble des antennes émettrices de \mathcal{B}_i et i .

Le SINR résultant est :

$$\gamma_i = \frac{|\mathbf{h}_{\mathcal{B}_i,i}^T \mathbf{P}_{\mathcal{B}_i,i}^{\frac{1}{2}} \mathbf{w}_{\mathcal{B}_i,i}|^2}{\sum_{\mathcal{B}_j, j \neq i} |\mathbf{h}_{\mathcal{B}_j,i}^T \mathbf{P}_{\mathcal{B}_j,j}^{\frac{1}{2}} \mathbf{w}_{\mathcal{B}_j,j}|^2 + \sigma_z^2} \quad (6.29)$$

Ce qui nous conduit à une énergie globale \mathcal{E}^{CBF} de la forme :

$$\mathcal{E}^{CBF} = \sum_{i \in \mathcal{U}} \frac{\sum_{\mathcal{B}_j, j \neq i} |\mathbf{h}_{\mathcal{B}_j,i}^T \mathbf{P}_{\mathcal{B}_j,j}^{\frac{1}{2}} \mathbf{w}_{\mathcal{B}_j,j}|^2 + \sigma_z^2}{|\mathbf{h}_{\mathcal{B}_i,i}^T \mathbf{P}_{\mathcal{B}_i,i}^{\frac{1}{2}} \mathbf{w}_{\mathcal{B}_i,i}|^2} \quad (6.30)$$

L'utilisation d'antennes distribuées sur plusieurs stations de base permet également de décomposer l'énergie globale en énergie locale \mathcal{E}_i^{CBF} :

$$\mathcal{E}_i^{CBF} = \frac{\sum_{\mathcal{B}_j, j \neq i} |\mathbf{h}_{\mathcal{B}_j,i}^T \mathbf{P}_{\mathcal{B}_j,j}^{\frac{1}{2}} \mathbf{w}_{\mathcal{B}_j,j}|^2 + \sigma_z^2}{|\mathbf{h}_{\mathcal{B}_i,i}^T \mathbf{P}_{\mathcal{B}_i,i}^{\frac{1}{2}} \mathbf{w}_{\mathcal{B}_i,i}|^2} + \sum_{j \neq i} \frac{|\mathbf{h}_{\mathcal{B}_i,j}^T \mathbf{P}_{\mathcal{B}_i,i}^{\frac{1}{2}} \mathbf{w}_{\mathcal{B}_i,i}|^2}{|\mathbf{h}_{\mathcal{B}_j,j}^T \mathbf{P}_{\mathcal{B}_j,j}^{\frac{1}{2}} \mathbf{w}_{\mathcal{B}_j,j}|^2} \quad (6.31)$$

L'avantage de la coordination en boucle fermée est de pouvoir synchroniser précisément les émetteurs, afin d'utiliser la formation de voie distribuée. Ainsi, à la différence du modèle en boucle ouverte, l'utilisation de plusieurs station de bases plutôt qu'une permet d'augmenter le nombre d'antennes et donc les degrés de liberté disponibles. Cela permet notamment de focaliser un mobile i plus précisément, ou d'annuler les interférences générées sur les mobiles dans le voisinage de i . L'utilisation de CoMP en formation de voie coordonnée complexifie cependant le choix des vecteurs de précodage et la répartition des puissances sur les antennes en coopération. Le nombre de combinaison pour ces paramètres augmente de façon exponentielle avec le nombre d'antennes, le nombre de stations coopérantes, etc.

6.5.2 Utilisation de multiples ressources

La formulation telle que proposée dans l'équation (6.5) ne permet pas de rendre compatible avec l'échantillonneur de Gibbs l'ensemble des paramétrisations possible. Le problème est que cette optimisation se focalise sur le SINR. Dans un système plus complexe, utilisant des techniques de transmission plus évoluées, du MIMO ou même simplement plusieurs ressources vers un mobile, un SINR ne permet pas de caractériser les performances d'une telle liaison.

Problèmes de la formulation multi-canal

Considérons un mobile i recevant une communication sur un ensemble \mathcal{K}_i de ressources parallèles. La capacité de cette communication est : $C_i = \sum_{k \in \mathcal{K}_i} \log_2(1 + \gamma_{i,k})$, où $\gamma_{i,k}$ est le SINR de l'utilisateur i sur la ressource k .

Pour que l'échantillonneur de Gibbs puisse fonctionner de manière distribuée, l'énergie globale doit pouvoir se décomposer en une somme de potentiels. L'utilité choisie jusqu'ici (6.5) permet une décomposition mathématique compatible avec l'écriture sous forme de potentiels. La métrique principale d'un système de communication étant la capacité, utiliser le SINR $\gamma_i \approx 2^{C_i}$ pour une communication mono-ressource à haut SINR, est une transformation qui simplifie le problème mathématique par un changement bijectif de variable. Pour une communication sur plusieurs canaux simultanée, cette approximation devient $2^{C_i} \approx \prod_k \gamma_{i,k}$. Cependant cette formulation ne permet pas une décomposition sous forme d'une somme de potentiels.

Pour l'utilisation de plusieurs ressources parallèles, une formulation possible de l'énergie globale, compatible avec la décomposition sous forme de potentiels est donnée par :

$$\mathcal{E}^K = \sum_{i \in \mathcal{U}} \sum_{k \in \mathcal{K}_i} \frac{1}{\gamma_{i,k}} \quad (6.32)$$

où $\gamma_{i,k}$ est le SINR de la ressource k au mobile i et \mathcal{K}_i est l'ensemble des ressources utilisées par i . L'énergie locale associée à cette formulation est :

$$\mathcal{E}_i^K = \sum_{k \in \mathcal{K}_i} \left(\frac{P_{b,j,k} |h_{b,i,k}|^2 + \sigma_z^2}{P_{b,i,k} |h_{b,i,k}|^2} + \sum_{j \neq i} \frac{P_{b,i,k} |h_{b,j,k}|^2}{P_{b,j,k} |h_{b,j,k}|^2} \right) \quad (6.33)$$

Malheureusement, cette formulation s'éloigne du sens physique initial et n'est pas directement lié à la capacité totale de la communication. De plus, la minimisation de \mathcal{E}_i^K tendra à n'utiliser qu'une seule ressource, si le choix de l'ensemble \mathcal{K}_i de ressources est une variable de l'optimisation : il est aisé de constater que pour tout ensemble de ressources \mathcal{K}_i de taille supérieur à 1, sélectionner une seule ressource k^* de cet ensemble réduira l'énergie locale, car cela réduit le nombre de termes dans la somme, sans altérer la contribution apportée par la ressource k^* (les ressources sont indépendantes). Tout comme la coordination de stations de base, cette formulation permet toutefois d'augmenter le nombre de degrés de liberté dans l'allocation globale, et une optimisation stochastique ne se limite pas à une optimisation *déterministes* des problèmes locaux. Si \mathcal{K}_i n'est pas une variable de l'optimisation (par exemple si il est défini au préalable par l'ordonnanceur), alors cette formulation permettra une optimisation sur l'ensemble de ces ressources.

6.5.3 Environnement dynamique

L'échantillonneur de Gibbs est une optimisation stochastique, fonctionnant dans un environnement statique. La mobilité des utilisateurs ou la variation des canaux changent la solution de l'optimisation globale. L'utilisation de techniques MISO ou MIMO nécessitant la connaissance de canal est particulièrement affectés par ces variations, puisque la précision de ces informations influe sur le choix et les performances des vecteurs de précodage. Dans le cas d'un algorithme itératif pose le compromis suivant : d'un part, si les nœuds ne mettent pas tous à jour le niveau de puissance ou le vecteur de précodage à chaque instant, la cohérence temporelle du canal aura un impact important sur la performance des mobiles qui ne se mettent pas à jour, d'autre part, si tous les nœuds se mettent à jour simultanément pour suivre l'évolution du canal, alors l'optimisation distribuée aura du mal à converger vers un état stable ou optimal.

Le choix de la température T est également important. Dans un scénario dynamique, l'algorithme du recuit simulé n'est pas envisageable en l'état, car le système doit pouvoir continuer de s'adapter au cours du temps. Comme on l'a vu dans la section 6.4, le temps de convergence est de l'ordre d'une centaine d'itérations (depuis un état aléatoire). Si l'on considère une itération toutes les 10ms, cela représente un total d'1 seconde. Pour un utilisateur mobile, le canal instantané est alors complètement décorrélé. Une température trop basse permet d'assurer une certaine qualité *locale* de la solution, mais perd le degré de liberté de l'optimisation stochastique, tandis qu'une température trop élevée permet une meilleure recherche globale d'une *bonne* solution, mais ne permet pas d'affiner la solution pour être optimal. Dans l'absolu, le système ne peut pas converger vers un optimum global, il faut alors *naviguer* entre les *bonnes* solutions.

6.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons utilisé l'échantillonneur de Gibbs pour optimiser les paramètres de transmissions sans-fil. Les optimisations décentralisées sont des algorithmes très recherchés qui permettent d'éviter la complexité trop élevée d'une optimisation globale, ainsi que de réduire les besoins en communication entre les stations de base.

L'échantillonneur de Gibbs est donc une technique prometteuse pour optimiser les paramètres de communications dans des systèmes distribués : cela permet la résolution d'un problème d'optimisation non-convexe, de façon distribuée. Ce type d'algorithme se place donc parfaitement dans la thématique des réseaux auto-organisés. Nous avons adapté dans ce chapitre l'échantillonneur de Gibbs à l'optimisation des paramètres de transmissions tels que la puissance et le vecteur de précodage. Nous avons également étendu ce modèle afin de permettre une paramétrisation du compromis entre l'efficacité spectrale et l'efficacité énergétique.

Afin que l'échantillonneur de Gibbs puisse fonctionner de façon distribuée, il est nécessaire que l'énergie globale du système puisse se décomposer en une somme de potentiels particuliers. De ce fait, la fonction de coût à minimiser ne peut pas être quelconque et impose quelques compromis sur le sens physique de celle-ci. Ainsi certaines optimisations, telles que l'utilisation de multiples ressources parallèles ou l'utilisation de CoMP ne peut se faire efficacement avec la formulation de l'énergie globale présentée ici.

L'échantillonneur de Gibbs présente également un second inconvénient important : le temps de convergence. Cet algorithme est une optimisation stochastique prévue pour fonctionner sur des paramètres statiques. En considérant un système dynamique, dans lequel les conditions de canal varient dans le temps pour chaque lien, le temps de convergence devient un paramètre critique à prendre en compte pour une implémentation réelle. Dans le chapitre suivant, nous proposerons une allocation de ressource distribuée particulièrement adaptée au contexte dynamique.

Enfin, bien que les décisions soient locales, celles-ci requièrent des informations provenant des autres cellules. Comme décrit précédemment, le volume des échanges nécessaires n'est pas une contrainte forte, mais l'aspect temps-réel de ces informations peut se révéler un problème plus important. En effet, il est nécessaire que les stations de base disposent d'informations à jours à chaque mise à jour des ordonnanceurs. Des études approfondies sur la faisabilité de l'implémentation de l'échantillonneur de Gibbs sont prévues afin de tester cet algorithme dans des conditions plus réalistes.

7

Méthode basée sur la poursuite de cibles

7.1 Introduction

7.1.1 Motivations et objectifs

L'objectif de ce chapitre est de proposer et d'étudier un système distribué de contrôle de puissance multi-ressources dans un contexte dynamique. Notre approche se place dans l'optique de minimiser la puissance sous contrainte de capacité (*Margin Adaptive*), sur le lien descendant. Le système proposé opère au niveau de la station de base en considérant la puissance émettrice sur chaque ressource comme l'élément principal du problème.

Dans le chapitre 6, nous avons présenté un algorithme distribué qui utilise l'échantillonneur de Gibbs. Comparé à cet algorithme, nous différencions cette nouvelle approche par :

- l'absence de communication entre les stations de base,
- l'objectif d'atteindre une capacité ciblée, en minimisant la puissance de transmission,
- l'utilisation de multiples ressources,
- une optimisation spécifiquement adaptée au contexte dynamique.

Le problème de minimisation de puissance sous contrainte de capacité, pour une station de

base donnée, s'écrit généralement :

$$\min_P \sum_k P_k(n) \quad (7.1)$$

s.t.

$$\sum_k w_{i,k} \log_2(1 + \gamma_{i,k}(n)) \geq C_i(n), \forall i \quad (7.2)$$

$$\sum_k P_k(n) \leq P_{\max} \quad (7.3)$$

$$P_k(n) \geq 0, \forall k \quad (7.4)$$

$$\sum_i w_{i,k} \in \{0, 1\}, w_{i,k} \in \{0, 1\}, \forall k \quad (7.5)$$

où P_{\max} est la puissance d'émission maximale par cellule, $w_{i,k}$ est une variable binaire qui indique si la ressource k est allouée à l'utilisateur i , C_i est la demande en capacité de i , $P_k(n)$ est la puissance allouée sur la ressource k et $\gamma_{i,k}(n)$ est le SINR de l'utilisateur i , tous deux au temps n et sur la ressource k .

Afin de limiter la consommation d'énergie des systèmes, il est nécessaire d'adapter la puissance d'émission des cellules aux besoins des utilisateurs. Comme évoqué dans la section 5.3, le cas particulier du partage des ressources et de la puissance pour un seul utilisateur par station de base permet de résoudre ce problème par simple water-filling. La résolution optimale de ce problème repose néanmoins sur la bonne connaissance du système (coefficients des canaux, interférences).

L'optimisation distribuée de l'allocation de ressources et de puissance, dans un scénario dynamique (i.e. avec des canaux qui varient dans le temps) pose deux problèmes :

Premièrement, la variation des canaux dans le temps rend nécessaire que les algorithmes utilisés pour résoudre le problème *convergent* rapidement. La convergence, dans ce cas, est un concept abstrait puisque la solution optimale du problème varie constamment. L'allocation de ressources et de puissance change en fonction de l'état du canal. Il est donc nécessaire de pouvoir trouver la solution optimale rapidement, ce qui est difficile en particulier dans un contexte distribué, soit de pouvoir *naviguer* entre des *bonnes* solutions, afin d'adapter les puissances au fur et à mesure.

Deuxièmement, dans un réseau cellulaire, chaque décision locale a un impact sur son voisinage. La variation du niveau de puissance de transmission pose le problème de la gestion des interférences. En l'absence de communication entre les BS, les ordonnanceurs n'ont normalement pas la possibilité d'anticiper le niveau de puissance que les BS voisines vont utiliser et ainsi, ne peuvent prédire correctement les interférences. Comme indiqué dans la section 5.2.3, certains travaux de la littérature ont étudié l'application de techniques tirées de monde de l'automatique pour contrôler le niveau des interférences, bien que la plupart se limitent à l'utilisation d'une unique ressource.

Ces deux effets combinés rendent une allocation distribuée de ressources et de puissance généralement instable, pouvant provoquer des oscillations de puissance et l'utilisation d'allocations non optimales. Pour éviter cela, l'objectif de ce chapitre est de proposer un modèle qui a pour objectif d'offrir une connaissance *a priori* des variations des interférences mesurées par

les mobiles. Nous utiliserons les méthodes de théorie du contrôle qui permettent la stabilisation d'un système, via une poursuite de cible à horizon fini, et l'utilisation d'un contrôle prédictif basé sur un modèle (*Model Predictive Control*, MPC) [137, 138] sur la puissance de transmission des ressources. Contrairement à la théorie des jeux non-coopératifs, qui cherche à atteindre l'équilibre de Nash dans un contexte de canaux statiques, nous nous focalisons sur une allocation de trajectoire des puissances, ciblant une allocation optimale. Cette poursuite de cible nous permet de nous adapter plus facilement dans le contexte des canaux dynamique et d'appliquer un contrôle sur la puissance d'émission (et donc sur la variation des interférences).

7.1.2 Contribution

La nouveauté de l'étude décrite dans ce chapitre est de considérer les puissances comme des objets-cibles, et d'y appliquer un contrôle prédictif basé sur un modèle à horizon pour créer des trajectoires. Un environnement complet et modulaire y est décrit (association modèle-estimation-prédiction-décision).

Les contributions de ce chapitre peuvent se résumer par :

- la proposition et l'étude d'une méthode de contrôle de puissance distribué, basée sur une allocation multi-ressources,
- l'utilisation de techniques tirées du domaine de l'automatique, telles que la poursuite de cible et les contrôles prédictifs,
- la formalisation de modèles servant aux prédictions pour les gains de canaux et les interférences,
- l'évaluation, dans un contexte dynamique, du compromis efficacité-énergie obtenu par cette méthode.

Une première étude avec des scénarios élémentaires fait l'objet d'une publication [12], acceptée à IEEE WCNC 2012 et permet d'illustrer le mécanisme et les gains en débit et en consommation électrique de notre approche comparés à une allocation distribuée sans contrôle prédictif.

7.1.3 Résumé du chapitre

Dans le reste de ce chapitre, la section 7.2 fait un rappel des notions d'automatiques utilisées dans ce chapitre, et présente les travaux similaires présents dans la littérature. La section 7.3 décrit notre système : l'approche multi-ressources et les étapes nécessaires pour exploiter le contrôle prédictif utilisé. Dans la section 7.4, nous décrivons les modèles de prédictions utilisés dans notre étude. En particulier nous nous intéressons aux modèles de canaux et d'interférences, ainsi que les méthodes d'estimation et de prédiction utilisées. La section 7.5 développe la partie décisionnelle de notre système : l'allocation de puissance qui permet le compromis entre l'adaptabilité et la prédictibilité du système. Nous y formulerons l'optimisation de la variation de puissance. La section 7.6 illustre comment notre allocation de puissance permet d'améliorer les performances du système (capacité de coupure, consommation d'énergie) à travers quelques scénarios élémentaires, avant de conclure et de proposer les perspectives.

7.2 Application de l'automatique au contrôle de puissance

7.2.1 Principes fondamentaux de l'automatique

Systemes dynamiques lineaires

Prenons un systeme de K variables regroupees dans un vecteur \mathbf{x} evoluant dans un temps discret. On note $\mathbf{x}(n)$ l'etat du systeme au temps n .

L'evolution de ce systeme est telle que :

$$\begin{aligned} x_1(n) &= f_1(x_1(n-1), \dots, x_K(n-1), n) \\ &\vdots \\ x_K(n) &= f_K(x_1(n-1), \dots, x_K(n-1), n), \end{aligned}$$

c'est a dire que chaque nouvel etat du systeme depend des valeurs de l'etat precedent. Dans le cas d'un systeme lineaire, on peut alors ecrire la relation suivante :

$$\mathbf{x}(n) = \mathbf{F}\mathbf{x}(n-1), \quad (7.6)$$

ou \mathbf{F} est la matrice de transition du systeme, c'est a dire que chaque nouvel etat du systeme est une combinaison lineaire des valeurs de l'etat du systeme au temps precedent.

Un systeme \mathbf{x} peut egalement evoluer dans le temps avec un ordre plus grand, et dependre des valeurs de plusieurs etats precedents.

$$\mathbf{x}(n) = f(\mathbf{x}(n-1), \dots, \mathbf{x}(n-T+1)) \quad (7.7)$$

Notons $\mathbf{y}(n) = [\mathbf{x}(n), \dots, \mathbf{x}(n-T+1)]^T$ la matrice (ou vecteur) regroupant les etats du systeme sur plusieurs temps. Ici encore, nous pouvons ecrire cette formulation sous forme vectorielle :

$$\mathbf{y}(n) = \mathbf{A}\mathbf{y}(n-1) \quad (7.8)$$

Modeles de predictions

Un modele de prediction permet d'evaluer une variable d'etat x en fonction de ses valeurs precedentes, que l'on peut observer :

$$\mathbf{x}(n) = f(\mathbf{x}(n-1)) + \mathbf{a}(n), \quad (7.9)$$

ou \mathbf{x} est l'etat courant du systeme, f est une fonction qui lie les etats precedents du systeme a l'etat courant, et $\mathbf{a}(n)$ est l'innovation du systeme au temps n . L'innovation est une composante qui permet d'*ajuster* un etat du systeme vis-a-vis des etats precedents, lorsque celui ci ne suit pas parfaitement le modele prevu. Note que $\mathbf{x}(n)$ peut contenir un ensemble de valeurs, y compris la variable etudiee aux temps precedents, exemple : $\mathbf{x}(n) = [x(n), x(n-1), \dots, x(n-N)]^T$.

La prediction de la valeur d'un etat se fait simplement en considerant que cette variable

respectera le modèle, sans tenir compte de l'innovation (qui est inconnue).

$$\tilde{\mathbf{x}}(n+1) = f(\hat{\mathbf{x}}(n)), \quad (7.10)$$

ou $\tilde{\mathbf{x}}$ et $\hat{\mathbf{x}}$ dénotent respectivement la variable *a priori*, c'est à dire prédite et *a posteriori*, c'est à dire connue du système.

Estimation et prédiction de paramètres : filtre de Kalman

Le filtre de Kalman est généralement utilisé dans les estimateurs plus bas niveau en automatique et traitement du signal (estimation de signaux, synchronisation, etc.). Il permet de faire une correction des estimations en considérant intrinsèquement les erreurs de mesures et les variations du système.

Posons les équations génériques suivantes (Équations du filtre de Kalman), pour un état de système \mathbf{x}

$$\mathbf{x}(n) = \mathbf{F}\mathbf{x}(n-1) + \mathbf{v}(n) \quad (7.11)$$

$$\mathbf{z}(n) = \mathbf{x}(n) + \mathbf{w}(n) \quad (7.12)$$

où \mathbf{F} est constant et connu du système. \mathbf{v} est l'innovation du système : la contribution *imprévue* entre une valeur anticipée et sa réalisation. L'observation \mathbf{z} de la réalisation \mathbf{x} est perturbée par un bruit de mesure \mathbf{w} . Pour que le filtre de Kalman soit optimal, il faut que \mathbf{v} et \mathbf{w} soient assimilables à des processus gaussiens.

