

**UNIVERSITE SAAD DAHLAB DE BLIDA1**

**Faculté de Technologie**

Département d'Electronique

## **THÈSE DE DOCTORAT**

en Electronique

**EFFICACITE ENERGETIQUE DANS LES SYSTEMES MASSIVE MIMO**

Par

**Fatima Zohra Bouchibane**

Devant le jury composé de :

BENALLAL Ahmed	Professeur	U.BLIDA1	Président
DJEBARI Mustapha	Professeur	U.BLIDA1	Examineur
OULD ZMIRLI Mohamed	Professeur	U.MEDEA	Examineur
MAALI Abdelmadjid	MCA	EMP-Alger	Examineur
SLIMANE Abdelhalim	MR-A	CDTA-Alger	Examineur
BENSEBTI Messaoud	Professeur	U.BLIDA1	Directeur de thèse

Blida, 2019

# REMERCIEMENTS

Je tiens à exprimer tout d'abord mes remerciements aux membres du jury, qui ont accepté d'évaluer ce travail de thèse : M. Benallal Ahmed et M. Djebari Mustapha des professeurs de l'université de Blida1, M. Ould zmirli Mohamed professeur de l'université de Médéa, M. Maali Abdelmadjid MCA de l'EMP-Alger et M. Slimane Abdelhalim MR-A du CDTA.

J'adresse mes très sincères et profonds remerciements à mon directeur de thèse Pr. Bensebti Messaoud pour sa disponibilité tout au long de ces années de travail, pour ses conseils qui m'ont permis de mener à bien cette thèse.

Un grand merci à mon père, ma mère, mes frères, mes sœurs, mes belles sœurs, et toutes mes amies pour leur soutien.

# RÉSUMÉ

Alimenté par le grand nombre de nouveaux appareils sans fil et des téléphones intelligents, ainsi que par la diffusion des applications gourmandes en bande passante, la demande des utilisateurs pour le trafic de données sans fil a augmenté d'une manière exponentielle, augmentant ainsi la charge réseau correspondante. Ceci est encore exacerbé par des applications media associées au vidéo streaming et aux réseaux sociaux. Par conséquent, le but des réseaux 5G est de gérer tout ce tsunami de données mobiles tout en minimisant les coûts et la consommation d'énergie.

Massive MIMO (M-MIMO) est une technique qui est aujourd'hui considérée comme un élément clé pour les réseaux de télécommunications cellulaire (5G). Cependant, l'augmentation du nombre d'antennes conduit à une consommation d'énergie due à la circuiterie. Une technique connue sous le nom Forçage à Zéro (ZF) a une performance presque optimale dans les systèmes M-MIMO, néanmoins; elle souffre d'une complexité de calcul élevée. Un système de traitement linéaire à faible complexité basée sur la méthode de sur relaxation successive (SOR) est proposé dans un système multi utilisateur M-MIMO dans le cas d'une cellule unique. Les résultats de simulation ont révélés l'influence de l'algorithme proposé sur l'efficacité énergétique.

En outre, l'algorithme des colonies d'abeilles artificielles (Artificial Bee Colony (ABC)) est proposé pour l'optimisation de l'efficacité énergétique en sélectionnant le nombre optimal d'antennes qui doit être activé pour servir un nombre donné d'utilisateurs. Pour les meilleurs paramètres de commande ABC, l'efficacité de la solution proposée est comparée à celle obtenue par l'algorithme d'optimisation alternatif et le nombre optimal d'antennes à la station de base selon les utilisateurs actifs est déterminé.

# ABSTRACT

Fueled by the boundlessness of new wireless devices and smart phones, as well as the spread of bandwidth-intensive applications, user demand for wireless data traffic has been growing exceedingly, increasing the corresponding network load in an exponential manner. This is further exacerbated by rich media applications associated with video streaming and social networking. Hence, the target of 5G networks is to satisfy the mobile data tsunami while minimizing costs and energy consumption.

Massive MIMO (M-MIMO) is a technique that is nowadays seen as a key feature that helps meet next generation 5G network requirements. However, increasing the number of antennas implies high circuit power consumption, which leads to low energy efficient cellular network design.