Le filtre de Kalman se décompose en deux phases. La première correspond à l'estimation *a priori* de l'état du système et des erreurs d'estimations faites. L'état est prédit en supposant que le système a évolué sans apporter d'innovation.

$$\tilde{\mathbf{x}}(n) = \mathbf{F}\hat{\mathbf{x}}(n-1) \quad (7.13)$$

$$\tilde{\mathbf{P}}(n) = \hat{\mathbf{P}}(n) + \mathbf{Q}(n) \quad (7.14)$$

La seconde phase consiste à la correction de la mesure. C'est l'estimation *a posteriori*. Le filtre de Kalman évalue l'état du système, en fonction de la mesure du système et la connaissance des variances de l'innovation et des erreurs de mesure :

$$\mathbf{K}(n) = \tilde{\mathbf{P}}(n) [\tilde{\mathbf{P}}(n) + \mathbf{R}(n)]^{-1} \quad (7.15)$$

$$\hat{\mathbf{x}}(n) = \tilde{\mathbf{x}}(n) + \mathbf{K}(n) [\mathbf{z}(n) - \tilde{\mathbf{x}}(n)] \quad (7.16)$$

$$\hat{\mathbf{P}}(n) = [1 - \mathbf{K}(n)]\tilde{\mathbf{P}}(n), \quad (7.17)$$

où, respectivement, $\tilde{\mathbf{P}}(n)$ et $\hat{\mathbf{P}}(n)$ sont les matrices de covariance de l'erreur d'estimation *a priori* et *a posteriori*, $\tilde{\mathbf{x}}(n)$ et $\hat{\mathbf{x}}(n)$ sont la valeur estimée de $x(n)$ *a priori* et *a posteriori*, $\mathbf{K}(n)$ est le gain de Kalman, $\mathbf{Q}(n)$ et $\mathbf{R}(n)$ sont les matrices de covariance des bruits du système et des bruits de mesure.

Notons également l'existence de filtres de Kalman étendus qui permettent d'utiliser des fonctions de transfert $f(\mathbf{x})$ non linéaires.

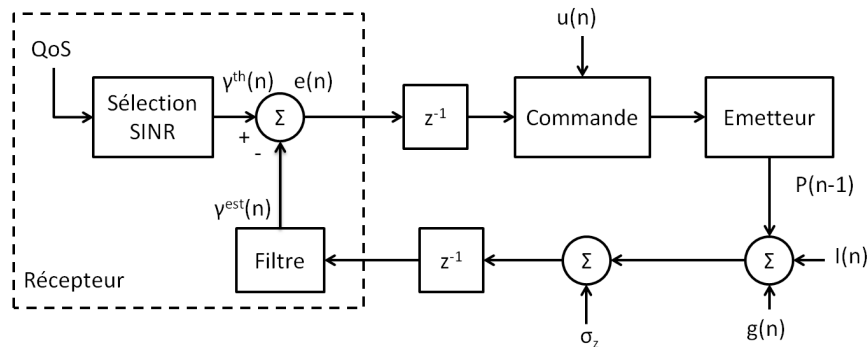


FIGURE 7.1 – Schéma-bloc local d'un contrôle de puissance linéaire.

7.2.2 Utilisation de l'automatique au contrôle de puissance

La théorie du contrôle, venant du monde de l'automatique, a principalement été utilisée pour le contrôle de puissance pour systèmes mono-ressources, type CDMA [99]. Si l'on suppose que les émetteurs ne changent pas ou peu leurs puissances d'émission sur leurs ressources, alors un filtrage (type filtre de Kalman [139]) des interférences permet de lisser les modifications aléatoires (variabilité du canal, faible changement de puissance émise) et donc de faire une prédiction fiable de l'interférence pour l'allocation suivante. Leung [100, 101] est le premier à avoir considéré les interférences comme suffisamment stables pour utiliser un filtre de Kalman afin de les prédire.

Quelques travaux tels que [102, 104, 140] utilisent également ce type de prédiction, mais pour une seule ressource. Leung a prouvé que la convergence d'un système distribué est possible dans un contexte CDMA [101], mais la volatilité des systèmes de partage de ressources modernes (type OFDMA) posent problème. Le grand nombre de ressources orthogonales (en temps et en fréquences) apporte une grande flexibilité à l'ordonnanceur pour organiser son allocation, et ce jusqu'à une fréquence de 1kHz pour la LTE.

L'utilisation de l'automatique pour le contrôle de puissance peut s'illustrer par un diagramme de blocs (simplifié) représenté dans la figure 7.1 [99]. Ce schéma représente la boucle de contrôle locale pour une paire émetteur-récepteur. Sur ce schéma, on peut distinguer que le mobile définit un SINR cible $\gamma^{th}(n)$, en fonction des besoins en qualité de service. Le mobile renvoie comme information à l'émetteur une commande $e(n)$ indiquant la différence entre le besoin en SINR et le SINR reçu, qui a été filtrée ($\hat{\gamma}(n)$). Une commande externe éventuelle $u(n)$ peut également influencer la décision ultérieure de l'émetteur pour définir la puissance utilisée $P(n)$.

7.3 Approche multi-ressources

7.3.1 Positionnement du problème

Dans les travaux présentés dans la sous-section précédente, les cibles de puissances sont basées sur le SINR d'une unique ressource utilisable par les mobiles. En fonction des modèles

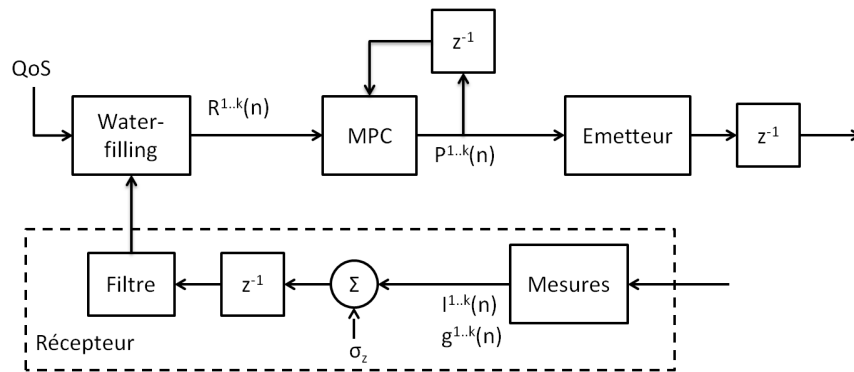


FIGURE 7.2 – Schéma-bloc local simplifié du système proposé.

utilisés par le système, l'allocation sur une unique ressource peut être un système linéaire, dont les propriétés sont bien connues [99]. Nous nous intéressons ici à un système multi-ressources, et la contrainte cible est une demande de capacité : chaque ressource peut avoir un SINR cible différent. Afin de minimiser la puissance utilisée par le système sous contrainte de capacité, nous définissons nos cibles de puissances, sur chaque ressource, grâce au water-filling (le détail de l'allocation de ressources et des puissances est donné par la suite). Cependant, le water-filling, utilisé pour la répartition des ressources et de la puissance, n'est pas linéaire, et rend donc l'ensemble du système multi-ressources non linéaire.

Le diagramme de la Figure 7.2 est une simplification du système proposé. On y voit que le water-filling traduit la contrainte de QoS (ici une capacité cible) en un vecteur de puissances cibles $\mathbf{R}(n)$ pour les ressources. Le water-filling nécessite la connaissance des conditions de canal et les interférences mesurées par le mobile. Dans cet exemple, les mesures de canal et d'interférences sont filtrées par un filtre de Kalman, afin d'affiner l'estimation faite. L'utilisation de contrôle prédictif avec horizon permet de définir plusieurs allocations de ressources et de puissances dans le futur (cela forme une trajectoire), et permet de *lisser* la trajectoire formée par le système pour approcher la trajectoire cible. Ce processus est local, et les interférences reçues résultent des puissances utilisées par les autres émetteurs dans le voisinage.

Hypothèses

Nous considérons dans cette étude un système radio-cellulaire composé de B stations de base qui partagent une même bande de fréquence. Cette réutilisation spectrale maximale est courante dans le cas du WiFi sur les bandes de fréquences ISM, mais également dans les réseaux cellulaires denses (*small cells*) où l'on veut maximiser l'utilisation du spectre au sein d'un même opérateur. Cette bande de fréquence est décomposée en K sous-canaux orthogonaux en temps et/ou en fréquence, type OFDMA. Nous faisons l'hypothèse que chaque ressource peut être émise avec une puissance qui lui est propre.

Nous travaillons en temps discret dont l'unité correspond au temps entre 2 allocations successives. Dans la norme LTE, ce temps peut être d'1ms (sous-trame) [7].

Concernant les mesures, les hypothèses suivantes sont considérées :

- les stations des bases émettent leurs identités propres via la diffusion de pilotes,
- les mobiles sont capables de mesurer les coefficients de canal de leur station de base principale et de quelques autres stations dans le voisinage,
- les mobiles sont capables de mesurer le niveau d'interférence plus bruit qu'ils reçoivent sur chaque ressource,
- chaque mobile renvoie les mesures de canal et d'interférences à leur station d'attache pour chaque ressource.

7.3.2 Description du système

Le système proposé repose sur l'exploitation de prédictions de certains paramètres précis, qui nous renseigne sur la qualité d'un lien radio. Le but d'un ordonnanceur est de déterminer les ressources à utiliser et les puissances de transmission sur celles-ci. En fonction des mesures possibles par le mobile, un système pourra déterminer une ou plusieurs variables d'état qu'il cherchera à estimer et à prédire. L'objectif principal est de connaître la qualité d'un lien radio. La capacité d'un lien dépendant directement de son SINR, les éléments nécessaires à maîtriser sont, pour chaque ressource k :

- le gain de canal entre l'émetteur et le récepteur $h_{b_i,i,k}$,
- le niveau de puissance de l'interférence et du bruit $I_{i,k}$.

Dans un scénario dynamique, le gain de canal est une variable non contrôlée par le système, mais il est possible d'exploiter sa corrélation temporelle afin de prédire un ou plusieurs état(s) dans le futur. La puissance de l'interférence dépend par contre directement des puissances d'émission des BS voisines. Elle n'est donc pas contrôlable localement par un ordonnanceur, mais est contrôlée par d'autres éléments du système. Si les ordonnanceurs allouent les puissances en se basant sur une méthode prédéfinie, il est alors possible d'anticiper les interférences que ces communications vont générer.

L'idée est donc de pouvoir utiliser des modèles mathématiques afin de décrire les variables essentielles du système, et de pouvoir en déduire une prédiction de son ou ses état(s) futur(s).

Afin d'exploiter ces modèles, nous proposons une approche basée sur 3 étapes (voir le schéma simplifié en Figure 7.3) :

- l'estimation des paramètres du système,
- la prédiction des états futurs,
- la décision : allocation de ressources et de puissance.

La modélisation du système est une brique modulaire de cet environnement, c'est à dire que différents modèles peuvent être utilisés, selon le type de paramétrisation souhaitée : complexité, réalisme, etc. Il est cependant à noter que la définition du modèle impacte directement les étapes qui suivent, puisqu'elle décrit le type de paramètres à estimer, prédire et respecter lors de l'allocation.

Nous décrivons tout d'abord ces trois phases de façon générique, avant de détailler le système que nous présentons dans la section 7.4.

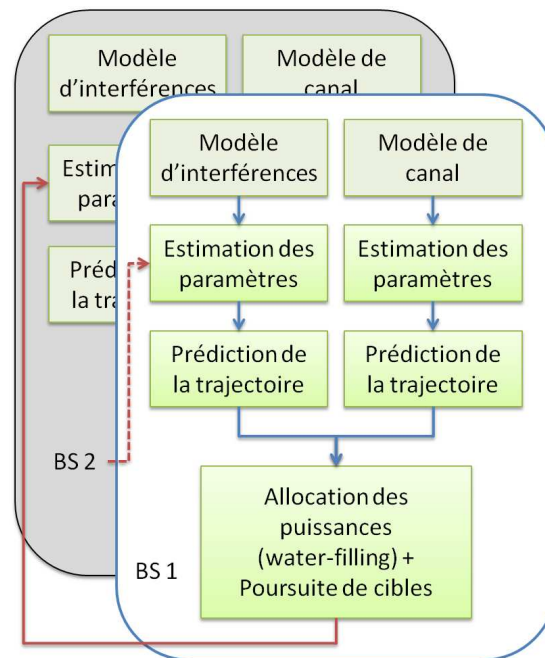


FIGURE 7.3 – Aperçu simplifié du système.

Estimation des paramètres

Elle consiste à faire les mesures nécessaires afin d'établir les paramètres des modèles sélectionnés. Dans notre cas, nous mesurons les gains des canaux et les interférences reçues par le mobile. Les paramètres des modèles sont regroupés dans un vecteur de variable \mathbf{x} et évoluent selon une fonction de transfert $f(\mathbf{x})$, comme indiqué dans (7.9).

Ces mesures et estimations peuvent être biaisées par des bruits de mesure. Ces bruits proviennent par exemple de l'échantillonnage, de défauts matériels, etc. De plus, l'innovation $\mathbf{a}(n)$ est essentielle à prendre en compte pour une bonne mise à jour des paramètres système.

Lorsqu'un modèle est linéaire, celui-ci a l'avantage d'être plus facile à manipuler. Notamment, l'estimation d'un tel modèle peut être faite à l'aide d'un filtre de Kalman qui permet de corriger les variables bruitées. Parmi les modèles classiques, nous citerons les modèles auto-régressif (AR), auto-régressif avec moyenne glissante (ARMA), les trajectoires avec inertie, etc. Le modèle AR est un modèle linéaire qui ne dépend que des états précédents.

Prédiction à horizon

La phase de prédiction vient ensuite extrapoler ces paramètres pour quelques temps futurs. Suivant (7.10), la prédiction au temps $n+1$ correspond à faire évoluer le système sans y apporter d'innovation. La connaissance de plusieurs échantillons dans le passé est nécessaire pour pouvoir définir correctement la *trajectoire* courante du paramètre. Afin que ces prédictions soient les plus justes, il faut alors que l'innovation soit minimale. Le filtre de Kalman intègre par nature une prédiction de l'état futur $n+1$: l'estimation a priori.

Si le modèle et les variables étudiés le permettent, une prédiction de plusieurs temps dans

le futur est envisageable, afin de pouvoir anticiper des variations brusques. Cela peut être fait soit récursivement à partir des prédictions établies, soit en adaptant la fonction f . Dans notre système, nous étendons cette prédiction à plusieurs états dans le future, jusqu'à l'horizon $n + N$.

Allocation de ressources

L'allocation de ressources est une phase très spécifique du système. En fonction de l'objectif à atteindre (par exemple minimiser la puissance de transmission, maximiser les débits, l'équité entre utilisateurs, etc.) les utilités et donc leurs optimisations peuvent-être très différentes.

Néanmoins, dans notre environnement de travail, nous pouvons intégrer un aspect générique qui est le compromis entre le respect des modèles du système et l'allocation *optimale* que l'ordonnanceur voudrait faire : Les prédictions faites par les autres utilisateurs sont basées sur la trajectoire courante des puissances, qui impose donc une *inertie* à l'allocation de puissance (voir les détails du modèle de second ordre dans la section suivante). Si la BS applique une trop forte variation de puissance comparée à la trajectoire courante, pour satisfaire la capacité cible, les interférences ne seront plus prédites avec précision. La modélisation et l'optimisation de ce compromis est résolu grâce au contrôle prédictif basé sur les modèles (MPC) à horizon fini (voir section 7.5).

7.4 Modèles utilisés et méthodes de prédiction

L'objectif de cette section est de définir les modèles utilisés pour l'étude de notre système. Nous choisissons de construire des modèles sur les gains de canal entre les stations de base et les mobiles, ainsi que sur les puissances d'émission. Le gain de canal n'est pas un élément maîtrisable du système, mais il comporte une corrélation temporelle que nous exploitons, afin d'être capable de prédire l'état du canal futur. Le modèle de puissance est lui créé afin de *guider* les valeurs de puissance choisies par les stations de base. Lorsque les stations de base suivent ce modèle, il permettra d'avoir une connaissance *a priori* de ces puissances au niveau du mobile, et donc une meilleure maîtrise de l'interférence.

7.4.1 Modélisation des canaux

Le canal entre une station de base et un mobile fluctue au cours du temps. Ceci est dû à la fois à la mobilité, au masquage et aux évanouissements. Si, comparé au temps de réaction des stations de base et ordonnanceur, la distance et le masquage peuvent être considérés comme quasi-statique (à vitesse de déplacement faible), l'évanouissement ne l'est pas. Ce dernier dépend de l'étalement Doppler du canal, lié à la vitesse de déplacement du mobile et aux délais des chemins multiples du signal.

Sur la Fig. 7.4, on voit le niveau de puissance d'un signal unitaire subissant un évanouissement de type Rayleigh, avec un étalement Doppler de 10Hz (à gauche) et de 100Hz (à droite). On voit sur ces figures une corrélation temporelle de l'évanouissement. Plus l'étalement Doppler est important, plus la corrélation est faible. De fait, pour des étalements de Doppler modestes, la connaissance du canal à un instant présent et éventuellement des temps précédents nous permet de créer des prédictions pour les valeurs au temps futurs.

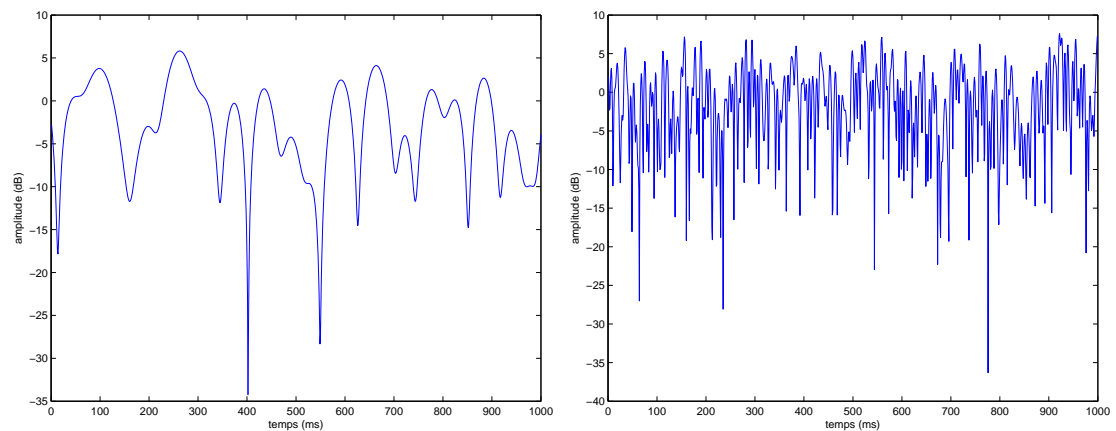


FIGURE 7.4 – Effet de l'évanouissement de type Rayleigh sur l'amplitude d'un signal unitaire avec $\Delta f_D = 10\text{Hz}$ (à gauche) et $\Delta f_D = 100\text{Hz}$ (à droite). Canaux simulés (Matlab).

Nous supposons que la connaissance d'un canal à l'instant n est effectuée grâce aux pilotes provenant d'une station de base. Cette mesure est considérée ici sans erreur, néanmoins, une mesure erronée peut être corrigée par des méthodes de filtrage type Kalman (pour des erreurs raisonnables).

Le canal est généralement représenté par une phase et une amplitude, ou par un coefficient complexe. Ce dont nous avons besoin pour notre algorithme, c'est la prédiction du gain de canal g , c'est à dire le module du coefficient complexe h , cependant, l'évanouissement crée des trous de signal, dans lesquels son amplitude peut temporairement être quasi-nulle. Cela arrive notamment dans milieux de propagations très perturbées, comme par exemple en espace fermé, ou lorsqu'il n'y a pas de visibilité directe entre le transmetteur et le récepteur.

Les trous d'évanouissement sont un problème pour la modélisation du canal : Le module du canal subit des discontinuités lorsqu'il passe près du zéro, car la phase s'inverse. Pour faire une prédiction, nous avons besoin de variables continues. Sans cela, il n'est pas possible d'anticiper une valeur future basée sur les échantillons précédents. La connaissance des gains de canal lorsque ceux-ci sont proches de 0 est particulièrement importante, afin de savoir si ces états sont temporaires ou non.

En regardant l'évolution d'un canal unitaire en valeur complexe (Fig. 7.5), cette discontinuité disparaît : un passage par ou proche du zéro d'amplitude est simplement le passage des deux composantes complexes proche de leurs zéros. De fait, la partie réelle et la partie imaginaire du canal sont des variables continues et donc mieux prédictibles.

Paramétrisation du modèle : régression polynomiale

Dans cette étude, nous utiliserons une régression polynomiale pour représenter le canal, en complexe. Une telle méthode a été utilisée dans [141] pour faire une prédiction du canal. Bien que les auteurs aient séparé la partie réelle et imaginaire du canal pour l'estimation et la prédiction, nous travaillerons sur les variables complexes directement. L'avantage de cette méthode est d'offrir une bonne qualité de prédiction pour une complexité limitée.

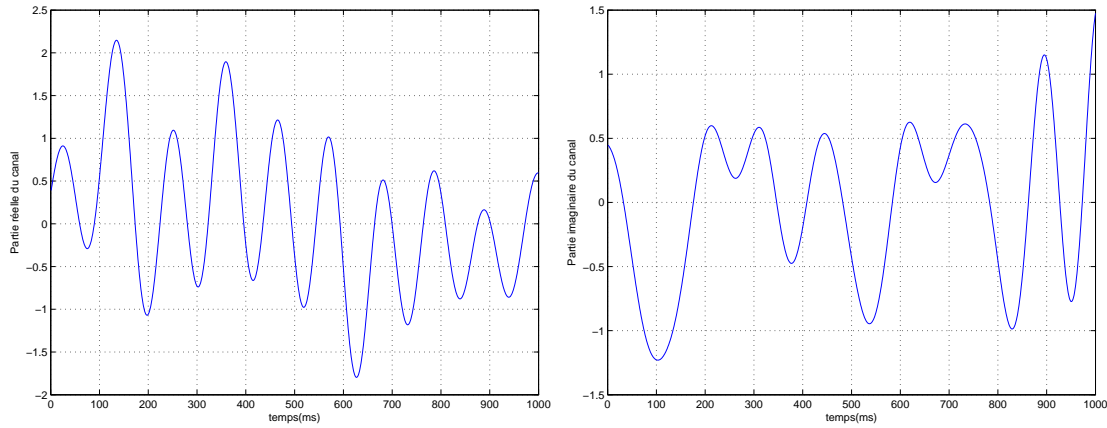


FIGURE 7.5 – Effet de l'évanouissement de type Rayleigh sur l'amplitude d'un signal unitaire avec $\Delta f_D = 10\text{Hz}$, partie réelle (à gauche) et partie imaginaire (à droite).

Les échantillons de mesures précédents, pour le canal d'une station de base b vers un mobile i sur un canal k , sont regroupés dans un vecteur complexe \mathbf{h} (on omet les indexes i, k et b notations pour la lisibilité).

$$\mathbf{h}(n) = [h(n) \ h(n-1) \ \cdots \ h(n-M+1)]^T \quad (7.18)$$

Le polynôme de degré $M-1$, au temps n , s'écrit

$$h(n) = \sum_{m=0}^{M-1} c_m(n) n^m \quad (7.19)$$

Il s'agit d'un modèle de prédiction, paramétré par un vecteur d'inconnus

$$\mathbf{c}(n) = [c_0(n) \ \cdots \ c_{M-1}(n)]^T \quad (7.20)$$

Dans [141], les auteurs proposent de résoudre cette régression en choisissant $\mathbf{c}(n)$, à l'instant n , qui est valable pour les temps $n-M+1$ à n :

$$\begin{cases} h(n) &= c_0 n^0 + \cdots + c_{M-1} n^{M-1} \\ h(n-1) &= c_0 (n-1)^0 + \cdots + c_{M-1} (n-1)^{M-1} \\ &\cdots \\ h(n-M+1) &= c_0 (n-M+1)^0 + \cdots + c_{M-1} (n-M+1)^{M-1} \end{cases} \quad (7.21)$$

Ce système peut être vu comme une fenêtre glissante (pour éviter des valeurs variables et élevées de n), et ainsi ne considérer que les échantillons temporels numérotés 0 à $M-1$. Nous pouvons l'exprimer sous forme matricielle :

$$\mathbf{A}\mathbf{c}(n) = \mathbf{h}(n) \quad (7.22)$$

où

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & M & \dots & M^{M-1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & 2 & 2^2 & 2^{M-1} \\ 1 & 1 & 1^2 & 1^{M-1} \end{bmatrix} \quad (7.23)$$

La solution est donc

$$c_l(n) = \sum_{m=0}^{M-1} [\mathbf{A}^{-1}]_{l,m} h(n-m), \forall l \in [0, M-1] \quad (7.24)$$

La prédiction consiste à extrapoler le polynôme (7.19) aux temps futurs $n+1$ à $n+N$. Pour le temps futur $n+t$, notons $\mathbf{m}(t) = [1, (n+t), \dots, (n+t)^{M-1}]$. La prédiction revient donc à déterminer

$$h(n+t) = \mathbf{m}(t)\mathbf{c}(n) = \mathbf{m}(t)\mathbf{A}^{-1}\mathbf{h}(n) = \mathbf{g}(t)\mathbf{h}(n), \quad (7.25)$$

où les vecteurs $\mathbf{g}(t)$ sont donc indépendants des réalisations du canal.

$$[\mathbf{g}(t)]_l = \sum_{m=0}^{M-1} [\mathbf{m}(t)]_m [\mathbf{A}^{-1}]_{l,m} \quad (7.26)$$

Il est donc possible de le pré-calculer, afin de l'intégrer dans un système pour une complexité réduite. Ce système est donc linéaire, simplement basé sur une combinaison des échantillons précédents.

Il devient également possible de poser l'équation d'état du système :

$$\mathbf{h}(n+1) = \begin{bmatrix} g_0(t) & g_1(t) & \dots & g_{M-1}(t) \\ 1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \ddots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & 1 & 0 \end{bmatrix} \mathbf{h}(n) + \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} v(n+1), \quad (7.27)$$

avec $v(n+1)$ est l'innovation du système (ou encore le bruit système). Un filtre de Kalman s'applique particulièrement bien à ce type de modèle.

Estimation : Utilisation du filtre de Kalman

Les mesures de canal peuvent être effectuées grâce aux pilotes envoyés par chaque station de base. Dans la suite de cette étude, nous considérerons que les canaux sont mesurés avec une précision du niveau du bruit, pour chaque porteuse. Dans la réalité, la mesure peut ne pas se faire à chaque instant ni sur chaque sous-porteuse, et des erreurs d'estimations ou d'extrapolation peuvent être prises en compte dans le système.

Grâce à la linéarisation de l'estimation du canal, nous pouvons appliquer le filtre de Kalman directement sur les états du canal. Cela nous fournira une valeur *a priori* $\tilde{\mathbf{h}}$ (prédiction) et *a*

posteriori $\hat{\mathbf{h}}$ (correction de la mesure), cf. (7.13) à (7.17). Les matrices à utiliser sont :

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} g_0(1) & g_1(1) & \cdots & g_{M-1}(1) \\ 1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \ddots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (7.28)$$

$$\mathbf{v}(n) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \cdots & 0 \end{bmatrix}^T v(n) \quad (7.29)$$

$$\mathbf{Q}(n) = \mathbb{E}(\mathbf{v}(n)\mathbf{v}(n)^T) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \cdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \sigma_v^2 \quad (7.30)$$

$$\mathbf{R}(n) = \sigma_w^2 \quad (7.31)$$

où σ_v^2 et σ_w^2 sont les variances des bruits du système et de mesure, respectivement.

Prédiction des canaux à horizon

Pour obtenir la prédiction des temps futurs $n+1$ à $n+N$, il est nécessaire d'étendre le système linéaire

$$\begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{h}}(n+N) \\ \vdots \\ \tilde{\mathbf{h}}(n+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} g_0(N) & g_1(N) & \cdots & g_{M-1}(N) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ g_0(1) & g_1(1) & \cdots & g_{M-1}(1) \end{bmatrix} \hat{\mathbf{h}}(n) \quad (7.32)$$

Il est à rappeler que les valeurs de g sont constantes et sont des paramètres fixes de notre modèle. Afin d'illustrer les performances de prédiction à horizon de cette méthode, la figure 7.6 montre la CDF de l'erreur de prédiction d'un canal Rayleigh (généré sous Matlab et connu parfaitement) avec un effet de Doppler maximum de 10 Hz, une période d'échantillonnage de 1 ms, un polynôme d'ordre 5, et jusqu'à l'horizon $N=10$. Les plus grosses incertitudes, en dB, apparaissent lorsque le canal est proche du zéro.

7.4.2 Modélisation des puissances

Nous cherchons à exprimer la puissance d'un instant donné $P(n)$ en fonction des puissances précédentes. Les puissances de transmission sont des éléments contrôlables du système. On peut donc choisir arbitrairement le type d'évolution qu'il devra suivre. Ici, nous choisissons de modéliser les puissances sous forme de trajectoires d'ordre 2, appliquées sur les valeurs de puissance en dB. L'utilisation de dB permet d'une part un passage à l'échelle des valeurs de puissance plus rapidement, et affiner la précision les faibles valeurs, d'autre part, la capacité d'un lien étant le logarithme d'un rapport de puissance, cela rapproche la trajectoire des valeurs de capacité du lien.

Pour satisfaire les besoins de capacité des mobiles et s'adapter aux conditions de canal et d'interférences, les puissances de transmissions doivent néanmoins avoir une flexibilité dans leur

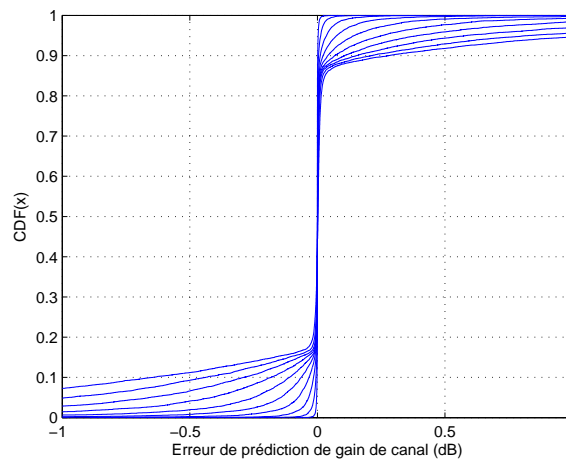


FIGURE 7.6 – CDF de l’erreur de prédiction sur un canal Rayleigh, pour les horizons 1 à 10 (respectivement de la meilleure prédiction à la moins bonne)

allocation. La puissance effectivement allouée au temps $P(n)$ peut donc apporter une *innovation* par rapport au modèle qui lui était prédit.

$$P(n) = f_P([P(n-1) \dots P(n-N_P)]) + a(n) \quad (7.33)$$

où f_P est une fonction qui lie une puissance au temps n aux N_P temps précédents. a est l’innovation apportée, et permet aux puissances de s’adapter aux besoins. Afin de s’assurer d’un bon suivi temporel, a doit donc gérer le compromis entre respecter le modèle défini et s’adapter aux besoins.

La fonction f_P permet d’assurer une logique prédéfinie par le système, qui servira au moment de l’estimation des interférences reçues comme connaissance *a priori* : si l’innovation est relativement faible, alors un mobile interféré pourra déterminer une prédiction de $P(n)$ avec une bonne précision.

Analogie aux modèles de trajectoires

Afin de modéliser les puissances dans le temps, nous voulons introduire une approche de trajectoire de puissances. Ces trajectoires impliquent une notion de continuité dans la variation, qui s’apparente à l’inertie. Par analogie aux trajectoires spatiales, chaque ressource correspond à une dimension d’un espace de puissance. Cette modélisation est utilisée afin de pouvoir utiliser les résultats des domaines de l’automatique, du pistage de cible et de la théorie du contrôle. Le but est de régler la puissance de transmission dans le temps *sans à-coups* afin de rendre celle-ci plus prédictible par les mobiles interférés. Nous travaillons ici avec des puissances en décibel.

Ce modèle de puissance est basé sur le classique modèle de mouvement des objets. Dans l’espace, les dimensions représentent les différents axes orthogonaux entre eux. Pour notre modèle de puissance, chaque ressource correspond à une dimension.

Pour une ressource donnée à un instant donné, une puissance aura donc une *position* x ,

une *vitesse* x' , une *accélération* x'' , etc. Ce sont les dérivées temporelles de la puissance. Nous représentons ces différentes informations dans un vecteur d'état :

$$\mathbf{x}(n) = [x(n), x'(n), x''(n) \dots]^T \quad (7.34)$$

En fonction de l'ordre du modèle utilisé, le niveau de précision et de réactivité du modèle diffère. Plus l'ordre est élevé, plus il faut de mesures pour déterminer les valeurs de composantes d'état. Selon les variables modifiables d'un instant à l'autre, la valeur de la puissance peut être modifiée avec plus ou moins de liberté.

Modèle d'ordre 2

Pour représenter les trajectoires de puissances, nous avons choisi de limiter cette analogie à un système du second ordre, c'est à dire incluant valeur (ou position) x et première dérivée temporelle (vitesse) v . L'accélération a est donc l'innovation de notre système, c'est à dire le bruit système du filtre de Kalman mesurant les puissances interférentes, et nous chercherons à la limiter autant que possible.

Dans la modélisation des puissances par des trajectoires, l'état à un instant donné n est représenté par un vecteur à deux éléments

$$\mathbf{x}(n) = \begin{bmatrix} x(n) \\ v(n) \end{bmatrix} \quad (7.35)$$

$$\mathbf{x}(n) = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \mathbf{x}(n-1) + \begin{bmatrix} \frac{1}{2} \\ 1 \end{bmatrix} a(n-1) \quad (7.36)$$

$$= \begin{bmatrix} 1 & N \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \mathbf{x}(n-N) + \sum_{t=1}^N \begin{bmatrix} t - \frac{1}{2} \\ 1 \end{bmatrix} a(n-t) \quad (7.37)$$

$$\mathbf{x}(n+N) = \begin{bmatrix} 1 & N \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \mathbf{x}(n) + \sum_{t=1}^N \begin{bmatrix} t - \frac{1}{2} \\ 1 \end{bmatrix} a(n+N-t) \quad (7.38)$$

Ce modèle s'applique pour chaque ressource de l'émetteur.

En utilisant un tel modèle avec un horizon, il devient possible de créer une inertie qui permettra aux puissances d'avoir une part de variation connue a priori par les autres entités du système. Nous pouvons également appliquer les résultats de la poursuite de cibles pour contrôler le niveau de variation des puissances v et pas uniquement l'accélération a , mais la variation étant supposée connue (par inertie), cela à un intérêt moindre.

Filtre de Kalman associé

Voici les matrices à utiliser pour notre modèle :

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (7.39)$$

$$\mathbf{v}(n) = \begin{bmatrix} \frac{1}{2} \\ 1 \end{bmatrix} a(n) \quad (7.40)$$

$$\mathbf{Q}(n) = \mathbb{E}(\mathbf{v}(n)\mathbf{v}(n)^T) = \begin{bmatrix} \frac{1}{4} & \frac{1}{2} \\ \frac{1}{2} & 1 \end{bmatrix} \sigma_a^2 \quad (7.41)$$

$$\mathbf{R}(n) = \sigma_w^2 \quad (7.42)$$

Ces vecteurs et matrices sont utilisées pour le filtre de Kalman d'une ressource. Afin de considérer les multiples ressources disponibles dans un système, il faut donc soit paralléliser les vecteurs-état et leurs filtres de Kalman, ou bien il faut les concaténer en ne faisant qu'un seul vecteur global $\mathbf{x}(n) = [x_1(n), v_1(n), \dots, x_K(n), v_K(n)]^T$ et adapter les vecteurs et matrices de Kalman associés.

7.4.3 Modélisation des interférences

Les interférences reçues à un mobile sont un point clé de la connaissance d'un lien radio. L'objectif est de définir comment pouvoir estimer et prédire les interférences futures, à partir des connaissances passées. Afin d'estimer et prédire les interférences, nous utilisons un filtre de Kalman. Le filtrage de Kalman a déjà été introduit auparavant pour estimer et prédire les interférences [101, 102, 104, 140], mais notre approche est combinée avec une allocation de puissance qui cherche à réduire a , et permet donc à notre estimation d'être plus fiable.

Nous avons déjà défini un modèle de canal et de puissance, et nous cherchons à déterminer quel est le modèle pour les interférences. L'interférence reçue est la somme des puissances émises par les stations de base voisines, pondérées par les gains de canal :

$$I_{i,k}(n) = \sum_j |h_{i,j,k}(n)|^2 P_{j,k}(n) + \sigma_z^2. \quad (7.43)$$

Note : dans (7.43), les puissances sont linéaires.

Nous supposons que le mobile est capable de mesurer les éléments suivants :

- Les canaux entre les stations de base interférentes et le mobile $h_{i,j,k}, \forall j \neq i$, basé sur les pilotes par exemple.
- La puissance totale de l'interférence plus bruit reçue $I_{i,k}$.

Il n'est toutefois pas réaliste, dans une configuration standard d'équipement, de pouvoir mesurer la puissance émettrice de chacune des stations de base interférentes.

Afin de modéliser les interférences reçues, deux possibilités sont donc envisageables :

La première, la plus simple, est de considérer comme un tout la puissance de l'ensemble des interférences. Cette modélisation permet de n'avoir qu'un élément à gérer, mais agrège plusieurs variables qui agissent de façon indépendante. Cette solution est réductrice car elle ne permet pas de prendre en compte l'évolution *préprogrammée* de chacun des paramètres. Même si les canaux et les puissances suivent un modèle linéaire, le modèle d'interférence résultant ne correspondra

pas à un modèle linéaire. Il faudra donc soit se satisfaire d'un modèle approximatif, soit utiliser une méthode d'estimation non linéaire (ex. filtre de Kalman étendu).

Une deuxième technique consiste à séparer l'estimation des gains de canal et les puissance de transmission des interférence. Cette seconde technique n'est réalisable que dans le cas où les stations de base s'échangent des informations détaillées du niveau de puissance émis, ou bien dans le cas où une seule source d'interférence n'est à prendre en compte (la puissance de transmission peut donc être déduite des mesures d'interférence et de canal). L'état du système contiendra donc l'ensemble des canaux interférents et leurs puissances de transmission associées. Connaissant le modèle utilisé par chacun de ces éléments, une estimation et une prédiction plus fine sera possible.

Une seule source d'interférence

Dans le cas particulier où les mobiles ne sont soumis qu'à une seule source d'interférence, le modèle se simplifie. Ce scénario correspond par exemple à un système avec deux stations de base servant chacune un mobile. Nous utiliserons donc plus naturellement la deuxième technique d'estimation et de prédiction présentée, en séparant les canaux et les puissances émettrices : la mesure de l'interférence totale, divisée par la mesure du canal, nous donne la mesure du niveau de puissance de transmission. Si le niveau de bruit est connu, on peut le retrancher de la mesure de l'interférence plus bruit, sinon, il sera inclut dans les erreurs de mesures.

Connaissant le modèle de puissance utilisé, nous pouvons déterminer son évolution *a priori*, et donc déduire l'interférence. Avec cette méthode, nous avons deux variables d'état distinctes h et P . Ainsi, on peut leur appliquer les modèles d'estimation et de prédiction séparément. La recombinaison de ces deux modèles en suivant l'eq. (7.43) nous donne le modèle de l'interférence.

Sources d'interférences multiples

Dans le cas de multiples sources d'interférence, la seconde technique est plus difficile, voire irréaliste à mettre en place. Il faudrait pour cela être capable de séparer la contribution de chaque source d'interférence. Il conviendra alors d'utiliser une mesure globale de l'interférence plus bruit.

Interférence globale comme trajectoire

Dans le cas de multiples sources d'interférence, une approximation possible de l'estimation et la prédiction du niveau d'interférence est d'utiliser pour celle-ci un modèle similaire à celui de la puissance. Ceci est une approximation car l'interférence résulte d'une fonction non-linéaire des différentes composantes du système. Si l'on suppose qu'une des source d'interférence est prédominante par rapport aux autres, alors ce modèle sera plus proche de la réalité, les variations des autres interférences étant négligeables.

En considérant un modèle de type trajectoire, l'interférence totale permet de conserver un aspect de continuité réaliste et prédictif, mais ne sera pas optimal vis-à-vis de l'évolution réelle que suivra l'interférence.

L'estimation de l'interférence se fait donc grâce au filtre de Kalman, tel que décrit dans les équations (7.13) à (7.17), en utilisant les matrices définies pour l'estimation de trajectoire (7.39) à (7.42).

La prédiction de l'état futur $n + 1$ est, par définition, intégrée au filtre de Kalman par l'équation $\tilde{\mathbf{I}}(n + 1) = \mathbf{F} \hat{\mathbf{I}}(n)$. Cela fournit la valeur *a priori*, en considérant une innovation, ici l'accélération, comme nulle. Pour déterminer la prédictions à horizon $n + t$, il suffit alors d'appliquer $\tilde{\mathbf{I}}(n + t) = \begin{bmatrix} 1 & t \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \hat{\mathbf{I}}(n)$.

Utilisation du filtre de Kalman étendu

Le filtre de Kalman étendu [142] est une généralisation du filtre de Kalman standard, dans lequel il est possible d'utiliser des fonctions de transfert et d'observation non linéaires. Il est à noter que cette extension peut perdre l'optimalité du filtrage, car les bruits de mesures et d'innovation ne restent pas nécessairement Gaussiens.

Le principe est de linéariser les fonctions de transfert et d'observation du système autour de l'état courant, en utilisant les dérivés partielles. Un tel filtre de Kalman permet de généraliser l'approche d'estimation/prédiction à des modèles prédictifs plus complexes. En effet, celui-ci n'est pas contraint par une évolution ou une observation linéaire des états. Nous détaillons dans l'Annexe A.4 le filtre de Kalman étendu résultant pour nos modèles de canal et de puissance.

L'avantage de cette modélisation est de pouvoir considérer l'ensembles des éléments constituant les interférences. De fait, avoir un modèle construit pour chacun de ces éléments nous permet d'avoir un modèle d'interférence qui correspond plus fidèlement à la réalité. De plus, l'utilisation du filtre de Kalman étendu permet de considérer des mesures incomplètes du système. L'inconvénient du filtre de Kalman étendu est qu'il apporte une complexité plus élevée et peut nécessiter plus d'échanges d'informations pour avoir un modèle plus précis : par exemple, les stations peuvent communiquer entre elles les puissances utilisées de façon périodique, afin de "réinitialiser" certaines composantes non-directement observables.

7.5 Trajectoire contrôlée d'allocation de puissance

L'objectif de cette section est de déterminer les puissances effectivement allouées aux ressources à chaque instant. Cette allocation est obtenue en faisant un compromis entre les deux éléments suivants :

Premièrement, la puissance *théoriquement optimale*, obtenue en résolvant l'allocation de ressources et de puissance. Appliquer la puissance optimale permet donc de s'adapter rapidement aux nouvelles conditions de canal et d'interférence pour satisfaire la demande de capacité, mais génère une interférence peu prédictible pour les autres utilisateurs dans le voisinage. Notons qu'une telle allocation est optimale seulement si la connaissance de canal et d'interférence est parfaite, i.e. si l'ensemble des autres transmetteurs n'apportent aucune *innovation* à leurs modèles de puissance.