A scheme known as Zero Forcing has an almost optimal performance in M-MIMO, nevertheless; it suffers from high computational complexity due to matrix inversion that leads to low energy efficiency. A low complexity linear processing scheme based on successive over relaxation (SOR) method is proposed in a single cell multi user M-MIMO system. Simulation results have revealed the influence of the proposed algorithm on the energy efficiency. Also, this technique needs fewer antennas at base station than the classical ZF algorithm for similar energy efficiency.

In addition, Artificial Bee Colony (ABC) algorithm has been proposed for the optimization of energy efficiency by selecting the optimal number of antenna should be activated to serve a given number of users. For the best ABC control parameters the effectiveness of the proposed solution is compared with the alternating optimization algorithm and the optimal number of antennas at base station and active users is determined.

## ملخص

نظرا للعدد الهائل للأجهزة اللاسلكية والهواتف الذكية الجديدة، وبالإضافة إلى انتشار التطبيقات المتعطشة لعرض النطاق الترددي، ازداد طلب المستخدمين لحركة البيانات اللاسلكية بشكل كبير جدا، مما أدى أيضا إلى زيادة الضغط على الشبكة الخاصة به. وازداد الأمر سوءًا بسبب تطبيقات الوسائط المرتبطة ببث الفيديو والشبكات الاجتماعية. لأجل هذا كان الهدف من تطوير شبكات الجيل الخامس (5G) إدارة هذا التسونامي من بيانات الهاتف المحمول مع مراعاة تقليل التكاليف واستهلاك الطاقة.

Massive MIMO أو اختصارا (M-MIMO) هي تقنية تعتبر الآن عنصراً أساسياً و مفتاحاً في تلبية احتياجات الجيل القادم من شبكات الاتصالات الخلوية (5G). بيد أن الزيادة في عدد الهوائيات يعني استهلاكاً عالياً للطاقة بسبب ازدياد عدد الدارات، مما يؤدي إلى تصميم شبكة خلوية منخفضة الكفاءة في استخدام الطاقة.

هناك تقنية تعرف باسم Zero Forcing أو اختصاراً (ZF) تقترب من الأداء الأمثل في أنظمة M-MIMO إلا أنها تعاني من تعقيد حسابي عالي بسبب الاضطرار الى حساب مقلوب مصفوفة كبيرة مما يؤدي الى كفاءة طاقوية منخفضة. نقترح في مشروعنا هذا نظام معالجة خطي منخفض التعقيد يستند إلى طريقة الاسترخاء المتتالية (SOR) في نظام متعدد المستخدمين M-MIMO في حالة خلية واحدة. نتائج المحاكاة المتحصل عليها كشفت تأثير الخوارزمية المقترحة على الكفاءة الطاقوية. علاوة على هذا، تتطلب هذه التقنية هوائيات أقل في المحطة الأساسية مقارنة بتقنية ZF التقليدية مع الحصول على كفاءة طاقوية مماثلة.

بالإضافة إلى ما سبق ذكره، نقترح خوارزمية مستعمرة نحل اصطناعية Artificial Bee Colony أو اختصارا (ABC) لتحسين الكفاءة الطاقوية من خلال تحديد العدد الأمثل للهوائيات التي يجب تنشيطها لتلبية حاجات عدد معين من المستخدمين. واخيراً، بالاعتماد على أفضل معاملات تحكم ABC، تمت مقارنة فعالية الخوارزمية المقترحة بخوارزمية التحسين البديلة وتحديد العدد الأمثل للهوائيات المحطات على حسب المستخدمين النشطين.

# PUBLICATIONS DE L'AUTEUR

## Communication nationale:

- F. Bouchibane and M. Bensebti, "Parameter Tuning of Artificial Bee Colony algorithm for Energy Efficiency Optimization in Massive MIMO Systems," in *Detection Systems Architectures and Technologies (DAT), Seminar on*, 2017, pp. 1-5.

## Communications internationales:

- F. Bouchibane, K. Ghanem, and M. Bensebti, "Impact of pilot symbols design on the performance of the LTE system," in *Electrical and Information Technologies (ICEIT), 2015 International Conference on*, 2015, pp. 385-389.
- F.Z. Bouchibane, K. Ghanem, and M. Bensebti, "New Pilot Pattern Arrangement for Channel Estimation techniques in the Downlink of the LTE standard," *Distributed Systems and Applications*, p. 46, 2014.
- W. Dib, K. Ghanem, M. Radi, F. Z. Bouchibane, and A. Maali, "An experimental system-based analysis of human body motions using embedded sensors," in *Antennas and Propagation Society International Symposium (APSURSI), 2014 IEEE*, 2014, pp. 981-982.
- F. Bouchibane, K. Ghanem, and M. Bensebti, "Performance analysis of pilot pattern design for channel estimation in LTE downlink," in *Antennas and Propagation Society International Symposium (APSURSI), 2014 IEEE*, 2014, pp. 408-409.

## Publications internationals:

- Bouchibane, F.Z. and M. Bensebti, *Artificial bee colony algorithm for energy efficiency optimisation in massive MIMO system*. International Journal of Wireless and Mobile Computing, 2018. **15**(2): p. 97-104.

## **Encadrement**

- Thèse de Master : Aldridge Nyasha Mazhindu et Othmani Djameleddine, “Réduction de l’interférence inter-cellule par la technique de Beamforming”, Université de Blida, 2015.
- Thèse de Master : Ahlem Gourayi, « Efficacité Energétique dans les Systèmes MIMO Massive », Université de Blida, 2016.

# TABLE DES MATIÈRES

<b>REMERCIEMENTS</b>	<b>2</b>
<b>RÉSUMÉ</b>	<b>3</b>
<b>PUBLICATIONS DE L'AUTEUR</b>	<b>6</b>
<b>TABLE DES MATIÈRES</b>	<b>8</b>
<b>LISTE DES ABREVIATIONS</b>	<b>15</b>
<b>1 INTRODUCTION</b>	<b>17</b>
1.1 Contexte et motivations	17
1.2 Organisation et contribution de la thèse	22
<b>2 EFFICACITÉ ÉNERGÉTIQUE DANS LES SYSTÈMES M-MIMO</b>	<b>23</b>
2.1 Introduction	23
2.2 Réseau 5G, exigences, architectures	24
2.3 Les technologies clés pour atteindre les spécifications de la 5 <sup>ième</sup> Génération	26
2.4 Système M-MIMO	30
2.5 Précodage dans les systèmes MIMO	42
2.6 Efficacité énergétique	45
2.7 Amélioration de l'Efficacité énergétique dans les systèmes M-MIMO	46
2.8 Préoccupations économiques	50
2.9 Préoccupations environnementales	50
2.10 Conclusion	50
<b>3 OPTIMISATION DE L'EFFICACITE ENERGETIQUE PAR LA MÉTHODE SOR</b>	<b>52</b>
3.1 Introduction	52
3.2 Problématique	53
3.3 Etat de l'art	54
3.4 Modèle du système	55



3.5	Résultats des simulations	63
3.6	Conclusion	66
<b>4</b>	<b>OPTIMISATION DE L'EFFICACITE ENERGETIQUE PAR L'ALGORITHME ABC</b>	<b>67</b>
4.1	Introduction	67
4.2	Problématique	67
4.3	Etat de l'art	68
4.4	Le modèle du système	70
4.5	Introduction à l'algorithme ABC	71
4.6	L'algorithme ABC pour l'optimisation de l'EE	74
4.7	Résultats des simulations	75
4.8	Conclusion	82
<b>5</b>	<b>CONCLUSION GÉNÉRALE</b>	<b>84</b>
	<b>REFERENCES</b>	<b>87</b>

# LISTE DES ILLUSTRATIONS ET TABLEAUX

Figure 2.1 Evolution de l'architecture du réseau cellulaire : architecture traditionnelle à gauche ; architecture 5G à droite.	28
Figure 2.2 M-MIMO : Une technologie M-MIMO multi-utilisateurs où les K usagers sont desservis par une station de base avec M antennes où $M \gg K$ .	30
Figure 2.3 Diagramme en Bloc d'un système MIMO.	32
Figure 2.4 Représentation du Massive MIMO multi-utilisateurs	34
Figure 2.5 Protocole de transmission TDD en M-MIMO.	36
Figure 2.6 Illustration de l'effet de la contamination pilote	40
Figure 2.7 Représentation du précodage dans un système M-MIMO.	43
Figure 2.8 Vue d'ensemble du budget de puissance d'une station de base [62].	46
Figure 2.9 Budget de puissance détaillé d'une station de base [62].	47
Figure 2.10 Sélection d'antenne dans les systèmes MIMO.	49
Figure 3.1 Modèle du système.	55
Figure 4.1 Modèle du système.	71
Figure 4.2 Impact des sources initiales sur la convergence	76
Figure 4.3 EE versus itérations moyenné sur 50 exécutions.	77
Figure 4.4 Effet du paramètre limit sur la convergence de l'algorithme ABC.	78
Figure 4.5 La fonction d'efficacité énergétique.	81
Figure 4.6 Taille optimale d'antenne pour un nombre donné d'utilisateurs.	82