Deuxièmement, la puissance *initialement prévue* par le modèle utilisé, sans apport d'innovation. Le respect strict du modèle d'évolution de la puissance de transmission ne permet

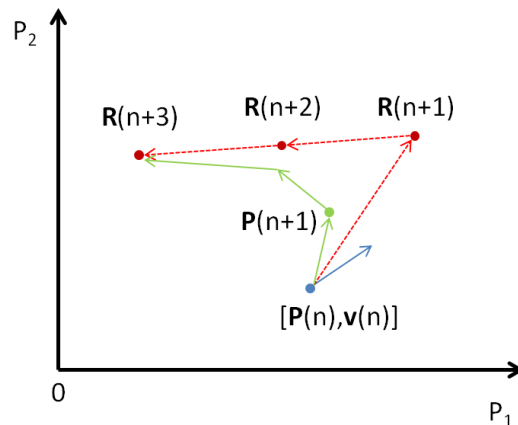


FIGURE 7.7 – Exemple de poursuite de cibles.

\mathbf{R} sont les cibles futures, $[\mathbf{P}(n), \mathbf{v}(n)]$ sont la puissance et vitesse courante (flèche bleue).
Flèches rouges : Trajectoire à suivre sans contrôle de trajectoire ; Flèches vertes : trajectoire à suivre avec minimisation de l'accélération.

probablement pas de satisfaire les besoins des utilisateurs, mais permet d'être parfaitement prédictible.

Pour faire un tel compromis, nous utilisons le concept de poursuite de cibles, via le contrôle de modèle prédictif avec horizon (*Model predictive control*, MPC) [137, 138, 143] Cette optimisation réalise un compromis entre la trajectoire de la cible, connue ou prédite et la trajectoire que suivra l'élément *poursuivant*. Cela consiste dans un premier temps à définir une trajectoire cible, c'est-à-dire une succession temporelle d'états de référence. Ensuite, en fonction de l'état courant du système, nous chercherons à approcher la trajectoire des états du système avec celle de référence.

Notons $\mathbf{R}(n+t)$, $t \in [1, N]$ les vecteurs de puissances qui optimisent l'allocation de ressources et de puissance, basés sur les prédictions établies. Connaissant \mathbf{R} , nous créons une trajectoire à K dimensions qui nous sert de *cible*, mais ne sera pas nécessairement la trajectoire que l'on appliquera aux puissances réellement allouées. On voudra bien évidemment que les puissances allouées s'en approchent sans pour autant faire des variations trop brusques.

La figure 7.7 schématise ce concept : les deux axes représentent la puissance transmise d'une station de base sur deux ressource $k = [1, 2]$. On y voit en bleu la puissance et sa vitesse courante (inertie) au temps n . Les puissances désirées par l'allocation de ressources initiale sont en rouge. La trajectoire verte permet de *pister* la cible en faisant le compromis entre l'accélération et la position désirée.

Contrairement à une allocation basée uniquement sur un seul temps, utiliser des trajectoires permet notamment de limiter les brusques variations dues à des creux d'évanouissements qui ne durent pas. Le système peut prévoir une remontée du gain de canal et maintenir sa puissance de transmission stable pendant un court instant. Il est évident que pendant ce creux, la puissance allouée ne sera pas optimale, mais elle évitera de *fausser* les prédictions d'interférences des mobiles voisins.

7.5.1 Calcul de l'allocation optimale

Après avoir effectué les prédictions de canal et d'interférences, une station de base peut se servir de ces informations comme données pour l'allocation ressource-puissance.

Nous considérons un système possédant K canaux orthogonaux entre eux, et où chacune des B stations de base peut utiliser l'ensemble des ressources. Les interférences sont traitées comme un bruit additif. Le SINR estimé a priori $\tilde{\gamma}$ d'un utilisateur i sur le canal k au temps n est :

$$\tilde{\gamma}_{i,k}(n) = \frac{|\tilde{h}_{b_i,i,k}(n)|^2 P_{b_i,k}(n)}{\sum_{b \neq b_i} |\tilde{h}_{b,i,k}(n)|^2 \tilde{P}_{b,k}(n) + \sigma_z^2} = \frac{|\tilde{h}_{b_i,i,k}(n)|^2 P_{b_i,k}(n)}{\tilde{I}_{i,k}(n)}, \quad (7.44)$$

où $I_{i,k}$ est le niveau d'interférence plus bruit total.

Nous cherchons à résoudre le problème de minimisation de puissance sous contraintes, cf. éq. (7.1) à (7.5). Ce problème n'a malheureusement pas de solution optimale connue dans sa version complète (multi-ressources, multi-utilisateurs), mais nous nous intéresserons au cas où une cellule ne sert qu'un unique utilisateur, pour lequel ce problème se résout de façon optimale, cf. section 5.3.

Notons que, dans le cadre d'une allocation de ressources par trajectoire, il faudra résoudre ce problème de minimisation de puissance pour chaque temps futur de la trajectoire à prévoir.

Un utilisateur par cellule

Lorsque l'on s'intéresse à un réseau où chaque station active n'a qu'un seul utilisateur, ce qui peut être le cas pour les femto-cellules ou bien un réseau ad-hoc, alors ce problème se résout par simple *water-filling*.

La solution est donnée par

$$R_{b,k} = \left(\lambda - \frac{\tilde{I}_{i,k}}{|\tilde{h}_{b_i,i,k}(n)|^2} \right)^+ \quad (7.45)$$

où x^+ signifie $\max(0, x)$ et λ est tel que :

$$\sum_k \log_2 \left(1 + \left(\frac{\lambda}{\frac{\tilde{I}_{i,k}}{|\tilde{h}_{b_i,i,k}(n)|^2}} - 1 \right)^+ \right) = C \quad \text{ou} \quad \sum_k \left(\lambda - \frac{\tilde{I}_{i,k}}{|\tilde{h}_{b_i,i,k}(n)|^2} \right)^+ = P_{max} \quad (7.46)$$

Une telle formulation peut être retrouvée dans [83]. Notons que nous cherchons à calculer R pour les temps futurs n à $n + N$. Ces solutions nous serviront par la suite de cibles à atteindre, et non de l'allocation réelle.

Notons que dans le cas de multiples utilisateurs par BS, l'allocation de ressources aux utilisateurs n'affecte pas directement les interférences, mais seulement le niveau de puissance alloué à une ressource. Une station de base peut donc, par exemple, échanger les ressources de deux utilisateurs sans perturber le système, tant qu'elle conserve une allocation de puissance qui respecte les modèles prédéfinis. Ceci est valable pour des antennes omnidirectionnelles, bien entendu.

7.5.2 Poursuite des puissances cibles

Après avoir résolu l'allocation de ressources optimale pour plusieurs temps dans le futur, nous cherchons à calculer quelles sont les valeurs de l'innovation à apporter aux puissances pour obtenir le meilleur compromis entre l'atteinte de l'objectif de capacité et la faible variabilité du modèle. Pour réaliser ce compromis, nous nous inspirons de la poursuite de cible et de la théorie du contrôle prédictif avec modèle [137, 138, 143].

Le modèle de puissance défini précédemment est assimilé aux trajectoires dans l'espace, et nous avons choisi de définir l'accélération \mathbf{a} comme variable d'optimisation du problème. Nous introduisons la fonction d'utilité suivante :

$$U(\mathbf{a}) = \sum_k (\mathbf{R}_k - \mathbf{P}_k)^T (\mathbf{R}_k - \mathbf{P}_k) + \mu_a \mathbf{a}_k^T \mathbf{a}_k \quad (7.47)$$

avec

$$\mathbf{R}_k = [R_k(n+1) \cdots R_k(n+N)]^T \quad (7.48)$$

$$\mathbf{P}_k = [P_k(n+1) \cdots P_k(n+N)]^T \quad (7.49)$$

$$\mathbf{a}_k = [a_k(n) \cdots a_k(n+N-1)]^T \quad (7.50)$$

L'objectif est de minimiser (7.47) : le compromis entre l'accélération de la puissance et l'écart entre les puissances désirées \mathbf{R} , obtenues par le water-filling, et les puissances qui seront réellement émises \mathbf{P} , qui dépendent de l'état courant des puissances (valeur et vitesse), ainsi que de l'accélération qui sera apportée. μ_a est un paramètre système qui permet de régler le lissage de la trajectoire. Plus μ_a est grand, plus l'inertie de puissance sera importante, au bénéfice d'une meilleure prédiction. Par contre, l'allocation de puissance respectera difficilement les besoins des utilisateurs ou l'optimisation en puissance. Au contraire, lorsque μ_a est petit, la trop grande étendue des valeurs de \mathbf{a} vient au détriment de la prédiction des interférences. Lorsque μ_a est trop faible, le système agit de façon similaire à un système sans contrôle de trajectoire. Dans ce cas, tenter de prédire la trajectoire (avec horizon) des interférence devient même contre-productif car les allocations se basent sur de fausses informations. Une étude par simulation de la valeur de μ_a est faite en section 7.6.3.

L'accélération qui minimise (7.47) est pour chaque ressource k :

$$\mathbf{a}_k = (\mathbf{W}^T \mathbf{W} + \mu_a \mathbf{I}_T)^{-1} \mathbf{W}^T \epsilon_k \quad (7.51)$$

où $\mathbf{W} = \begin{bmatrix} \frac{1}{2} & 0 & \cdots & 0 \\ \frac{3}{2} & \frac{1}{2} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ N - \frac{1}{2} & N - \frac{3}{2} & \cdots & \frac{1}{2} \end{bmatrix}$, et ϵ est l'erreur de trajectoire a priori : la différence entre la trajectoire cible et la trajectoire courante. La preuve est donnée dans l'annexe A.5.

Cette optimisation est équivalente au filtrage linéaire, dans lequel $(\mathbf{W}^T \mathbf{W} + \mu_a \mathbf{I}_N)^{-1} \mathbf{W}^T$ est constant (ne dépend uniquement que des paramètres système) et donc précalculable. L'opération mathématique se réduit ici à une multiplication matricielle. Une fois les accélérations calculées,

pour chaque ressource, il suffit d'appliquer (A.36) pour obtenir l'allocation de puissances finale.

Dans les équations d'état de notre système, l'accélération \mathbf{a}_k est pondérée par le facteur \mathbf{W} . En utilisant la poursuite de cible que nous proposons, cela revient à $\mathbf{W}\mathbf{a}_k = \mathbf{W}(\mathbf{W}^T\mathbf{W} + \mu_a\mathbf{I}_N)^{-1}\mathbf{W}^T\epsilon_k$. Or la norme $\|\mathbf{W}(\mathbf{W}^T\mathbf{W} + \mu_a\mathbf{I}_N)^{-1}\mathbf{W}^T\|$ est inférieure ou égale à 1, pour toute valeur $\mu_a \geq 0$ ce qui rend ce filtrage linéaire stable.

Remarques

La fonction d'utilité (7.47) permet une optimisation de la trajectoire indépendante sur chaque ressource k du système. Cependant, chaque ressource ne devrait pas être indépendante des autres, car celles-ci peuvent se compenser : par exemple, si pour respecter le modèle, la puissance allouée sur une ressource est plus faible que l'optimale, une autre pourrait alors être plus forte pour compenser, tout en suivant le modèle imposé. Une telle optimisation serait néanmoins plus complexe à résoudre, car devient non linéaire. Pour forcer la capacité d'un lien à s'approcher de la capacité cible, il faudrait également, par exemple, limiter la sélection des puissances dans l'espace des solutions satisfaisant les contraintes de capacité par utilisateur. Puisque les interférences varient, même une telle limitation de garantie pas d'obtenir la bonne capacité.

Une optimisation cherchant à inclure dans le compromis la vitesse de la puissance est également possible, par exemple pour respecter des contraintes matérielles. Néanmoins, nous nous limitons ici à réduire l'accélération car la vitesse est prise en compte dans le modèle de trajectoire d'ordre 2.

7.6 Analyse et résultats

7.6.1 Scénarios d'étude

Afin de valider notre approche, nous allons tester cette allocation distribuée dans plusieurs scénarios élémentaires que nous présentons ici. Dans chacun d'eux, nous générons un fading de Rayleigh avec un étalement de Doppler maximum de 10Hz indépendant sur chaque canal, afin de créer un système dynamique (les mobiles sont fixes).

Scénario A : Mobiles très interférés

Dans ce premier scénario simple, nous voulons tester le comportement de mobiles lorsque les interférences sont très fortes : les mobiles de bords de cellule. Dans ce cas-ci, chaque décision d'une station de base aura un très fort impact sur les mobiles interférés.

Pour rendre ce scénario élémentaire, nous ne considérons que deux stations de base, possédant chacune un mobile. Cela permet de simplifier l'allocation de ressources optimale. Ces deux mobiles sont situés à mi-distance entre les deux stations. Nous considérons également $K = 2$ ressources orthogonales disponibles, partagées par les deux stations. Les autres paramètres sont inscrits dans le tableau 7.1

Le SINR d'un utilisateur i sur une ressource k se réduit donc à :

$$\gamma_{i,k}(n) = \frac{|h_{b_i,i,k}(n)|^2 P_{b_i,k}(n)}{|h_{b_j,i,k}(n)|^2 P_{b_j,k}(n) + \sigma_z^2}, \quad (7.52)$$

Notons que dans ce scénario, si les stations de base émettent à une même puissance P vers les mobiles sur une même ressource, ces mobiles auront un SINR moyen $\mathbb{E}_n(\gamma_{i,k}(n)) = \frac{P}{P + \sigma_z^2} < 1$. Pour obtenir une capacité supérieure à $\log_2(1 + 1) = 1$ bps/Hz, les stations devront donc plus subtilement allouer leurs puissances ou même réserver les ressources pour ne pas subir d'interférences [94, 95].

Scénario B : Mobiles peu interférés

Ce second scénario est semblable au premier, mais dans lequel les mobiles sont moins interférés par les stations de base voisines. La distance entre les mobiles et leurs stations de base sera la même que précédemment, mais ceux-ci seront placés à l'opposé de la station de base interférente. L'intérêt de ce scénario est de voir, dans le cas où les interférences sont moindres, si le système proposé est également efficace en énergie et arrive à concilier son adaptation de puissance avec les besoins des utilisateurs.

Scénario C : Cas mixte

Ce scénario est hybride des deux précédents scénarios : Un mobile est placé à mi-chemin entre les deux stations alors qu'un autre est à l'opposé de la station voisine. Dans ce scénario, nous avons voulu tester un cas asymétrique où un mobile subit peu d'interférence et peut donc avoir un comportement moins coopératif tandis que l'autre subira de fortes interférences.

7.6.2 Illustration de l'adaptation progressive des puissances

Scénario A

Pour illustrer l'utilisation notre système, nous utiliserons le scénario A. L'objectif de capacité de chaque utilisateur de 4bps/Hz. A noter que cette objectif se place volontairement dans un cas où un algorithme d'allocation de puissance sans contrôle prédictif risque de diverger : Afin d'obtenir 4bps/Hz de façon stable, il faut que les ordonnanceurs partagent les ressources disponible : un transmetteur utilisera une des ressources (et l'autre station l'autre ressource) afin de ne plus subir d'interférences, et pouvoir atteindre 4bps/Hz. Sans concertation des stations, le

Distance mobile-BS	200 m
Distance BS-BS	400 m
Bruit thermique	-114 dBm
Perte de propagation (dB)	$30.18 + 26 \log_{10}(d)$
Étalement Doppler max.	10 Hz
Fréquence d'échantillonnage	1 kHz

TABLE 7.1 – Paramètres de simulation

fait de *choisir* une des deux ressources ne se fait pas naturellement et des phases d'oscillations peuvent persister. De plus, dans un contexte dynamique, le changement d'une ressource à une autre peut se faire fréquemment.

Nous comparons ici notre méthode de poursuite de cibles avec une méthode d'allocation plus classique, c'est à dire qui ne considère pas une allocation des ressources par trajectoire (sans horizon ni contrôle de variation) et qui alloue directement la solution calculée comme optimale par le water-filling, à chaque instant. Cette méthode standard est une simple allocation distribuée, qui met à jour les allocations de ressources et de puissance à chaque instant. Notons que dans [83], les auteurs traitant de la théorie de jeux proposent un algorithme identique. Ces deux méthodes utilisent un filtre de Kalman pour estimer les interférences et font la prédiction des coefficients de canal futurs.

Les figures 7.8 et 7.9 illustrent la différence de comportement entre la méthode classique (Fig. 7.8) et notre méthode (Fig. 7.9), pour $\mu_a = 1$. De haut en bas, nous observons, pour un des deux mobiles :

- le niveau d'interférence mesuré, comparé à celui prédit, pour les deux ressources.
- la capacité du lien mesurée, comparé à celle prédite, pour l'ensemble des ressources.
- la puissance de transmission utilisée pour servir cet utilisateur, pour les deux ressources.

L'illustration est faite sur une fenêtre de 250 itérations.

D'un point de vue général, on remarque que les deux méthodes tendent à n'utiliser qu'une seule ressource sur les deux disponibles, afin de partager le spectre et ne plus subir d'interférence. On rappelle que dans le scénario A, les deux mobiles sont à mi-distance entre les deux émetteurs. Deux types de comportements se distinguent : Durant les phases *stables* d'allocation de ressources (par exemple entre les temps 80ms et 130ms), les performances sont similaires pour les deux méthodes. Cela s'explique simplement par une allocation de puissance n'ayant pas à se soucier d'une forte variation d'interférence et n'ayant qu'à s'adapter aux variations de canal. Par contre, notre méthode devient plus avantageuse lors de phases de *transitions*, c'est à dire lorsqu'une des stations de base veut changer l'utilisation de ses ressources de façon brusque : par exemple vers 150ms, les ordonnanceurs décident d'inverser l'allocation des ressources aux utilisateurs. N'étant pas coordonnées, les BS font face à des phénomènes de *ping-pong* et d'oscillation des puissances. L'amplitude et la durée de ces oscillations varient en général en fonction de la capacité demandée et des canaux. L'oscillation de l'interférence est imprévisible par le récepteur et ses prédictions seront totalement faussées, ce qui implique une mauvaise gestion de la capacité : en période d'oscillation, la capacité du lien sera parfois beaucoup plus forte ou plus faible que prévue. Lorsque la capacité est plus grande que prévue, cela implique une surconsommation inutile d'énergie, ainsi que des interférences non-nécessaires. Lorsque la capacité est trop faible, les informations envoyées ne sont pas décodables.

La prédiction de la capacité durant ces périodes transitoires est donc cruciale, d'autant plus que dans un système complet avec plus d'utilisateurs et de sources d'interférences, les changements de ressources et de puissances se feront sans cesse.

Scénario B et C

Plaçons-nous maintenant dans le scénario où les mobiles sont éloignés l'un de l'autre.

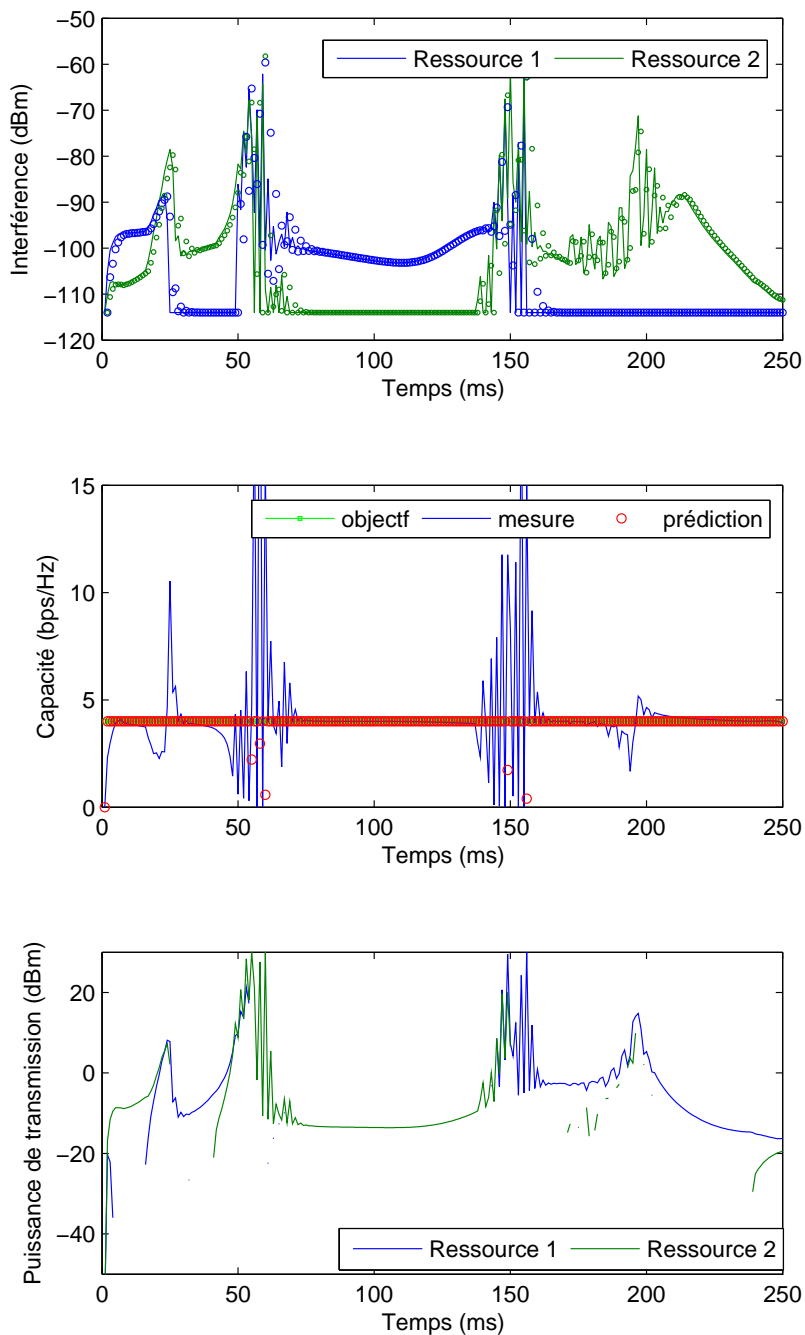


FIGURE 7.8 – De haut en bas : Interférence reçue, capacité et puissance de transmission pour un utilisateur, scénario A, sans contrôle prédictif.