	14
Table 3.1 Comparaison de la complexité des méthodes Cholesky et SOR	60
Table 3.2 Coefficients correspondent au SOR-ZF.	60
Table 3.3 Paramètres principaux du modèle du système	64
Table 4.1 Paramètres des simulations.	76
Table 4.2 Réglage des paramètres de control de l'algorithme ABC.	79
Table 4.3 Spécification des paramètres des simulations	80
Table 4.4 Taille d'antenne optimale versus le nombre d'usager actifs.	82

## LISTE DES ABREVIATIONS

ABC	: Colonie des Abeilles Artificielles
ADC	: Convertisseur Analogique Numérique
AWGN	: Bruit Blanc Gaussien Additif
AS	: Sélection d'antenne
AG	: Algorithme Génétique
BS	: Station de base
B4G	: Au-delà de 4G
CSI	: Information sur l'état de canal
CS	: Taille de la colonie
CO <sub>2</sub>	: Le Dioxide de carbone
CF	: Colonie de Fourmis
D2D	: Communications <i>de</i> dispositif à dispositif
DAC	: Convertisseur Numérique Analogique
DAS	: Système d'antennes distribuées
DL	: Liaison descendante
dB	: déciBel
EE	: Efficacité Energétique
FDD	: Duplexage par répartition en fréquence
GHz	: Giga-Hertz
ICT	: Technologie de l'information et de la Communication
IoT	: Internet des objets
LOS	: Visibilité directe
LDL	: Inferieure Diagonal Inferieure
LTE	: Evolution à long terme
M-MIMO	: Entrées multiples, sorties multiples (MIMO) massif
MTC	: Communication de Machine à Machine
MRC	: Combinaison de rapport maximum
MRT	: Transmission de de rapport maximum
ML	: Maximum de vraisemblance

MMSE	: Erreur quadratique moyenne minimum
MU-MIMO	: Entrées multiples, sorties multiples Multi-utilisateurs
Mac	: Contrôle d'accès au support
MHz	: Méga-Hertz
PSO	: Optimisation par essaim de particules
QoS	: Qualité de Service
RF	: Radio Fréquence
RAT	: Technologie d'accès radio
SISO	: entrée unique sortie unique
SVD	: Décomposition à valeurs singulières
SNR	: Rapport Signal sur bruit
SIR	: Rapport Signal sur interférence
SINR	: Rapport Signal sur bruit et interférence
SIC	: Annulation successive des interférences
SOR	: sur-relaxation successive
SOR-ZF	: Forçage à zéro basé sur la sur-relaxation successive
TIC	: Industrie des Technologies de la Communication
TDD	: Duplexage par répartition en temps
THz	: Tera-Hertz
UE	: Equipement usager
UDN	: Réseau ultra dense
UL	: Liaison montante
UWB	: Ultra large bande
VLC	: Communications à lumière visible
WiFi	: Fidélité sans fil
ZF	: Forçage à Zéro
4G	: 4 <sup>ième</sup> Génération de la téléphonie mobile
5G	: 5 <sup>ième</sup> Génération de la téléphonie mobile

# 1 INTRODUCTION

## 1.1 Contexte et motivations

Comme le changement climatique est devenu un défi mondial au cours de la dernière décennie, la communauté internationale est de plus en plus unifiée dans un appel à l'action. C'est un défi qui non seulement compromet la durabilité de notre planète; il pose des menaces importantes à long terme pour l'économie mondiale.

L'impact des activités humaines sur l'environnement est mesuré par son empreinte carbone exprimée en des tonnes de dioxyde de carbone (CO<sub>2</sub>). Des approches différentes plus ou moins complexes permettent de mesurer cette empreinte. L'industrie mondiale des technologies de la communication (TIC) contribue d'une manière importante aux émissions de CO<sub>2</sub> et à la consommation d'énergie [1]. Selon les études de SMART 2020 [2], il représentait 530 mégatonnes de CO<sub>2</sub> en 2002 et 830 mégatonnes en 2007. Ceci représente environ 2% des émissions mondiales de dioxyde de carbone d'origine humain.

La future génération de communication sans fil dite 5G, envisagée à l'horizon 2020 est connue principalement par la multiplication de la capacité et la rapidité des réseaux mobiles actuels. Les différences principales de la 5<sup>ème</sup> génération par rapport à la 4<sup>ème</sup> génération (4G) seraient l'exploitation d'un spectre de fréquence plus important dans la zone des ondes millimétriques (30 à 300GHz), des antennes très directives à la fois au niveau des stations de base et aux stations mobiles grâce aux techniques de formation de faisceaux, des batteries à durée de vie plus longue, une faible probabilité d'interruption, débit beaucoup plus importants, capacité globale plus élevée fournie à de nombreux

usagers dans les deux cas de figures; spectre sous licence ou sans licence (par exemple WIFI et cellulaire).

Avec le déploiement considérable des dispositifs mobiles et l'énorme succès des réseaux sociaux, les opérateurs mobiles sont confrontés à un énorme défi pour satisfaire les exigences de leurs clients en termes de capacité de réseau et de débit. Ceci peut être réalisé en exploitant plus de bande passante dans la bande des ondes millimétriques, les Massive MIMO [3-5], les réseaux ultra denses (UDN) [6-8], les communications dispositif à dispositif (D2D) [9] et grand nombre d'appareils connectés connus sous le nom communications de type machine (MTC). De plus, la maximisation de l'efficacité énergétique (EE) dans les réseaux cellulaires est devenue aussi importante que dans les réseaux de capteurs de nos jours [10, 11]. Par conséquent, les opérateurs de réseaux devront de plus en plus prendre compte des coûts d'énergie de ces différentes solutions.

Massive MIMO (M-MIMO) est une technologie MIMO multi-utilisateurs dans laquelle des équipements utilisateur mono-antenne (user Equipment (UE)) sont desservis sur la même ressource temps-fréquence par une station de base (Base Station(BS)) équipée d'un nombre d'antennes relativement grand. Le déploiement de plusieurs antennes à la BS aboutit à un scénario de propagation intéressant appelé propagation favorable, où le canal devient presque déterministe parce que les liaisons radio BS-UE deviennent presque orthogonales les unes par rapport aux autres [12]. En effet, les effets de l'évanouissement rapide, des interférences intracellulaires et du bruit non corrélé disparaissent asymptotiquement dans le régime à grand nombre d'antennes. Des gains significatifs en EE peuvent être obtenus dans ces conditions de propagations favorables car plusieurs ordres de multiplexage et des gains de réseaux d'antenne sont réalisables.

L'efficacité énergétique (EE) peut être définie comme étant le nombre de bits transférés par Joule d'énergie et elle est affectée par plusieurs facteurs tels que l'architecture du réseau, le protocole de transmission, l'efficacité spectrale, la puissance transmise rayonnée et la consommation d'énergie de la circuiterie [13, 14]. EE est mesurée en bits / Joule et calculée par le rapport entre le débit moyen et la puissance moyenne consommée [13].

Le problème de l'efficacité d'énergie a été lancé pour les réseaux contraignant en énergie [15], où les appareils sans fil sont difficiles à recharger comme dans le cas des réseaux de capteurs sans fil. Dans les systèmes cellulaires, EE devrait être améliorée en liaison montante afin de prolonger la durée de vie du réseau [16, 17] et en liaison descendante pour réduire les émissions de CO<sub>2</sub> global et le coût de fonctionnement [18]. D'autre part, les terminaux mobiles dans les systèmes sans fil devraient être économes en énergie puisque le développement de la technologie des batteries est beaucoup plus lent que l'augmentation de la consommation d'énergie.

L'efficacité énergétique dans un système M-MIMO peut être maximisée en atteignant des performances de débit quasi-optimales à des niveaux de consommation d'énergie réduits. Certain nombre de domaines de recherche ont été orientées pour la conception de réseaux M-MIMO économes en énergie. Des méthodes conçoivent des algorithmes à faible complexité pour les opérations BS, tels que la détection multi-utilisateur, le précodage et la planification d'utilisateur (scheduling), afin de minimiser la dépense d'énergie dans le système. D'autres méthodes, telles que la conception d'émetteurs-récepteurs, la sélection d'antennes et le dimensionnement des amplificateurs de puissance, visent à améliorer l'utilisation des ressources de façon à assouplir les exigences matérielles et, par conséquent, les dépenses énergétiques du système.