Les interférences sont représentées par la mesure effectuée (ligne) et la prédiction (cercles).

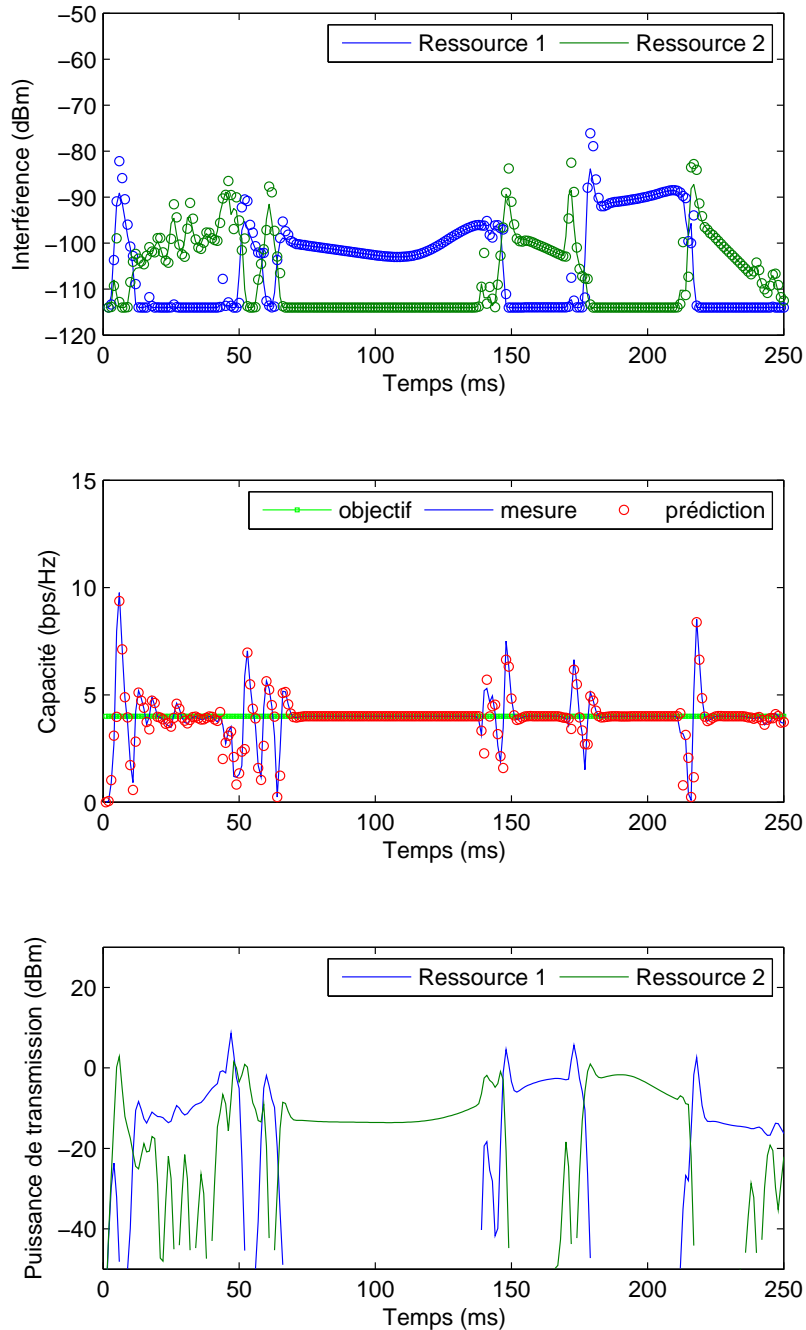


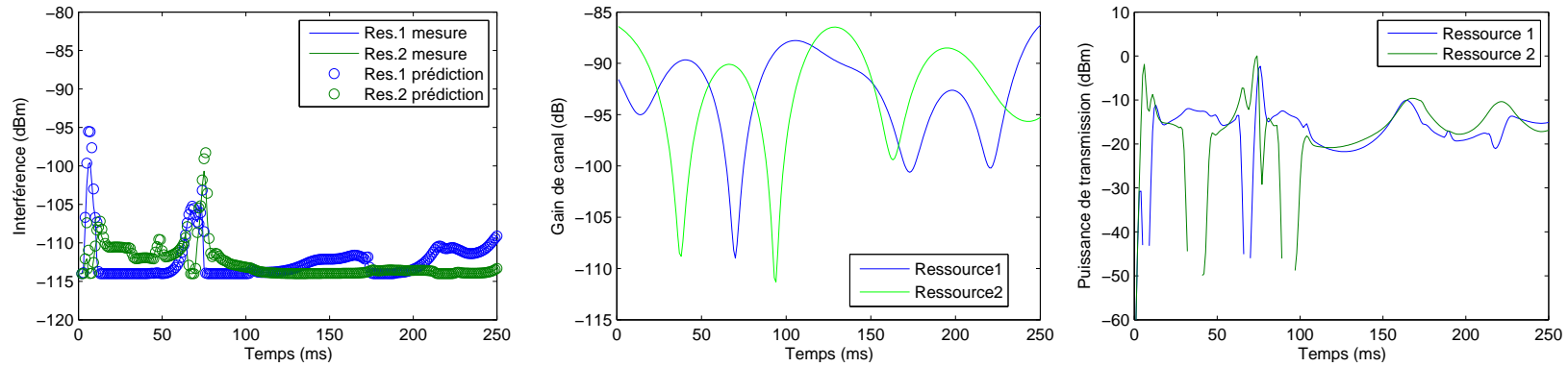
FIGURE 7.9 – De haut en bas : Interférence reçue, capacité et puissance de transmission pour un utilisateur, scénario A, avec contrôle prédictif par trajectoires.

Les interférences sont représentées par les mesures effectuées (lignes) et les prédictions (cercles).

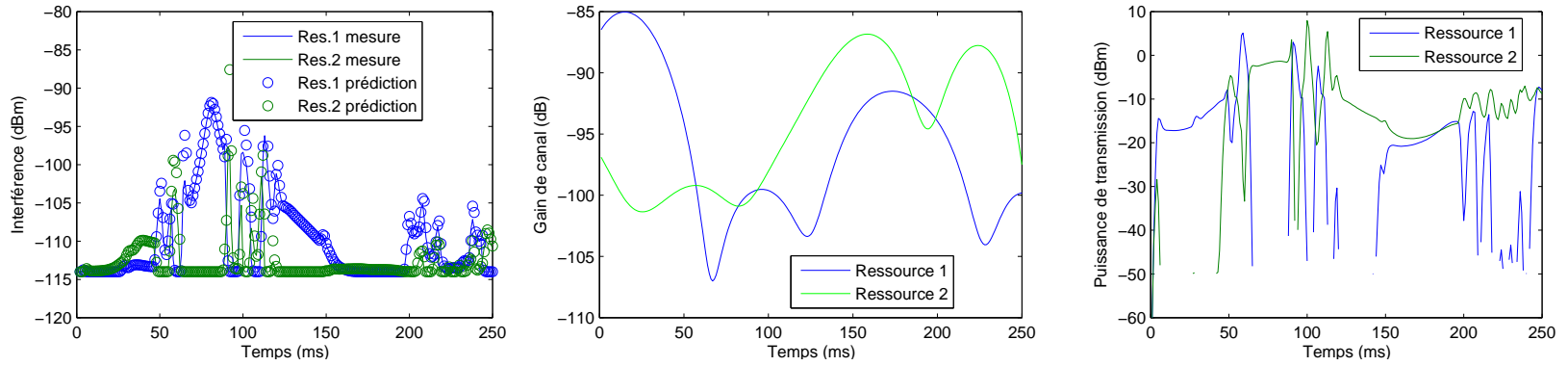
La Fig. 7.10 montre l'évolution des interférences (à gauche), et de la puissance de transmission (à droite), ainsi que les canaux entre la station de base et le mobile, pour chaque ressource (au centre) pour un utilisateur du scénario B (Fig. 7.10a), pour le mobile peu interféré du scénario C (Fig. 7.10b) et pour le mobile interféré du scénario C (Fig. 7.10c).

Nous choisissons de représenter ici les gains des canaux pour montrer que dans le scénario B, où les mobiles sont éloignés des stations interférentes (le rapport entre la distance mobile vers BS et mobile vers interférence est de $1/3$), c'est l'état du canal qui joue le rôle le plus important dans l'allocation de ressources. On peut voir que la puissance allouée est fortement corrélée au niveau d'évanouissement. Dans ce scénario, nous constatons que la capacité est obtenue en utilisant, à l'exception des trous d'évanouissement, les deux ressources disponibles, ce qui correspond à un usage intensif des ressources.

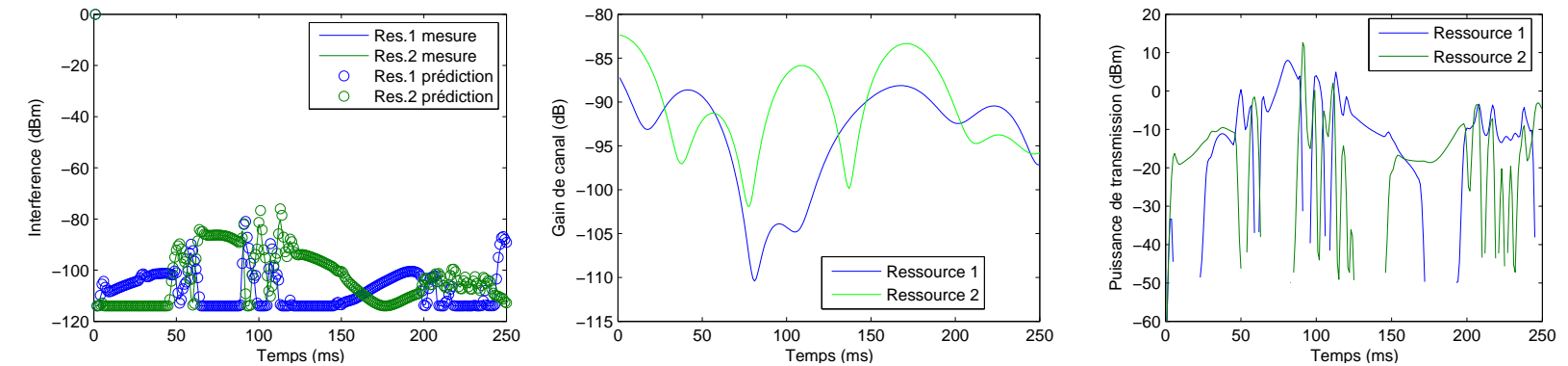
Dans le scénario C, un des deux mobiles est à mi-chemin et subit donc plus fortement les interférences que l'autre mobile. Dans ce cas, la gestion se fait un peu plus difficilement : le mobile peu interféré adapte ses ressources principalement en fonction des gains des canaux depuis sa station de base. Par contre, le mobile plus interféré doit s'adapter à la fois à ses canaux mais aussi aux interférences. Ce scénario est hybride car selon les canaux entre les stations et les mobiles, une réutilisation intensive sera parfois plus efficace qu'un partage de ressources, parfois l'inverse. Mais dans les deux cas, ce choix se fera principalement à travers le mobile le plus interféré des deux.



(a)



(b)



(c)

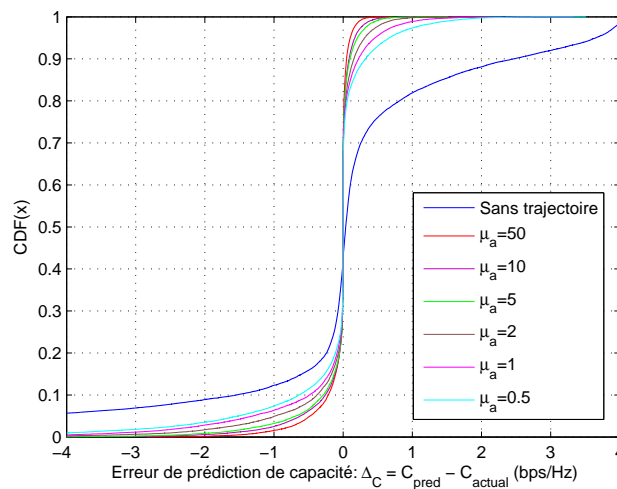


FIGURE 7.11 – CDF de l’erreur de prédiction de la capacité.

7.6.3 Qualité de prédiction

Étudions la qualité de la prédiction en fonction du paramétrage imposé. Selon la valeur de μ_a de l’équation (7.47), les ordonnanceurs seront plus ou moins libres de choisir leurs puissances de transmission.

La figure 7.11 montre la distribution cumulée (CDF) de la différence entre la capacité prédite et la capacité réelle du lien, en fonction de la valeur de μ_a . Ces résultats sont obtenus dans le cadre du scénario A, pour les deux utilisateurs avec une demande de capacité de 4bps/Hz et 10000 échantillons temporels successifs.

Cette figure montre la faiblesse de l’allocation de ressources distribuée classique, qui subit les effets des l’oscillation lorsque la demande de capacité est trop élevée. En effet, dans cette simulation, environs 20% des capacités prédites étaient sur-estimées de 1bps/Hz, soit 25% de la demande de capacité. La capacité est également sous-estimée d’au moins 25% dans 12% des cas.

Afin d’obtenir une transmission plus fiable, on peut transmettre les données avec une marge de capacité en ajoutant de la redondance par exemple (au prix d’une perte de débit utile). Ainsi, dans le cas présenté, pour assurer une probabilité de coupure de moins de 10%, il faut réduire la capacité de 2,5bps/Hz, soit une perte de 62,5%.

En utilisant la méthode proposée, la fiabilité des prédictions est nettement améliorée et permet donc de réduire la redondance à utiliser dans les transmissions : ainsi, pour la même simulation, la marge nécessaire pour une probabilité de coupure de 10% est réduite à environs 0,3bps/Hz avec $\mu_a = 1$, soit moins de 10% de la capacité prédite. Cette marge est encore réduite en utilisant de plus grandes valeurs de μ_a .

Il est cependant important de noter que même si les capacités de notre système sont mieux prédites, elles sont tout de même toujours légèrement fluctuantes autour de la demande de capacité. Plus μ_a est grand, plus cette fluctuation est importante, due à l’inertie des allocations.

De fait, il est nécessaire de faire un compromis entre la prédictibilité de notre système et le temps de réaction que celui-ci offre : pour un flux de données élastique, nous pouvons nous permettre une grande inertie, le but étant d’avoir un système très stable et ne pas se préoccuper des délais ou du remplissage des files d’attentes dans le réseau. Un μ_a trop petit ($\mu_a \leq 0,1$ dans cette simulation) conduit à un système non prédictif qui rend même contre-productif tout modèle de trajectoire avec horizon, les temps futurs cumulant les erreurs de prédiction.

7.6.4 Compromis capacité-énergie

Notre système bénéficie de deux avantages : la stabilité et la prédictibilité. Comme mentionné, une bonne prédiction permet d’adapter au mieux les débits de transmission et donc optimiser la capacité. La stabilité permet d’éviter au système des divergences et oscillations qui gaspillent de l’énergie. L’allocation de ressources par trajectoire permet également de ne pas avoir une approche calquée sur la théorie des jeux et s’autorise des comportements alternatifs qui permettent de converger vers des solutions plus performantes que l’équilibre de Nash.

Afin de nous approcher d’un scénario plus réaliste, nous nous basons sur le scénario A, mais dans lequel les cellules se partagent $K = 10$ ressources, afin de laisser plus de degrés de liberté aux ordonnanceurs. Nous comparons notre méthode aux systèmes classiques, c’est à dire à une allocation distribuée qui n’utilise pas d’approche trajectoire et effectue un water-filling simultanément sur chaque station de base. Ceci est similaire à l’approche de la théorie des jeux [83]. Nous regardons le cas où la méthode classique fait de la réutilisation spatiale (Reuse 1) et le cas où elle applique un motif de réutilisation des ressources (Reuse 2). Nous regardons également les cas où les interférences mesurées sont moyennées “filtrées” au moment de l’estimation, ce qui a pour effet de les lisser et donc de limiter les oscillations. Par exemple, Leung [101] considère arbitrairement une variance de l’erreur de mesure égale à la moitié de celle de l’innovation dans son filtre de Kalman.

Les performances des systèmes étudiés ici sont évaluées par la capacité utile et la puissance consommée par station. Ces deux métriques sont moyennées sur le nombre d’itération de la simulation (ici, 1000 échantillons). Il est entendu par capacité utile G le débit transmis avec succès, c’est à dire la quantité d’information envoyée, si la capacité réelle du lien C lui est supérieure. Pour un utilisateur i , au temps n , nous avons donc :

$$G_i(n) = \begin{cases} p_m \tilde{C}_i(n) & , \text{ si } p_m \tilde{C}_i(n) \leq C_i(n) \\ 0 & , \text{ autrement} \end{cases} \quad (7.53)$$

où p_m est la fraction de marge sur la capacité utilisée par l’émetteur et $\tilde{C}_i(n)$ la capacité prédite, en fonction du SINR estimé $\tilde{\gamma}$. Nous considérons ici par équité que chaque méthode est capable d’optimiser la fraction de marge p_m à appliquer à ses transmissions afin de maximiser le débit utile, basé, par exemple, sur des statistiques pré-établies.

La figure 7.12 montre, les performances obtenues par chacune des méthodes comparées. Ces résultats ont été obtenus en demandant à chaque méthode un large éventail de capacités cibles, et subissant les mêmes canaux dynamiques pour chaque simulation.

Lors d’une faible demande en capacité, toutes les méthodes ont des résultats similaires : les

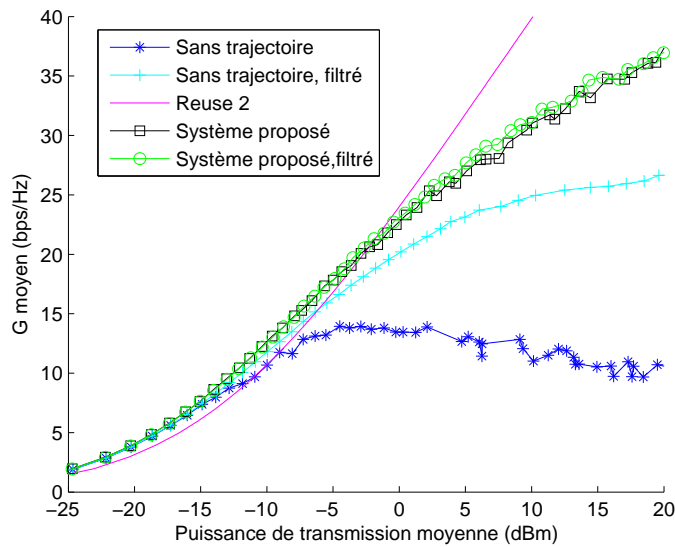


FIGURE 7.12 – Compromis entre capacité et puissance électrique

interférences sont suffisamment faibles pour que les gains de canal soient la variable prépondérante. On remarque que la méthode de séparation de ressources (Reuse 2) est légèrement moins efficace en énergie, cela étant dû à une moindre diversité fréquentielle. Dans ces conditions, il est connu que la théorie des jeux converge vers une bonne solution [83], et cela se confirme également dans un contexte dynamique. Notre système n'entrave donc pas cette bonne convergence. La méthode Reuse 2 est une référence, puisqu'elle ne subit pas d'interférence sur les ressources disponibles. Elle n'a donc pas de problème de convergence ni d'oscillation et doit simplement appliquer le water-filling. C'est un cas extrême lié à notre scénario puisque dans la réalité, une telle planification n'est pas réaliste et subirait des interférences, même plus lointaines.

Lorsque la demande de capacité devient plus importante, les systèmes avec interférences et sans contrôle de puissance par trajectoires n'arrivent plus à converger vers des solutions stables dans des temps suffisamment rapides, voire ne convergent pas du tout. On remarque que si l'on ne filtre pas les interférences, la méthode sans trajectoires est bornée par un maximum de capacité utile. Demander plus de capacité à ce système se traduit par une augmentation de la consommation d'énergie, sans accroître le débit, voir même à en perdre. Pour pallier aux divergences et aux oscillations, appliquer un filtre moyenneur sur les interférences permet de mieux converger vers des solutions stables, en évitant de lourdes pertes en énergies et en capacité. Dans cette simulation, le débit de transfert maximal du système filtré est environ le double du système standard (cf. Fig. 7.12).

Lorsque les méthodes standards arrivent à saturation, notre approche permet de continuer à proposer une progression de la capacité au prix d'une augmentation raisonnable de la consommation d'énergie. Cela se traduit par une meilleure utilisation des ressources et de l'énergie. Les performances de notre méthodes sont plus proches de celle du Reuse 2 en cas de grandes demandes de capacités que les allocations directes. L'utilisation de trajectoires permet donc au

système de s'auto-organiser plus rapidement et plus efficacement.

Enfin, il est montré que l'utilisation d'un filtre moyenneur sur les interférences mesurées lors de l'utilisation de notre méthode n'apporte pas de gains de performance notables. Cela confirme que l'approche par trajectoire d'une allocation de ressources, couplée à un modèle prédictif permet intrinsèquement de s'adapter plus finement et de manière plus contrôlée, afin de proposer des interférences plus lisses et prédictibles.

7.7 Conclusion

Nous avons étudié dans ce dernier chapitre un système distribué d'allocation de ressources et de puissance dans un contexte dynamique. L'objectif est de minimiser la puissance de transmission sous contraintes de capacité. Le gain est double : non seulement la consommation électrique du système est réduite, mais on réduit également le niveau d'interférence. La variabilité des conditions d'utilisation (canal, demande de capacité des utilisateurs, interférence) fait fluctuer les besoins en puissance de transmission et donc le niveau d'interférence généré. Un des problèmes majeur pointé par cette étude est donc la prédiction des interférences.