En raison de la propagation favorable dans le régime du grand nombre d'antenne, les techniques de traitement linéaires simples, telles que la détection MRC (Maximal Ratio Combining) et le précodage MRT (Maximal Ratio Transmission) et les algorithmes simples de planification des utilisateurs, tels que la planification aléatoire ou celle de round robin, atteignent des performances quasi optimales. Ces simplifications génèrent des gains EE significatifs car la consommation en puissance due à la circuiterie est considérablement réduit par rapport aux systèmes conventionnels avec des schémas de traitement de signaux intensifs tels que la détection ML (Maximum Likelihood) et SIC (Successive Interference Cancellation) et des algorithmes de planification complexes tels que la formation de faisceau aléatoire et la sélection semi-orthogonale des utilisateurs.



Pour une faible complexité, il existe de nombreuses techniques de précodage et de détection linéaires, telles que celles basées sur le Forçage à Zéro (ZF-Zero Forcing) ou bien basées sur l'erreur quadratique moyenne minimale (MMSE-Minimum Mean Square Error). Ces techniques sont également appelées méthodes d'inversion du canal, elles sont impératives pour les systèmes M-MIMO pour les liaisons montante et descendante. Cependant, elles nécessitent l'inversion d'une matrice qui est coûteuse en calcul pour des systèmes aussi importants. Le précodage ZF a une efficacité de calcul plus élevée que ses alternatives non linéaires. Cependant, comme il s'agit de l'inverse de la matrice de Gram de tous les vecteurs de canaux des utilisateurs, le nombre d'opérations de multiplication et de division est cubique et quadratique en nombre d'utilisateurs si des méthodes d'inversion classiques sont utilisées [19, 20]. Dans les systèmes M-MIMO, le nombre d'utilisateurs tend à être grand, rendant la complexité de calcul du précodage ZF prohibitive.

Les méthodes classiques d'inversion matricielle telles que la décomposition de Cholesky [21] et la décomposition des LDL peuvent aboutir à un résultat exact, mais la grande complexité qui en résulte ne peut pas être acceptable pour les grandes matrices. Une classe des méthodes de résolution des systèmes linéaires utilise des schémas numériques itératifs [22]. Au lieu de calculer d'abord la matrice inverse approximative puis de la multiplier avec le vecteur de symboles pour obtenir le vecteur précodé, ce type de méthodes prend le vecteur symbole comme entrée et sort le vecteur précodé via un certain nombre d'itérations. Les méthodes itératives typiques incluent la méthode de Richardson, la méthode de Jacobi, la méthode de Gauss-Seidel, la méthode de sur relaxation successive, et la méthode symétrique de relaxation séquentielle.

Dans ce travail de thèse, on propose un algorithme de précodage SOR-ZF à complexité réduite par rapport à l'algorithme ZF, basé sur la méthode de sur relaxation successive dans un système M-MIMO à cellule unique. Les performances en termes d'efficacité énergétique sont évaluées et comparées à celles obtenues par l'algorithme ZF classique. Relativement moins d'antennes sont nécessaires à la station de base par rapport à la technique ZF classique pour une efficacité énergétique similaire.

La sélection d'antenne est une technique qui a été adoptée dans les systèmes MIMO conventionnels, dont l'idée est de n'utiliser qu'un sous-ensemble de toutes les antennes d'émission et de réception disponibles pour réduire le nombre de chaînes RF nécessaires et par conséquent la consommation d'énergie. De plus, en fonction de l'objectif d'optimisation, le sous-ensemble des antennes peut être formé en utilisant différents critères, tels que l'EE et le débit.

Parmi l'ensemble des méthodes d'optimisation existantes, les méta-heuristiques résolvent les problèmes de manière générique. Ces algorithmes permettent d'agréger différentes instances de problèmes sans modification fondamentales de leur fonctionnement. Résoudre un problème d'optimisation, pour un ensemble de données revient à trouver la meilleure solution selon un critère d'évaluation, donné par une fonction de coût (dite fonction objective), que l'on souhaite minimiser ou maximiser. Chacune des données est définie sur un domaine de recherche généralement borné.