Pour améliorer la prédictibilité des interférences dans un réseau cellulaire, les contributions de ce chapitre se résument par :

- L'introduction d'un environnement de travail modulaire, conçu pour les systèmes dynamique. Cet environnement permet de définir plusieurs types de modèles, en fonction des observations possibles.
- La définition de modèles d'évolution pouvant servir à la prédiction des canaux, des puissances et des interférences.
- L'optimisation d'un compromis entre l'adaptabilité du système et la prédictibilité des interférences, grâce à l'utilisation du contrôle prédictif.
- La démonstration par simulation de l'efficacité de ce système, via l'exemple d'un système simple composé de deux stations et deux mobiles, afin de bien visualiser l'impacte des décisions prises.

Afin de permettre une meilleure allocation de ressources distribuée, nous avons cherché à définir un système où l'allocation de puissance suit un modèle prédéterminé. Ainsi, l'interférence qu'il génère peut elle aussi avoir un aspect prédictif, sans communications entre les stations de base. La méthode proposée est modulaire et permet d'être adaptée, en fonction des besoins et des connaissances du réseau.

Conclusions et perspectives

Cette thèse avait pour objet l'étude d'algorithmes distribués de gestion de ressources pour les réseaux cellulaires de quatrième génération. Nous nous sommes intéressés à des problématiques conjointes MAC/PHY en associant des algorithmes d'allocations de ressources et de puissance à l'évaluation des performances de la couche PHY. Dans ce domaine, de nombreux compromis sont à réaliser et nous avons présenté des études multi-objectives, notamment via le compromis entre efficacité et équité, ou encore le compromis entre efficacité et énergie consommée.

Les réseaux 4G tendent à utiliser les ressources spectrales disponibles dans l'espace de façon très dense, par une multiplication du nombre de stations de base, ainsi que par une réutilisation spatiale agressive de la bande passante. Les interférences, créées par l'utilisation d'une même ressource radio (en temps et en fréquence) par deux communications proches, constituent la principale limitation de capacité des réseaux cellulaires, en particulier dans les milieux urbains. Afin de limiter ces interférences, nous avons étudié deux approches algorithmiques décentralisées, en lien avec le concept de SON.

Dans une première partie, nous avons étudié les performances de CoMP, qui permet l'émission conjointe des signaux par plusieurs stations de base voisines. Cette technologie, prévue dans les standards LTE-A [20], a un bon potentiel de gain en performance, car il permet la combinaison de deux éléments : premièrement, il permet d'augmenter la puissance du signal utile en réception, par l'utilisation du traitement d'antennes ou de la diversité. Deuxièmement, l'utilisation d'une station de base supplémentaire évite que celle-ci ne soit une source d'interférence pour le mobile servi. Ce double gain permet aux utilisateurs de bord de cellule d'améliorer leur qualité de transmission.

Dans le chapitre 2, nous avons effectué un état de l'art des technologies CoMP présentées dans la littérature. Il existe deux catégories de coopération entre les stations de base : au niveau MAC, lorsque les stations se coordonnent pour éviter les interférences entre elles, ou au niveau PHY lorsqu'elles mettent en commun leurs antennes et ressources afin de créer un réseau d'antennes distribuées. Nous avons vu qu'il s'agit principalement de techniques adaptées des technologies MIMO déjà existantes. La difficulté réside alors dans la mise en place de ces techniques. Pour qu'elles soient performantes, celles-ci requièrent un partage de données entre elles et une synchronisation des transmissions. L'évaluation des performances, dans des contextes réalistes, est également un sujet de recherche ouvert.

Dans le chapitre 3, nous avons évalué les performances de l'utilisation d'une technique de coopération de BS type CoMP boucle ouverte, qui permet le traitement conjoint des signaux

émis pour un utilisateur, sans avoir la connaissance exacte des coefficients de canaux. Les performances ont été évaluées en termes de capacité uniforme : il s'agit d'une capacité surfacique où chaque *région* ou utilisateur d'une cellule obtient une capacité identique. Une telle équité a été atteinte par le partage de la bande passante totale, en fonction de la qualité de signal des chaque utilisateur. L'utilisation de CoMP, comparée aux techniques de réutilisation spatiale de ressources classiques, permet de se passer de toute planification. Ainsi, cette approche est particulièrement avantageuse pour les réseaux denses aux conditions de propagation difficilement prévisibles, comme en milieu urbain. Il y a cependant un compromis à effectuer entre l'utilisation d'une ressource sur plusieurs cellules (facteur de coût en ressources) et le gain en performance que la coopération apporte. Nous avons vu que CoMP permet d'obtenir une augmentation de la capacité uniforme, en particulier dans le cas où les effets de masque sont importants, grâce à la macro-diversité.

Dans le chapitre 4, nous avons cherché à utiliser des hypothèses plus réalistes pour l'évaluation des performances. Premièrement, nous avons considéré un modèle incluant la présence d'évanouissement et introduit l'utilisation de la capacité utile. Nous avons également relâché la contrainte d'équité absolue, afin de proposer un compromis entre l'efficacité et l'équité dans le réseau. Nous nous sommes intéressés aux méthodes de sélection des ensembles de coopération à utiliser pour les mobiles. Dans un premier temps, nous avons étudié, de manière statistique, quel est le nombre optimal de BS à faire coopérer afin d'améliorer les performances d'un mobile isolé (en incluant le facteur de coût en ressources). Cette étude a été également étendue au cas d'utilisation de multiples antennes par BS et par mobile. Dans un second temps, nous avons étudié comment associer plusieurs stations de bases dans le contexte de plusieurs mobiles par cellules, afin de prendre en compte simultanément la qualité du lien et l'ordonnancement des ressources. Nous avons montré que CoMP est particulièrement performant lorsque l'équité requise dans le réseau est élevée, lorsque la qualité de service requise est forte (faible taux de coupure) et lorsque les conditions de propagations sont perturbées par les effets de masque. Ici encore, cela s'explique principalement par l'apport de macro-diversité.

Plusieurs axes de recherches sont encore à explorer, et cela explique le retard que CoMP a pris dans le processus de standardisation. D'une part, dans le cas de l'utilisation de simple macro-diversité, les gains en performances sont relativement faibles. On peut s'attendre à ce que la communauté scientifique se focalise sur des techniques de MIMO distribuées en boucle fermée [27, 35], afin de maximiser l'efficacité spectrale des communications, au prix de plus fortes contraintes au niveau du système. Pour effectuer un MIMO distribué efficace, une synchronisation très fine (de l'ordre de la phase) est nécessaire. La complexité des allocations de ressources pose également un problème : la récupération des informations sur le canal et le temps de calcul d'une solution optimale peuvent être long comparés à l'évolution des canaux. D'autre part, la mise en place de la coordination entre les cellules reste un problème ouvert. Dans la littérature, il existe peu de travaux ou de protocoles dédiés à l'association de stations de base. Dans les chapitres 3 et 4, nous avons proposé un critère d'association de BS, mais nous n'avons pas pris en compte les difficultés d'ordonnancement ni l'aspect protocolaire de l'association de ces BS entre elles. Au niveau de l'ordonnancement, les BS doivent en effet posséder des ressources *disponibles* à utiliser vers les mobiles utilisant CoMP. Un consensus doit être trouvé

afin que toutes les stations de l'ensemble de coopération utilisent les mêmes ressources. Peu d'expérimentations ont pour l'heure été mises au point, et celles-ci permettraient de clarifier les problèmes réels d'implémentation liés à l'utilisation de CoMP.

Dans une seconde partie, nous nous sommes intéressés plus particulièrement aux méthodes d'allocation de ressources et de puissance, avec pour objectif la minimisation de la puissance d'émissions. Nous avons étudié les algorithmes décentralisés, qui ont en général une complexité moindre et permettent un passage à l'échelle pour les réseaux denses. Ces algorithmes s'inscrivent dans la catégorie des réseaux auto-organisés, et ont pour but de répartir les ressources entre les cellules avec un minimum de communications entre elles.

Dans le chapitre 5, nous avons proposé un état de l'art des différentes techniques d'allocation distribuées de ressources et de puissance existantes. Nous avons en particulier distingué plusieurs classes de problèmes :

- le cas d'une unique ressource, sur laquelle le contrôle de puissance est effectué de manière distribuée. Le problème principal est la convergence des niveaux de puissance de chacun des émetteurs.
- le cas du partage simultané de ressources et de puissance. C'est un problème d'optimisation non résolu, en particulier dans le cas de multiple cellules.

Différentes techniques, notamment liées à la théorie de jeux, à l'optimisation stochastique ou la théorie du contrôle offrent des cadres de travail prometteurs.

Dans le chapitre 6, nous avons étudié l'utilisation d'un algorithme stochastique distribué afin de faire un contrôle de puissance et une sélection du vecteur de précodage. Nous avons utilisé l'échantillonneur de Gibbs, qui permet de sélectionner aléatoirement un état à chaque mise à jour d'un nœud du système, pour pouvoir converger vers la solution optimale d'un problème non convexe. Nous avons été capables de formuler un problème d'optimisation permettant une amélioration conjointe de la capacité totale, de l'équité et de la consommation électrique d'un réseau, à travers une utilité (l'énergie globale) relativement simple. La formulation mathématique de l'énergie globale est toutefois une limitation de cette méthode, qui ne permet pas l'utilisation de n'importe quelle fonction de coût. Nous avons déjà détaillé certaines limitations de cette technique au cours du chapitre 6. L'échantillonneur de Gibbs, comme bien d'autres techniques, repose sur la connaissance de certaines informations du système, ainsi que sur des scénarios statiques.

Dans le chapitre 7 nous avons proposé un cadre de travail particulièrement adapté aux milieux dynamiques, et en l'absence de toute communication entre les BS. L'objectif était alors de minimiser la puissance de transmission sous contrainte de critères de capacité. La technique utilisée est issue du domaine de l'automatique et de la théorie du contrôle. L'objectif était de pouvoir construire un modèle de connaissance *a priori* du système, basé sur des informations locales. L'utilisation d'un modèle de contrôle prédictif et la poursuite de cibles permet alors de prédire avec précision le comportement des autres BS et donc des interférences que les mobiles vont mesurer. Un compromis entre prédictibilité et adaptabilité du système s'impose alors : d'un côté, cela permet de parfaitement dimensionner les transmissions du réseau, d'un autre, la recherche exacte de la capacité ciblée. Le système global est montré comme étant

non linéaire (notamment à cause de l'allocation de ressources et de puissance par le water-filling), et ne permet pas directement d'appliquer les formulations classiques de convergence. Nous avons cependant étudié le comportement d'un tel système par simulation et conclu qu'il permet d'obtenir de meilleurs compromis capacité-énergie que les algorithmes distribués sans modèles prédictifs ni contrôle par trajectoires.

L'utilisation de l'automatique et de la théorie du contrôle dans l'allocation de ressources et de puissance est à mon avis une piste de recherche intéressante. Notamment parce qu'elle apporte un grand nombre de travaux et de modèles théoriques développés pour d'autres applications. Bien que cette thématique, appliquée aux réseaux sans-fils ait eu un intérêt lors de l'utilisation du CDMA, son utilisation pour les technologies MIMO/OFDMA peut également être importante. L'un des grands avantages de ces techniques est la possibilité de décentraliser beaucoup d'approches, ce qui est fondamental dans les réseaux 4G, mais également de pouvoir s'assurer de la convergence des systèmes, et offrir une prédictibilité aux ordonnanceurs. Dans la suite directe des travaux présentés dans le chapitre 7, l'apport d'un formalisme plus théorique et des preuves de convergences permettraient d'établir clairement les propriétés de l'algorithme utilisé. Notamment une étude locale autour du point d'équilibre par linéarisation est facile à mener. Cependant dans un contexte dynamique, l'étude d'un tel système se complexifie. L'étude de la rapidité de la stabilité des solutions apportées, vis à vis de la variabilité des canaux et de la demande des utilisateurs doit être précisée. L'application de la poursuite de cibles des puissances et la prédiction des canaux peuvent également être étendus à l'utilisation de multiples antennes, afin d'accroître les performances du système, cependant, le nombre de variables à suivre augmente également. Un compromis avec la complexité sera probablement à déterminer. L'utilisation de boucles de retours *complémentaires* entre les BS peuvent être ajoutées au modèle, afin de pouvoir partager certaines décisions, notamment lorsque l'ordonnanceur souhaite une allocation trop différente du modèle prédictif.

A

Annexes

A.1 Démonstration de la formule (4.9)

Commençons par intégrer la densité de probabilité d'une somme généralisée de variables aléatoires $H_n, n \in \mathcal{N}$ suivant une loi de Khi-2 d'ordre 2 et de moyenne P_n , cf.(4.8), nous obtenons :

$$\begin{aligned} \mathbb{P}\left(\sum_{n \in \mathcal{N}} H_n > x\right) &= \int_{u=x}^{\infty} \sum_{n \in \mathcal{N}} \frac{e^{-u/P_n}}{P_n \prod_{j \in \mathcal{N}, j \neq n} \left(1 - \frac{P_j l_{j,i}}{P_n}\right)} du \\ &= \sum_{n \in \mathcal{N}} \frac{\int_{u=x}^{\infty} e^{-u/P_n} / P_n du}{\prod_{j \in \mathcal{N}, j \neq n} \left(1 - \frac{P_j l_{j,i}}{P_n}\right)} \\ &= \sum_{n \in \mathcal{N}} \frac{e^{-x/P_n}}{\prod_{j \in \mathcal{N}, j \neq n} \left(1 - \frac{P_j l_{j,i}}{P_n}\right)} \end{aligned} \quad (\text{A.1})$$

En utilisant (4.6) comme SINR, en notant $H_{b,i} = P_b l_{b,i} |\Phi_{b,i}|^2, \forall b, i$. nous pouvons, via le même raisonnement que dans [72], déduire la probabilité de succès d'atteindre un SINR cible γ_{th} pour un lien MISO distribué dont les $H_{b,i}$ sont des Khi-2 d'ordre 2 indépendantes de moyenne $P_b l_{b,i}$:

$$\begin{aligned} P_\gamma^{suc}(\gamma_{th}, \mathcal{N}) &= \mathbb{P}(\gamma(\mathcal{N}) > \gamma_{th}) \\ &= \mathbb{P}\left(\frac{\sum_{n \in \mathcal{N}} H_{n,i}}{\sum_{k \notin \mathcal{N}} H_{k,i} + \sigma_z^2} > \gamma_{th}\right) \\ &= \mathbb{P}\left(\sum_{n \in \mathcal{N}} H_{n,i} > \gamma_{th} \left(\sum_{k \notin \mathcal{N}} H_{k,i} + \sigma_z^2\right)\right) = \\ &= \int_0^\infty \dots \int_0^\infty \mathbb{P}\left(\sum_{n \in \mathcal{N}} H_{n,i} > \gamma_{th} \left(\sum_{k \notin \mathcal{N}} t_k + \sigma_z^2\right)\right) \prod_{k \notin \mathcal{N}} \frac{e^{-\frac{t_k}{P_k l_{k,i}}}}{P_k l_{k,i}} dt_k \end{aligned} \quad (\text{A.2})$$

En utilisant (A.1) dans (A.2), on obtient

$$\begin{aligned}
P_\gamma^{suc}(\gamma_{th}, \mathcal{N}) &= \int_0^\infty \cdots \int_0^\infty \sum_{n \in \mathcal{N}} \frac{e^{-\gamma_{th}(\sum_{k \notin \mathcal{N}} t_k + \sigma_z^2)/(P_n l_{n,i})}}{\prod_{j \in \mathcal{N}, j \neq n} (1 - \frac{P_j l_{j,i}}{P_n l_{n,i}})} \prod_{k \notin \mathcal{N}} \frac{e^{-\frac{t_k}{P_k l_{k,i}}}}{P_k l_{k,i}} dt_k \\
&= \sum_{n \in \mathcal{N}} \frac{e^{-\gamma_{th} \sigma_z^2 / P_n l_{n,i}}}{\prod_{j \in \mathcal{N}, j \neq n} (1 - \frac{P_j l_{j,i}}{P_n l_{n,i}})} \prod_{k \notin \mathcal{N}} \int_{t_k=0}^\infty \frac{e^{-t_k(\gamma_{th}/(P_n l_{n,i}) + 1/P_k l_{k,i})}}{P_k l_{k,i}} dt_k \\
&= \sum_{n \in \mathcal{N}} e^{-\frac{\gamma_{th} \sigma_z^2}{P_n l_{n,i}}} \prod_{j \in \mathcal{N}, j \neq n} \frac{1}{1 - \frac{P_j l_{j,i}}{P_n l_{n,i}}} \prod_{k \notin \mathcal{N}} \frac{1}{(1 + \gamma_{th} \frac{P_k l_{k,i}}{P_n l_{n,i}})} \quad (A.3)
\end{aligned}$$

La probabilité de coupure $P_\gamma^{out}(\gamma_{th}, \mathcal{N}) = 1 - P_\gamma^{suc}(\gamma_{th}, \mathcal{N})$ donne (4.9).

A.2 Répartition de ressources équitable

L' α -fairness est définie par l'équation (4.24). Pour le cas où $\alpha \neq 1$, soit $\varphi(w)$ l'utilité de l' α -fairness, w le vecteur d'allocation de ressources dans la cellule. Pour la lisibilité, notons $c_i = a(\gamma_i(N_i))$. Contraint par (4.27), nous pouvons écrire, $\forall i, \forall j$:

$$\begin{aligned}
\varphi(w) &= \sum_{i \neq j} \frac{(c_i w_i)^{1-\alpha}}{1-\alpha} + \frac{(c_j w_j)^{1-\alpha}}{1-\alpha} \\
&= \sum_{i \neq j} \frac{(c_i w_i)^{1-\alpha}}{1-\alpha} + \frac{c_j^{1-\alpha}}{1-\alpha} (W_t - \sum_{i \neq j} w_i)^{1-\alpha} \quad (A.4)
\end{aligned}$$

Nous appliquons la dérivé partielle de $\varphi(w)$ par rapport à w_i , la bande passante alloué à i .

$$\begin{aligned}
\frac{\partial \varphi(w)}{\partial w_i} &= c_i^{1-\alpha} w_i^{-\alpha} - c_j^{1-\alpha} (W_t - \sum_{i \neq j} w_i)^{-\alpha} \\
&= c_i^{1-\alpha} w_i^{-\alpha} - c_j^{1-\alpha} w_j^{-\alpha} \quad (A.5)
\end{aligned}$$

Pour respecter la contrainte de l' α -fairness, nous devons maximiser $\varphi(w)$ et donc, pour tout i , avoir $\frac{\partial \varphi(w)}{\partial w_i} = 0$. De (A.5), nous déduisons :

$$c_i^{1-\alpha} w_i^{-\alpha} = c_j^{1-\alpha} w_j^{-\alpha}, \quad (A.6)$$

pour tout utilisateur i et j de la cellule, c'est à dire :

$$w_j = w_i \left(\frac{c_j}{c_i} \right)^{\frac{1-\alpha}{\alpha}}, \quad (A.7)$$

En considérant (4.27) et (A.7), nous pouvons écrire :

$$\sum_{j=1}^M w_j = \sum_{j=1}^M w_i \left(\frac{c_j}{c_i} \right)^{\frac{1-\alpha}{\alpha}} = W_t, \quad (A.8)$$

Donc pour tout i , nous avons :

$$w_i = W_t \frac{c_i^{\frac{1-\alpha}{\alpha}}}{\sum_{j=1}^M (c_j^{\frac{1-\alpha}{\alpha}})} \quad (\text{A.9})$$

De (A.5), et en appliquant un raisonnement similaire, la dérivé seconde de $\varphi(w)$ est :

$$\frac{\partial^2 \varphi(w)}{\partial w_i^2} = -\alpha (c_i^{1-\alpha} w_i^{-1-\alpha} + c_M^{1-\alpha} w_M^{-1-\alpha}) \quad (\text{A.10})$$

Dans notre cas, $\forall i$, c_i , w_i et α sont strictement positifs. Donc de (A.10), $\frac{\partial^2 \varphi(w)}{\partial w_i^2} < 0, \forall i$. $\varphi(w)$ est concave, et si il existe un maximum, celui est unique.

A.3 Preuve de la minimisation de \mathcal{E}_i^{STC}

Lors de l'utilisation de l'échantillonneur de Gibbs pour sélection l'ensemble de coopération \mathcal{B}_i pour l'utilisateur i , nous avons à minimiser l'énergie locale \mathcal{E}_i^{STC} (6.26) :

$$\mathcal{E}_i^{STC} = \frac{\sum_{b \in \mathcal{B}_j, j \neq i} P_{b,j} |h_{b,i}|^2 + \sigma_z^2}{\sum_{b \in \mathcal{B}_i} P_{b,i} |h_{b,i}|^2} + \sum_{j \neq i} \frac{\sum_{b \in \mathcal{B}_i} P_{b,i} |h_{b,j}|^2}{\sum_{b \in \mathcal{B}_j} P_{b,j} |h_{b,j}|^2} \quad (\text{A.11})$$

L'optimisation est conduite sur les paramètres \mathcal{B}_i et $P_{b,i}, b \in \mathcal{B}_i$. Les autres composantes de l'énergie locale sont constants et connus. Nous réécrivons alors cette énergie locale sous la forme :

$$\mathcal{E}_i^{STC} = \frac{1}{\sum_{b \in \mathcal{B}_i} P_{b,i} A_{b,i}} + \sum_{b \in \mathcal{B}_i} P_{b,i} B_{b,i} , \quad (\text{A.12})$$

où $A_{b,i} = \frac{|h_{b,i}|^2}{\sigma_z^2 + \sum_{j \neq i} \sum_{b \in \mathcal{B}_j} P_{b,j} |h_{b,i}|^2}$, et $B_{b,i} = \sum_{j \neq i} \frac{|h_{b,j}|^2}{\sum_{b \in \mathcal{B}_j} P_{b,j} |h_{b,j}|^2}$ dépendent seulement de b pour un mobile i et sont strictement positifs.

Proposition 2 Pour tout ensemble \mathcal{B}_i , la minimisation de (A.12) a pour solution un vecteur de puissance P^* dont une unique composante b^* est non-nulle, avec $b^* = \arg \min_b \frac{B_{b,i}}{A_{b,i}}$.

Preuve : Prenons un vecteur P^t avec plusieurs composantes non nulles. Notons b^* l'indice de P^t tel que

$$b^* = \arg \min_b \frac{B_{b,i}}{A_{b,i}} \quad (\text{A.13})$$

Considérons maintenant un vecteur P^* tel que :

$$P_{b^*,i}^* = P_{b^*,i} + \sum_{b \neq b^*} \frac{A_{b,i}}{A_{b^*,i}} P_{b,i} \quad (\text{A.14})$$

$$P_{b,i}^* = P_{b,i}, \forall b \neq b^*. \quad (\text{A.15})$$

Notons que (A.14) est de telle sorte que :

$$\sum_{b \in \mathcal{B}_i} P_u(b) A_{b,i} = P_{b^*,i}^* A_{b^*,i} = \sum_{b \in \mathcal{B}_i} P_{b,i}^* A_{b,i} \quad (\text{A.16})$$

Ce qui signifie que le SINR obtenu par la coopération des stations avec le vecteur P^t est le même que sans coopération en utilisation P^* . Regardons désormais le niveau d'interférences généré sur les utilisateurs du voisinage.

$$\begin{aligned} \sum_{b \in \mathcal{B}_i} P_{b,i}^* B_{b,i} &= 0 + P_{b^*,i}^* B_{b^*,i} \\ &= P_{b^*,i}^* B_{b^*,i} + \sum_{i \neq b^*} \frac{B_{b^*,i} A(i,i)}{A_{b^*,i}} P_{b,i} \end{aligned} \quad (\text{A.17})$$

D'après (A.13), nous avons $\frac{B_{b^*,i}}{A_{b^*,i}} \leq \frac{B_{b,i}}{A(i,i)}$, $\forall i$. Nous en déduisons :

$$\sum_{b \in \mathcal{B}_i} P_{b,i}^* B_{b,i} \leq P_{b^*,i}^* B_{b^*,i} + \sum_{i \neq b^*} \frac{B_{b,i} A(i,i)}{A(i,i)} P_{b,i} \quad (\text{A.18})$$

$$\sum_{b \in \mathcal{B}_i} P_{b,i}^* B_{b,i} \leq P_{b^*,i}^* B_{b^*,i} + \sum_{i \neq b^*} B_{b,i} P_{b,i} \quad (\text{A.19})$$

$$\sum_{b \in \mathcal{B}_i} P_{b,i}^* B_{b,i} \leq \sum_{i \in \mathcal{B}_i} P_{b,i} B_{b,i} \quad (\text{A.20})$$

Ce qui nous amène à la conclusion que

$$\mathcal{E}_u(P^*) \leq \mathcal{E}_u(P). \quad (\text{A.21})$$

Cela signifie que pour toute coopération de stations de base \mathcal{B}_i utilisant les puissances $P_{b,i}$, $\forall b \in \mathcal{B}_i$, il existe une station de base $b^* \in \mathcal{B}_i$ qui, utilisée avec une puissance $P_{b^*,i}^* > 0$ permet de réduire l'énergie locale.

La puissance optimale à utiliser sur b^* est $P_{b^*,i}^* = \sqrt{\frac{B_{b,i}}{A_{b,i}}}$. La preuve est immédiate lorsque l'on minimise $\frac{1}{P_{b^*,i}^* A_{b,i}} + P_{b^*,i}^* B_{b,i}$.

A.4 Utilisation d'un filtre de Kalman étendu

Comme mentionné précédemment, le canal h et les puissances P sont dotés de modèles de prédiction dépendant des leurs états précédents. Ces modèles ne sont pas nécessairement identiques. Pour un canal et une puissance de transmission quelconque, notons le modèle utilisé :

$$\mathbf{h}(n) = f_h(\mathbf{h}(n-1), w_h(n)) \quad (\text{A.22})$$

$$\mathbf{P}(n) = f_P(\mathbf{P}(n-1), w_P(n)) \quad (\text{A.23})$$

avec $\mathbf{h}(n-1) = [h(n-1), \dots, h(n-N_h+1)]^T$, $\mathbf{P}(n-1) = [P(n-1), \dots, P(n-N_P+1)]^T$, $w_h(n)$ et $w_P(n)$ sont, respectivement, l'innovation apporté au modèle de canal et de puissance au temps n .

Le vecteur d'état de notre système généralisé est donc composé de l'ensemble des J canaux d'interférence et des J puissances de transmission, et est associé à une fonction de transfert F .

$$\mathbf{x}(n) = \begin{bmatrix} \mathbf{h}_1(n) \\ \vdots \\ \mathbf{h}_J(n) \\ \mathbf{P}_1(n) \\ \vdots \\ \mathbf{P}_J(n) \end{bmatrix} = F \left(\begin{bmatrix} \mathbf{h}_1(n-1) \\ \vdots \\ \mathbf{h}_J(n-1) \\ \mathbf{P}_1(n-1) \\ \vdots \\ \mathbf{P}_J(n-1) \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} w_{h,1}(n) \\ \vdots \\ w_{h,J}(n) \\ w_{P,1}(n) \\ \vdots \\ w_{P,J}(n) \end{bmatrix} \right) = F(\mathbf{x}(n-1), \mathbf{w}(n)). \quad (\text{A.24})$$

L'observation est un vecteur qui dépend de l'état du système, mais ne le représente pas nécessairement directement. Dans le cas d'une observation non-linéaire, elle est représentée par

$$\mathbf{y}(n) = H(\mathbf{x}(n), \mathbf{v}(n)) \quad (\text{A.25})$$

où \mathbf{v} est le vecteur d'erreur de mesure.

Le filtre de Kalman généralisé utilise une linéarisation du modèle, autour de l'état courant. Pour cela, nous utilisons les dérivées partielles des fonctions F et H par rapport aux variables du système. Définissons les matrices Jacobiennes suivantes :

- \mathbf{A} est la matrice Jacobienne des dérivés partielles de F par rapport à \mathbf{x}

$$\mathbf{A}_{[i,j]} = \frac{\partial F_{[i]}}{\partial \mathbf{x}_{[j]}}(\hat{\mathbf{x}}(n-1), \mathbf{0}) \quad (\text{A.26})$$

- \mathbf{W} est la matrice Jacobienne des dérivés partielles de F par rapport à \mathbf{w}

$$\mathbf{W}_{[i,j]} = \frac{\partial F_{[i]}}{\partial \mathbf{w}_{[j]}}(\hat{\mathbf{x}}(n-1), \mathbf{0}) \quad (\text{A.27})$$

- \mathbf{H} est la matrice Jacobienne des dérivés partielles de H par rapport à \mathbf{x}

$$\mathbf{H}_{[i,j]} = \frac{\partial H_{[i]}}{\partial \mathbf{x}_{[j]}}(\hat{\mathbf{x}}(n-1), \mathbf{0}) \quad (\text{A.28})$$

- \mathbf{V} est la matrice Jacobienne des dérivés partielles de H par rapport à \mathbf{v}

$$\mathbf{V}_{[i,j]} = \frac{\partial H_{[i]}}{\partial \mathbf{v}_{[j]}}(\hat{\mathbf{x}}(n-1), \mathbf{0}) \quad (\text{A.29})$$

La phase d'estimation *a priori* du filtre de Kalman étendu est faite par les équations suivantes [142] :

$$\tilde{\mathbf{x}}(n) = F(\hat{\mathbf{x}}(n-1), \mathbf{0}) \quad (\text{A.30})$$

$$\tilde{\mathbf{P}}(n) = \mathbf{A}(n)\mathbf{P}(n-1)\mathbf{A}^T(n) + \mathbf{W}(n)\mathbf{Q}(n-1)\mathbf{W}^T(n) \quad (\text{A.31})$$

La phase de correction de l'estimation, basée sur les mesures se fait par :

$$\mathbf{K}(n) = \tilde{\mathbf{P}}(n)\mathbf{H}^T(n) \left(\mathbf{H}(n)\tilde{\mathbf{P}}(n)\mathbf{H}^T(n) + \mathbf{V}(n)\mathbf{R}(n)\mathbf{V}^T(n) \right)^{-1} \quad (\text{A.32})$$

$$\hat{\mathbf{x}}(n) = \tilde{\mathbf{x}}(n) + \mathbf{K}(n) (\mathbf{y}(n) - H(\tilde{\mathbf{x}}(n), \mathbf{0})) \quad (\text{A.33})$$

$$\hat{\mathbf{P}}(n) = (\mathbf{I} - \mathbf{K}(n)\mathbf{H}(n))\tilde{\mathbf{P}}(n) \quad (\text{A.34})$$

A.5 Calcul de l'accélération optimale

L'utilité à minimiser est la suivante :

$$U(\mathbf{a}) = \sum_k (\mathbf{R}_k - \mathbf{P}_k)^T (\mathbf{R}_k - \mathbf{P}_k) + \mu_a \mathbf{a}_k^T \mathbf{a}_k \quad (\text{A.35})$$

Selon le modèle de trajectoire défini, pour chaque ressource k , les puissances futures s'écrivent

$$\begin{cases} P_k(n+1) = P_k(n) + \dot{P}_k(n) + \frac{1}{2}a_k(n) \\ P_k(n+2) = P_k(n+1) + \dot{P}_k(n+1) + \frac{1}{2}a_k(n+1) \\ \quad = P_k(n) + 2\dot{P}_k(n) + \frac{3}{2}a_k(n) + \frac{1}{2}a_k(n+1) \\ \quad \dots \\ P_k(n+N) = P_k(n) + T\dot{P}_k(n) + \sum_{t=1}^N \frac{1}{2}(2t-1)a_k(n+N-t) \end{cases}$$

donc

$$\mathbf{P}_k = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ \vdots \\ 1 \end{bmatrix} P_k(n) + \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \\ \vdots \\ N \end{bmatrix} \dot{P}_k(n) + \frac{1}{2} \underbrace{\begin{bmatrix} 1 & 0 & \dots & 0 \\ 3 & 1 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 2N-1 & 2(N-1)-1 & \dots & 1 \end{bmatrix}}_{\mathbf{W}} \begin{bmatrix} a_k(n) \\ a_k(n+1) \\ \vdots \\ a_k(n+N-1) \end{bmatrix} \quad (\text{A.36})$$

L'eq. (7.47) peut se réécrire ainsi :

$$\min_{\mathbf{a}} U(\mathbf{a}) = \sum_k (\epsilon_k - \mathbf{W}\mathbf{a}_k)^T (\epsilon_k - \mathbf{W}\mathbf{a}_k) + \mu_a \mathbf{a}_k^T \mathbf{a}_k \quad (\text{A.37})$$

$$= \epsilon_k^T \epsilon_k - \epsilon_k^T \mathbf{W}\mathbf{a}_k - (\mathbf{W}\mathbf{a}_k)^T \epsilon_k + (\mathbf{W}\mathbf{a}_k)^T (\mathbf{W}\mathbf{a}_k) + \mu_a \mathbf{a}_k^T \mathbf{a}_k \quad (\text{A.38})$$

$$= \epsilon_k^T \epsilon_k - \epsilon_k^T \mathbf{W}\mathbf{a}_k - \mathbf{a}_k^T \mathbf{W}^T \epsilon_k + \mathbf{a}_k^T (\mathbf{W}^T \mathbf{W} + \mu_a \mathbf{I}_N) \mathbf{a}_k \quad (\text{A.39})$$

où $\epsilon_k = \mathbf{R}_k - \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ \vdots \\ 1 \end{bmatrix} P_k(n) - \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \\ \vdots \\ N \end{bmatrix} \dot{P}_k(n)$ est la différence entre la trajectoire désirée et celle

qui aurait lieu sans accélération (inertie) \mathbf{W} est une matrice constante qui ne dépend que de l'horizon N . ϵ est une donnée connue de cette optimisation.

En annulant la dérivé partielle de l'utilité $U(\mathbf{a})$ par rapport à \mathbf{a}_k , on obtient :

$$\frac{\partial U(\mathbf{a})}{\partial \mathbf{a}_k} = -2\epsilon_k^T \mathbf{W} + 2\mathbf{a}_k^T (\mathbf{W}^T \mathbf{W} + \mu_a \mathbf{I}_N) = 0 \quad (\text{A.40})$$

Note qu'il est aisé de vérifier que la seconde dérivée est positive. L'accélération optimale est donc donnée par :

$$\mathbf{a}_k = (\mathbf{W}^T \mathbf{W} + \mu_a \mathbf{I}_N)^{-1} \mathbf{W}^T \epsilon_k \quad (\text{A.41})$$

Bibliographie

- [1] C. E. Shannon. A mathematical theory of communication. *Bell system technical journal*, 27, 1948.
- [2] A. Goldsmith. *Wireless Communications*. Cambridge University Press (CUP), U.K., 2005.
- [3] Emre Telatar. Capacity of multi-antenna gaussian channels. *European Transactions on Telecommunications*, 10(6) :585–595, 1999.
- [4] Y Song and SD Blostein. MIMO channel capacity in co-channel interference. In *Proc, 21st Biennial Symposium on Communication*, pages 220–224, Kingston, Canada, Jan 2002.
- [5] Siavash M. Alamouti. A simple transmit diversity technique for wireless communications. *Selected Areas in Communications, IEEE Journal on*, 16(8) :1451–1458, October 1998.
- [6] A. L. Moustakas, S. H. Simon, and A. M. Sengupta. Mimo capacity through correlated channels in the presence of correlated interferers and noise : a (not so) large n analysis. 49(10) :2545–2561, 2003.
- [7] 3GPP TS 36.211 : "Evolved Universal Terrestrial Radio Access (E-UTRA); Physical Channels and Modulation", v10.3.0, sept. 2011.
- [8] A. D. Wyner. Shannon-theoretic approach to a gaussian cellular multiple-access channel. *Information Theory, IEEE Transactions on*, 40(6) :1713–1727, Nov. 1994.
- [9] N.A. Letzepis. *Gaussian cellular multiple access channels*. PhD thesis, University of South Australia, December 2005.
- [10] S. Chatzinotas, M. A. Imran, and C. Tzaras. The effect of user distribution on a linear cellular multiple-access channel. In *Proc. Third International Conference on Communications and Networking in China (ChinaCom) 2008*, pages 95–99, Aug. 25–27 2008.
- [11] Virgile Garcia, Nikolai Lebedev, and Jean-Marie Gorce. Capacity outage probability for multi-cell processing under rayleigh fading. *Communications Letters, IEEE*, 15(8) :801–803, august 2011.
- [12] V. Garcia, N. Lebedev, and J-M. Gorce. Model predictive control for smooth uncoordinated power adaptation in multi-channel wireless cellular networks. In *Wireless Communications and Networking Conference (WCNC), 2012 IEEE*, Paris, April 2012.

- [13] V. Garcia, C Chen, N. Lebedev, and J-M. Gorce. Self-optimized precoding and power control in cellular networks. In *Proc. IEEE 22th Int Personal, Indoor and Mobile Radio Communications Symposium*, 2011.
- [14] V. Garcia, N. Lebedev, and J-M. Gorce. Capacity-fairness trade-off using coordinated multi-cell processing. In *Vehicular Technology Conference (VTC Fall), 2011 IEEE*, pages 1–5, sept. 2011.
- [15] V. Garcia, N. Lebedev, and J-M. Gorce. Joint coordinated multicell processing and mimo : Selection of base stations and gain. In *6th International ICST Conference on Cognitive Radio Oriented Wireless Networks and Communications (accepted)*, 2011.
- [16] V. Garcia, N. Lebedev, and J-M. Gorce. Multi-cell processing for uniform capacity improvement in full spectral reuse system. In *COGNitive systems with Interactive Sensors*, Paris, France, Nov. 2009. SEE, IET.
- [17] V. Garcia, J-M. Gorce, N. Lebedev, and L. Roulet. Method for setting up a wireless communication and wireless communication system (Alcatel-Lucent et al., European patent No. 11305672.5-1246), 2011.
- [18] M.C. Necker. A graph-based scheme for distributed interference coordination in cellular ofdma networks. In *Vehicular Technology Conference, 2008. VTC Spring 2008. IEEE*, pages 713–718, may 2008.
- [19] 3GPP TR 36.814 :”Evolved Universal Terrestrial Radio Access (E-UTRA) ; Further advancements for E-UTRA physical layer aspects” v9.0.0), 03 2010.
- [20] 3GPP TR 36.819 : ”Coordinated multi-point operation for LTE physical layer aspects (V11.0.0)), 09 2011.
- [21] Mohsen Guizani Yan Zhang, Hsiao-Hwa Chen, editor. *Cooperative Wireless Communications*. Auerbach Publications, 2009.
- [22] Vijay K. Bhargava Ekram Hossain, Dong In Kim, editor. *Cooperative Cellular Wireless Networks*. Cambridge University Press, 2011.
- [23] S.V.Hanly. *Information capacity of radio networks*. PhD thesis, Cambridge University, August 1993.
- [24] S. V. Hanly and P. Whiting. Information theory and the design of multi-receiver networks. In *Proc. IEEE Second Int. Symp. Spread Spectrum Techniques and Applications ISSTA 92*, pages 103–106, 1992.
- [25] S.V. Hanly. Capacity and power control in spread spectrum macrodiversity radio networks. *Communications, IEEE Transactions on*, 44(2) :247–256, feb 1996.
- [26] S. V. Hanly and D. N. C. Tse. Resource pooling and effective bandwidths in cdma networks with multiuser receivers and spatial diversity. *Information Theory, IEEE Transactions on*, 47(4) :1328–1351, 2001.

- [27] D. Gesbert, S. Hanly, H. Huang, S. Shamai Shitz, O. Simeone, and Wei Yu. Multi-cell mimo cooperative networks : A new look at interference. *Selected Areas in Communications, IEEE Journal on*, 28(9) :1380–1408, 2010.
- [28] WiMAX Forum, <http://wimaxforum.org/>.
- [29] IEEE Std 802.16-2009, IEEE Standard for Local and metropolitan area networks - Part 16 : Air Interface for Broadband Wireless Access Systems, 05 2009.
- [30] 3rd Generation Partnership Project”, www.3gpp.org.
- [31] M. Sawahashi, Y. Kishiyama, A. Morimoto, D. Nishikawa, and M. Tanno. Coordinated multipoint transmission/reception techniques for lte-advanced. *IEEE Wireless Comm.*, 17(3) :26–34, June 2010.
- [32] A. L. Stolyar and H. Viswanathan. Self-organizing dynamic fractional frequency reuse in ofdma systems. In *Proc. INFOCOM 2008. The 27th Conf. Computer Communications. IEEE*, pages 691–699, 2008.
- [33] M. C. Necker. Coordinated fractional frequency reuse. In *MSWiM'07 : Proceedings of the 10th ACM Symposium on Modeling, analysis, and simulation of wireless and mobile systems*, pages 296–305, New York, USA, 2007. ACM.
- [34] M. Pischella and J.-C. Belfiore. Weighted sum throughput maximization in multicell ofdma networks. *Vehicular Technology, IEEE Transactions on*, 59(2) :896 –905, feb. 2010.
- [35] H. Dahrouj and Wei Yu. Coordinated beamforming for the multicell multi-antenna wireless system. *Wireless Communications, IEEE Transactions on*, 9(5) :1748 –1759, may 2010.
- [36] R. Zakhour, Z. Ho, and D. Gesbert. Distributed beamforming coordination in multicell mimo channels. In *Vehicular Technology Conference, 2009. VTC Spring 2009. IEEE 69th*, pages 1 –5, april 2009.
- [37] K.M. Rege, K. Balachandran, J.H. Kang, and K. Karakayali. A multi-cell space-time-coded transmission scheme for single frequency networks. In *Personal, Indoor and Mobile Radio Communications, 2008. PIMRC 2008. IEEE 19th International Symposium on*, pages 1 –6, sept. 2008.
- [38] S. Shamai and B.M. Zaidel. Enhancing the cellular downlink capacity via co-processing at the transmitting end. In *53d Vehicular Technology Conference-Spring (VTC'01)*, volume 3, pages 1745–1749, Rhodes, Greece, May 2001.
- [39] M.N. Bacha, J.S. Evans, and S.V. Hanly. On the capacity of mimo cellular networks with macrodiversity. In *Communications Theory Workshop, 2006. Proceedings. 7th Australian*, pages 105 – 109, feb. 2006.

- [40] S. Jing, D. N. C. Tse, J. B. Soriaga, J. Hou, J. E. Smee, and R. Padovani. Multicell downlink capacity with coordinated processing. *EURASIP Journal on Wireless Comm. Networks*, 2008(5) :1–19, 2008.
- [41] Zukang Shen, Runhua Chen, J.G. Andrews, R.W. Heath, and B.L. Evans. Sum capacity of multiuser mimo broadcast channels with block diagonalization. In *Information Theory, 2006 IEEE International Symposium on*, pages 886–890, july 2006.
- [42] O. Somekh, O. Simeone, Y. Bar-Ness, A.M. Haimovich, and S. Shamai. Cooperative multicell zero-forcing beamforming in cellular downlink channels. *Information Theory, IEEE Transactions on*, 55(7) :3206–3219, july 2009.
- [43] M. Costa. Writing on dirty paper (corresp.). *Information Theory, IEEE Transactions on*, 29(3) :439–441, may 1983.
- [44] H. Weingarten, Y. Steinberg, and S. Shamai. The capacity region of the gaussian multiple-input multiple-output broadcast channel. *Information Theory, IEEE Transactions on*, 52(9) :3936–3964, sept. 2006.
- [45] Juyul Lee and N. Jindal. High snr analysis for mimo broadcast channels : Dirty paper coding versus linear precoding. *Information Theory, IEEE Transactions on*, 53(12) :4787–4792, dec. 2007.
- [46] O. Somekh, B.M. Zaidel, and S. Shamai. Sum rate characterization of joint multiple cell-site processing. *Information Theory, IEEE Transactions on*, 53(12) :4473–4497, dec. 2007.
- [47] R. Zakhour and S.V. Hanly. Large system analysis of base station cooperation on the downlink. In *Communication, Control, and Computing (Allerton), 2010 48th Annual Allerton Conference on*, pages 270–277, 29 2010-oct. 1 2010.
- [48] E. Bjornson, R. Zakhour, D. Gesbert, and B. Ottersten. Distributed multicell and multiantenna precoding : Characterization and performance evaluation. In *IEEE GLOBECOM 2009*, pages 1–6, nov. 2009.
- [49] E. Bjornson, R. Zakhour, D. Gesbert, and B. Ottersten. Cooperative multicell precoding : Rate region characterization and distributed strategies with instantaneous and statistical csi. *Signal Processing, IEEE Transactions on*, 58(8) :4298–4310, aug. 2010.
- [50] M. K. Karakayali, G. J. Foschini, and R. A. Valenzuela. Network coordination for spectrally efficient communications in cellular systems. *IEEE Wireless Comm.*, 13(4) :56–61, Aug. 2006.
- [51] Hongyuan Zhang and Huaiyu Dai. Cochannel interference mitigation and cooperative processing in downlink multicell multiuser mimo networks. *EURASIP J. Wirel. Commun. Netw.*, 2004 :222–235, December 2004.