L'algorithme d'abeilles artificielles (Artificial Bee Colony (ABC)) est un algorithme bio-inspiré qui a été présenté par Karaboga en 2005 pour résoudre le problème d'optimisation dans les fonctions multi-variables. Il est basé sur l'observation faite sur le comportement social d'un essaim d'abeilles. Les avantages principaux de l'ABC sont la simplicité et la complexité de calcul réduite et la solution précise.

Cet algorithme bio-inspiré (ABC) est proposé dans un deuxième lieu dans cette thèse, pour optimiser le nombre d'éléments antenne à activer parmi les centaines éléments à la station de base pour servir un nombre déterminé d'utilisateurs actifs dans le même contexte. D'abord, les paramètres de commande ABC optimaux sont identifiés par une série de simulation afin d'exploiter au maximum les avantages de l'ABC et puis l'EE est optimisée. Ensuite les résultats des simulations sont comparés avec des résultats de la littérature.

## 1.2 Organisation et contribution de la thèse

Dans un premier temps, le chapitre suivant couvre toutes les notions et techniques fondamentales des systèmes M-MIMO, en décrivant le contexte 5G dans lequel il s'inscrit afin de permettre d'appréhender les problématiques soulevées par la suite.

Ensuite, le chapitre 3 est consacré à l'analyse de la conservation de l'énergie dans un système M-MIMO multi-utilisateurs, d'où on propose une méthode de précodage et de détection à faible complexité donc à faible consommation énergétique basée sur une méthode itérative au lieu de l'inversion d'une matrice de grande taille.

Le quatrième chapitre décrit la maximisation de l'efficacité énergétique dans le même système cité en employant l'algorithme des colonies d'abeilles artificielles pour l'optimisation du nombre d'éléments antennes à activer pour un certain nombre d'utilisateurs actifs.

Les principales conclusions tirées de chacune des études sont présentées à la fin.

## 2 EFFICACITÉ ÉNERGÉTIQUE DANS LES SYSTÈMES M-MIMO

### 2.1 Introduction

La consommation d'énergie est devenue une préoccupation majeure dans la conception et le fonctionnement des systèmes de communication sans fil. Tandis que pour plus d'un siècle les réseaux de communication ont été principalement conçu dans le but d'optimiser les indicateurs de performance tels que le débit, la latence, etc. Dans la dernière décennie l'efficacité énergétique est apparue comme une nouvelle figure de mérite importante en raison des préoccupations économiques opérationnelles et environnementales. La conception de la prochaine génération 5G des réseaux sans fil aura donc nécessairement à considérer l'efficacité énergétique comme un de ses principaux piliers. En effet, les systèmes 5G serviront un très grand nombre de dispositifs assurant une connectivité omniprésente ainsi que des services innovants et de taux exigeants. Il est prévu que d'ici 2020, on aura plus de 50 milliards d'appareils connectés [23], donc plus que 6 périphériques par personne.

La vision est d'avoir une société connectée dans laquelle des capteurs, des voitures, des drones, des dispositifs médicaux et portables utiliseront tous les réseaux cellulaires pour se connecter les uns aux autres, en interaction avec les humains (utilisateurs finaux). Ainsi que de fournir une série de services innovants tels que les maisons intelligentes, villes intelligentes, voitures intelligentes, télé-chirurgie et fonctions avancées de sécurité. Il est clair que, dans le but de servir un nombre massif de terminaux, les futurs réseaux devront augmenter considérablement la capacité fournie par rapport aux normes actuelles.

## 2.2 Réseau 5G, exigences, architectures

Une quantité énorme de données dont la plupart est fournie par les services Internet doit traverser le réseau. Les exigences en matière de qualité de service (QoS) et de débit rendent les réseaux mobiles 4G insuffisants pour répondre aux besoins des utilisateurs (1 Gb/s pour une faible mobilité, et jusqu'à 100 Mb/s pour une mobilité élevée). Les concepteurs des systèmes sans fil ont donc entamé des recherches sur les systèmes sans fil de la cinquième génération qui devraient être déployés au-delà de 2020.