- [52] O. Simeone, O. Somekh, H. V. Poor, and S. Shamai. Downlink multicell processing with limited-backhaul capacity. *EURASIP Journal on Advanced Signal Process*, 2009 :1–10, 2009.
- [53] D.J. Love, Jr. Heath, R.W., W. Santipach, and M.L. Honig. What is the value of limited feedback for mimo channels? *Communications Magazine, IEEE*, 42(10) :54 – 59, oct. 2004.
- [54] Peilu Ding, D.J. Love, and M.D. Zoltowski. Multiple antenna broadcast channels with shape feedback and limited feedback. *Signal Processing, IEEE Transactions on*, 55(7) :3417 –3428, july 2007.
- [55] Kaibin Huang, R.W. Heath, and J.G. Andrews. Limited feedback beamforming over temporally-correlated channels. *Signal Processing, IEEE Transactions on*, 57(5) :1959 –1975, may 2009.
- [56] N. Ravindran and N. Jindal. Limited feedback-based block diagonalization for the mimo broadcast channel. *Selected Areas in Communications, IEEE Journal on*, 26(8) :1473 –1482, october 2008.
- [57] M. Kobayashi, M. Debbah, and J.-C. Belfiore. Outage efficient strategies for network mimo with partial csit. In *Information Theory, 2009. ISIT 2009. IEEE International Symposium on*, pages 249 –253, 28 2009-july 3 2009.
- [58] Jun Zhang, J.G. Andrews, and R.W. Heath. Block diagonalization in the mimo broadcast channel with delayed csit. In *Global Telecommunications Conference, 2009. GLOBECOM 2009. IEEE*, pages 1 –6, 30 2009-dec. 4 2009.
- [59] Younsun Kim, Xun Shao, and Hui Liu. Multi-cell cooperative system with inaccurate channel knowledge. In *Communications (ICC), 2010 IEEE International Conference on*, pages 1 –5, may 2010.
- [60] Junfeng Shi, Tiankui Zhang, Yiqing Zhou, Zhimin Zeng, and Zhenglei Huang. Rate loss caused by limited feedback and channel delay in coordinated multi-point system. In *Vehicular Technology Conference (VTC Spring), 2011 IEEE 73rd*, pages 1 –6, may 2011.
- [61] Jakob Hoydis, Mari Kobayashi, and Mérouane Debbah. On the optimal number of cooperative base stations in network mimo systems. *CoRR*, abs/1003.0332, 2010.
- [62] G. Caire, S.A. Ramprasad, H.C. Papadopoulos, C. Pepin, and C.-E.W. Sundberg. Multiuser mimo downlink with limited inter-cell cooperation : Approximate interference alignment in time, frequency and space. In *Communication, Control, and Computing, 2008 46th Annual Allerton Conference on*, pages 730 –737, sept. 2008.
- [63] Jun Zhang, Runhua Chen, J.G. Andrews, A. Ghosh, and R.W. Heath. Networked mimo with clustered linear precoding. *Wireless Communications, IEEE Transactions on*, 8(4) :1910 –1921, april 2009.

- [64] M. Kamoun and L. Mazet. Base-station selection in cooperative single frequency cellular network. In *Signal Processing Advances in Wireless Communications, 2007. SPAWC 2007. IEEE 8th Workshop on*, pages 1–5, june 2007.
- [65] A. Papadogiannis, D. Gesbert, and E. Hardouin. A dynamic clustering approach in wireless networks with Multi-Cell cooperative processing. In *IEEE International Conference on Communications ICC'08*, pages 4033–4037, Beijing, China, May 2008.
- [66] M.-S. Alouini and A.J. Goldsmith. Area spectral efficiency of cellular mobile radio systems. *Vehicular Technology, IEEE Transactions on*, 48(4) :1047–1066, jul 1999.
- [67] M.K. Karray. Spectral and energy efficiencies of ofdma wireless cellular networks. In *Wireless Days (WD), 2010 IFIP*, pages 1–5, oct. 2010.
- [68] A. Alsawah and I. Fijalkow. Optimal frequency-reuse partitioning for ubiquitous coverage in cellular systems. In *15th European Signal Processing Conference (EUSIPCO)*, 2008.
- [69] M. C. Necker. Local interference coordination in cellular ofdma networks. *Vehicular Technology Conference, 2007. VTC-2007 Fall. 2007 IEEE 66th*, pages 1741–1746, 30 2007-Oct. 3 2007.
- [70] IEEE 802.16e-2005 : Air interface for fixed and mobile broadband wireless access systems, 2005.
- [71] 3GPP TR 25.996 : "Spatial channel model for Multiple Input Multiple Output (MIMO) simulations", v10.0.0, Dec. 2009.
- [72] S. Kandukuri and S. Boyd. Optimal power control in interference-limited fading wireless channels with outage-probability specifications. *IEEE Trans. on Wireless Communications*, 1(1) :46–55, jan. 2002.
- [73] Van Minh Nguyen, François Baccelli, Laurent Thomas, and Chung Shue Chen. Best signal quality in cellular networks : asymptotic properties and applications to mobility management in small cell networks. *EURASIP J. Wirel. Commun. Netw.*, 2010 :9 :1–9 :12, January 2010.
- [74] D. Hammarwall, M. Bengtsson, and B. Ottersten. Acquiring partial csi for spatially selective transmission by instantaneous channel norm feedback. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 56(3) :1188–1204, mar. 2008.
- [75] J. Mo and J. Walrand. Fair end-to-end window-based congestion control. *IEEE/ACM Trans. Netw.*, 8(5) :556–567, 2000.
- [76] R. Jain, D. Chiu, and W. Hawe. A quantitative measure of fairness and discrimination for resource allocation in shared computer systems. Technical Report DEC-TR-301, Digital Equipment Corporation, Sept. 1984.
- [77] Mung Chiang, Prashanth Hande, Tian Lan, and Chee Wei Tan. Power control in wireless cellular networks. *Found. Trends Netw.*, 2 :381–533, April 2008.

- [78] H. Yin and H. Liu. An efficient multiuser loading algorithm for ofdm-based broadband wireless systems. In *Global Telecommunications Conference, 2000. GLOBECOM '00. IEEE*, volume 1, pages 103 –107 vol.1, 2000.
- [79] Zukang Shen, J.G. Andrews, and B.L. Evans. Optimal power allocation in multiuser ofdm systems. In *Global Telecommunications Conference, 2003. GLOBECOM '03. IEEE*, volume 1, pages 337 – 341 Vol.1, dec. 2003.
- [80] Zukang Shen, J.G. Andrews, and B.L. Evans. Adaptive resource allocation in multiuser ofdm systems with proportional rate constraints. *Wireless Communications, IEEE Transactions on*, 4(6) :2726 – 2737, nov. 2005.
- [81] Guocong Song and Ye Li. Cross-layer optimization for ofdm wireless networks-part i : theoretical framework. *Wireless Communications, IEEE Transactions on*, 4(2) :614 – 624, march 2005.
- [82] Guocong Song and Ye Li. Cross-layer optimization for ofdm wireless networks-part ii : algorithm development. *Wireless Communications, IEEE Transactions on*, 4(2) :625 – 634, march 2005.
- [83] Jong-Shi Pang, G. Scutari, F. Facchinei, and Chaoxiang Wang. Distributed power allocation with rate constraints in gaussian parallel interference channels. *Information Theory, IEEE Transactions on*, 54(8) :3471 –3489, aug. 2008.
- [84] Guodong Zhang. Subcarrier and bit allocation for real-time services in multiuser ofdm systems. In *Communications, 2004 IEEE International Conference on*, volume 5, pages 2985 – 2989 Vol.5, june 2004.
- [85] Cheong Yui Wong, R.S. Cheng, K.B. Lataief, and R.D. Murch. Multiuser ofdm with adaptive subcarrier, bit, and power allocation. *Selected Areas in Communications, IEEE Journal on*, 17(10) :1747 –1758, oct 1999.
- [86] G. Munz, S. Pfletschinger, and J. Speidel. An efficient waterfilling algorithm for multiple access ofdm. In *Global Telecommunications Conference, 2002. GLOBECOM '02. IEEE*, volume 1, pages 681 – 685 vol.1, nov. 2002.
- [87] A. Alsawah and I. Fijalkow. Resource allocation in ofdma downlink with reduced feedback overhead. In *Personal, Indoor and Mobile Radio Communications, 2008. PIMRC 2008. IEEE 19th International Symposium on*, pages 1 –5, sept. 2008.
- [88] M. Krunz, A. Muqattash, and Sung-Ju Lee. Transmission power control in wireless ad hoc networks : challenges, solutions and open issues. *Network, IEEE*, 18(5) :8 – 14, sept.-oct. 2004.
- [89] V. Kawadia and P.R. Kumar. Principles and protocols for power control in wireless ad hoc networks. *Selected Areas in Communications, IEEE Journal on*, 23(1) :76 – 88, jan. 2005.

- [90] S. Koskie and Z. Gajic. "signal-to-interference-based power control for wireless networks : A survey, 1992–2005". *Dynamics of Continuous, Discrete and Impulsive Systems B : Applications and Algorithms*, 13, no. 2 :187–220, 2006.
- [91] B. Kauffmann, F. Baccelli, A. Chaintreau, V. Mhatre, K. Papagiannaki, and C. Diot. Measurement-based self organization of interfering 802.11 wireless access networks. In *INFOCOM 2007. 26th IEEE International Conference on Computer Communications. IEEE*, pages 1451–1459, may 2007.
- [92] Vaggelis G. Douros and George C. Polyzos. Review of some fundamental approaches for power control in wireless networks. *Computer Communications*, 34(13) :1580 – 1592, 2011.
- [93] J. Zander. Distributed cochannel interference control in cellular radio systems. *Vehicular Technology, IEEE Transactions on*, 41(3) :305–311, aug 1992.
- [94] G.J. Foschini and Z. Miljanic. A simple distributed autonomous power control algorithm and its convergence. *Vehicular Technology, IEEE Transactions on*, 42(4) :641–646, nov 1993.
- [95] Tim Holliday, Nick Bambos, Peter Glynn, and Andrea Goldsmith. Distributed power control for time varying wireless networks : Optimality and convergence. In *in Proceedings : Allerton Conference on Communications, Control, and Computing*, 2003.
- [96] N. Bambos, S.C. Chen, and G.J. Pottie. Channel access algorithms with active link protection for wireless communication networks with power control. *Networking, IEEE/ACM Transactions on*, 8(5) :583–597, oct 2000.
- [97] Mingbo Xiao, N.B. Shroff, and E.K.P. Chong. Distributed admission control for power-controlled cellular wireless systems. *Networking, IEEE/ACM Transactions on*, 9(6) :790–800, dec 2001.
- [98] S. Kucera, S. Aissa, and S. Yoshida. Adaptive channel allocation for enabling target sinr achievability in power-controlled wireless networks. *Wireless Communications, IEEE Transactions on*, 9(2) :833–843, february 2010.
- [99] Fredrik Gunnarsson and Fredrik Gustafsson. Control theory aspects of power control in umts. *Control Engineering Practice*, 11(10) :1113–1125, 2003. Special Section on Control Methods for Telecommunication.
- [100] K. K. Leung. A kalman-filter method for power control in broadband wireless networks. In *Proc. IEEE Eighteenth Annual Joint Conf. of the IEEE Computer and Communications Societies INFOCOM '99*, volume 2, pages 948–956, 1999.
- [101] K. K. Leung. Power control by interference prediction for broadband wireless packet networks. 1(2) :256–265, 2002.

- [102] K. Shoarinejad, J. L. Speyer, and G. J. Pottie. Integrated predictive power control and dynamic channel assignment in mobile radio systems. *IEEE Journal on Wireless Communications*, 2(5) :976–988, 2003.
- [103] Bor-Sen Chen, Bore-Kuen Lee, and Sheng-Kai Chen. Adaptive power control of cellular cdma systems via the optimal predictive model. *IEEE Journal on Wireless Communications*, 4(4) :1914–1927, 2005.
- [104] S. Sorooshyari and Z. Gajic. Autonomous dynamic power control for wireless networks : User-centric and network-centric consideration. *Wireless Communications, IEEE Transactions on*, 7(3) :1004–1015, march 2008.
- [105] S. Sadr, A. Anpalagan, and K. Raahemifar. Radio resource allocation algorithms for the downlink of multiuser ofdm communication systems. *Communications Surveys Tutorials, IEEE*, 11(3) :92–106, quarter 2009.
- [106] Wei Yu, Wonjong Rhee, S. Boyd, and J.M. Cioffi. Iterative water-filling for gaussian vector multiple-access channels. *Information Theory, IEEE Transactions on*, 50(1) :145–152, jan. 2004.
- [107] R. Mathar and M. Reyer. Iterated water-filling for ofdma rate and power allocation with proportionality constraints. In *Proc. IEEE Global Telecommunications Conf. GLOBECOM '07*, pages 3230–3234, 2007.
- [108] D.P. Palomar and J.R. Fonollosa. Practical algorithms for a family of waterfilling solutions. *Signal Processing, IEEE Transactions on*, 53(2) :686–695, feb 2005.
- [109] J. Ellenbeck, C. Hartmann, and L. Berlemann. Decentralized inter-cell interference coordination by autonomous spectral reuse decisions. In *Wireless Conference, 2008. EW 2008. 14th European*, pages 1–7, june 2008.
- [110] D. Gesbert, S.G. Kiani, A. Gjendemsj, and G.E. ien. Adaptation, coordination, and distributed resource allocation in interference-limited wireless networks. *Proceedings of the IEEE*, 95(12) :2393–2409, dec. 2007.
- [111] Jianwei Huang, R.A. Berry, and M.L. Honig. Distributed interference compensation for wireless networks. *Selected Areas in Communications, IEEE Journal on*, 24(5) :1074–1084, may 2006.
- [112] S.G. Kiani and D. Gesbert. Capacity maximizing power allocation for interfering wireless links : A distributed approach. In *Global Telecommunications Conference, 2007. GLOBECOM '07. IEEE*, pages 1405–1409, nov. 2007.
- [113] S. G. Kiani and D. Gesbert. Optimal and distributed scheduling for multicell capacity maximization. 7(1) :288–297, 2008.
- [114] Guowang Miao, N. Himayat, G.Y. Li, and S. Talwar. Distributed interference-aware energy-efficient power optimization. *Wireless Communications, IEEE Transactions on*, 10(4) :1323–1333, april 2011.

- [115] A.L. Stolyar and H. Viswanathan. Self-organizing dynamic fractional frequency reuse for best-effort traffic through distributed inter-cell coordination. In *INFOCOM 2009, IEEE*, pages 1287–1295, april 2009.
- [116] N. Ksairi, P. Bianchi, P. Ciblat, and W. Hachem. Resource allocation for downlink cellular ofdma systems part i : Optimal allocation. *Signal Processing, IEEE Transactions on*, 58(2) :720–734, feb. 2010.
- [117] N. Ksairi, P. Bianchi, P. Ciblat, and W. Hachem. Resource allocation for downlink cellular ofdma systems ;part ii : Practical algorithms and optimal reuse factor. *Signal Processing, IEEE Transactions on*, 58(2) :735–749, feb. 2010.
- [118] Chung Shue Chen and G.E. Oien. Optimal power allocation for two-cell sum rate maximization under minimum rate constraints. In *Wireless Communication Systems. 2008. ISWCS '08. IEEE International Symposium on*, pages 396–400, oct. 2008.
- [119] A. Gjendemsj, D. Gesbert, G. E. Oien, and S. G. Kiani. Binary power control for sum rate maximization over multiple interfering links. *Wireless Communications, IEEE*, 7(8) :3164–3173, 2008.
- [120] S.G. Kiani, G.E. Oien, and D. Gesbert. Maximizing multicell capacity using distributed power allocation and scheduling. In *Wireless Communications and Networking Conference, 2007.WCNC 2007. IEEE*, pages 1690–1694, march 2007.
- [121] E. Altman, T. Boulogne, R. El-Azouzi, T. Jiménez, and L. Wynter. A survey on networking games in telecommunications. *Computers & Operations Research*, 33(2) :286–311, 2006.
- [122] E. Larsson, E. Jorswieck, J. Lindblom, and R. Mochaourab. Game theory and the flat-fading gaussian interference channel. *Signal Processing Magazine, IEEE*, 26(5) :18–27, september 2009.
- [123] T. Alpcan, T. Basar, and S. Dey. A power control game based on outage probabilities for multicell wireless data networks. *Wireless Communications, IEEE Transactions on*, 5(4) :890–899, april 2006.
- [124] Zhu Han, Zhu Ji, and K.J.R. Liu. Non-cooperative resource competition game by virtual referee in multi-cell ofdma networks. *Selected Areas in Communications, IEEE Journal on*, 25(6) :1079–1090, august 2007.
- [125] C. K. Tan, M. L. Sim, and T. C. Chuah. Game theoretic approach for channel assignment and power control with no-internal-regret learning in wireless ad hoc networks. *IET Communications*, 2(9) :1159–1169, 2008.
- [126] A. Leshem and E. Zehavi. Cooperative game theory and the gaussian interference channel. *Selected Areas in Communications, IEEE Journal on*, 26(7) :1078–1088, september 2008.

- [127] Yingda Chen, Koon Hoo Teo, S. Kishore, and Jinyun Zhang. Inter-cell interference management in wimax downlinks by a stackelberg game between bss. In *Communications, 2008. ICC '08. IEEE International Conference on*, pages 3442–3446, may 2008.
- [128] Yi Su and M. van der Schaar. From competition to coopetition : Stackelberg equilibrium in multi-user power control games. In *Game Theory for Networks, 2009. GameNets '09. International Conference on*, pages 107–116, may 2009.
- [129] Jun Yuan and Wei Yu. Wsn11-1 : Distributed cross-layer optimization of wireless sensor networks : A game theoretic approach. In *Global Telecommunications Conference, 2006. GLOBECOM '06. IEEE*, pages 1–5, 27 2006-dec. 1 2006.
- [130] Zhu Han, Zhu Ji, and K. J. R. Liu. Power minimization for multi-cell ofdm networks using distributed non-cooperative game approach. In *Proc. IEEE Global Telecommunications Conf. GLOBECOM '04*, volume 6, pages 3742–3747, 2004.
- [131] Chung Shue Chen and F. Baccelli. Self-optimization in mobile cellular networks : Power control and user association. In *Proc. IEEE Int Communications (ICC) Conf*, pages 1–6, 2010.
- [132] P. Brémaud. *Markov Chains : Gibbs Fields, Monte Carlo Simulation, and Queues*. Springer Verlag, 1999.
- [133] S.Z. Li. *Markov random field modeling in image analysis*. Computer science workbench. Springer, 2001.
- [134] Stuart Geman and Donald Geman. Stochastic relaxation, gibbs distributions, and the bayesian restoration of images. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, PAMI-6(6) :721–741, nov. 1984.
- [135] Winkler. *Image analysis : random fields and dynamic Monte Carlos methods*. Elsevier, 1995.
- [136] D.J. Love, R. W. Heath, Jr., and T. Strohmer. Grassmannian beamforming for multiple-input multiple-output wireless systems. *Information Theory, IEEE Transactions on*, 49(10) :2735–2747, oct. 2003.
- [137] Michael Nikolaou. Model predictive controllers : A critical synthesis of theory and industrial needs. *Advances in Chemical Engineering*, 26 :131–204, 2001.
- [138] E. Camponogara, D. Jia, B. H. Krogh, and S. Talukdar. Distributed model predictive control. *IEEE Control Systems*, 22(1) :44–52, 2002.
- [139] Rudolph Emil Kalman. A new approach to linear filtering and prediction problems. *Transactions of the ASME–Journal of Basic Engineering*, 82(Series D) :35–45, 1960.
- [140] Hui Zhang, Jingya Li, Xiaodong Xu, T. Svensson, C. Botella, and Sangyun Lee. Channel allocation based on kalman filter prediction for downlink ofdma systems. In *Vehicular Technology Conference Fall (VTC 2009-Fall), 2009 IEEE 70th*, pages 1–4, sept. 2009.

- [141] Zukang Shen, J.G. Andrews, and B.L. Evans. Short range wireless channel prediction using local information. In *Signals, Systems and Computers, 2003. Conference Record of the Thirty-Seventh Asilomar Conference on*, volume 1, pages 1147 – 1151 Vol.1, nov. 2003.
- [142] Greg Welch and Gary Bishop. An introduction to the kalman filter. In *Proc of SIG-GRAPH, Course 8*, 2001.
- [143] Yang Wang and S. Boyd. Fast model predictive control using online optimization. 18(2) :267–278, 2010.