Le réseau mobile de la prochaine génération devrait fournir: un volume de trafic de données mobiles 1000 fois supérieur à celui du trafic actuel, 100 fois plus de connexions, débit de données maximal de 10 Gbit/s, un débit de données par utilisateur abordable supérieur à 10 Mbps partout et à tout moment, et 100 Mbps pour certains utilisateurs spéciaux, latence inférieure, délai en millisecondes (ms) pour le plan utilisateur de bout en bout et inférieur à 10 ms pour le plan de contrôle, une efficacité spectrale supérieure 3 à 5 fois à celle d'aujourd'hui pour une couverture de grande surface et encore plus élevée pour les cas spéciaux, coût inférieur, une efficacité énergétique supérieure, près de 1/1000 de consommation d'énergie par bit qu'aujourd'hui [24]. En outre, le réseau 5G doit également intégrer des exigences de mobilité élevées fournissant un service satisfaisant aux utilisateurs voyageant à une vitesse pouvant atteindre 500 km/h [25].

Néanmoins, Différentes applications placent des exigences différentes sur la performance. Par exemple, les applications à très haut débit telles que la vidéo haute définition en streaming peuvent avoir des exigences sur la latence et la fiabilité plus que les voitures sans conducteur et les applications de sécurité publique.

L'augmentation de la consommation d'énergie dans les systèmes de communication sans fil entraîne une augmentation indirecte des émissions de CO<sub>2</sub>, considérée actuellement comme une menace majeure pour l'environnement.

De plus, les opérateurs cellulaires ont rapporté que la consommation d'énergie des stations de base contribue à plus de 70% de leur facture d'électricité [26].

Les chercheurs ont investi des techniques sans fil au-delà du 4G (Beyond 4G (B4G)) ou 5G. Le projet UK-China Science Bridges: (B)4G Wireless Mobile Communications est peut-être l'un des premiers projets au monde qui a lancé la recherche B4G, où certaines technologies potentielles B4G ont été identifiées. L'Europe et la Chine ont également lancé des projets 5G, tels que METIS 2020 (Mobile and wireless communications Enablers for the Twenty-twenty Information Society) soutenu par l'union européenne et le projet National 863 Key en 5G soutenu par le ministère chinois de la science et de la technologie (MOST). Nokia Siemens Networks a décrit comment les technologies d'accès radio peuvent être développées pour prendre en charge des volumes de trafic jusqu'à 1000 fois supérieurs à ceux de 2010 au cours des dix années prochaines.

L'une des idées clés de la conception de l'architecture cellulaire 5G consiste à séparer les scénarios extérieurs (outdoor) et intérieurs (indoor). En extérieur, un système d'antenne distribuée (DAS (Distributed Antenna System)) et une technologie massive MIMO dans laquelle des antennes réparties géographiquement avec des dizaines ou des centaines d'éléments d'antenne sont déployées est considérée. Les stations de base extérieures seront connectées entre elles via des fibres optiques. Les utilisateurs mobiles extérieurs sont normalement équipés d'un nombre limité d'éléments d'antenne, mais ils peuvent collaborer entre eux pour former un grand réseau d'antennes virtuel qui, avec les réseaux d'antennes BS, construira des liaisons massive MIMO virtuelles.

En utilisant une telle architecture cellulaire et puisque les utilisateurs à l'intérieur n'ayant besoin que de communiquer avec des points d'accès sans fil intérieurs, plusieurs technologies à courte portée peuvent être exploitées tel que le WiFi, femtocell, UWB (ultra large bande), les communications à ondes mm (3–300 GHz) et les communications à lumière visible (VLC) (400–490 THz).

Il convient de mentionner que les technologies à ondes millimétriques et VLC utilisent des fréquences très élevées qui ne sont généralement pas utilisées pour les communications cellulaires. Ces ondes à haute fréquence ne pénètrent pas très bien dans les matériaux solides et peuvent facilement être absorbées ou

dispersées par les gaz et la pluie. Par conséquent, il est difficile d'utiliser ces ondes pour des applications à l'extérieur et à longue distance. Cependant, avec les larges bandes passantes disponibles, les technologies des ondes millimétriques et VLC peuvent augmenter considérablement le débit de transmission pour les scénarios intérieurs.

L'architecture cellulaire d'un réseau 5G devrait être hétérogène, avec des macro cellules, des microcellules, des petites cellules et des relais. Pour accommoder les utilisateurs à forte mobilité tels que les utilisateurs de véhicules et de trains à grande vitesse, le concept de femto-cellules combiné avec le concept du relais mobile est proposé en [27]. Les femto-cellules sont situées à l'intérieur des véhicules pour communiquer avec les utilisateurs de l'intérieur, tandis que les grandes antennes sont situées à l'extérieur du véhicule pour communiquer avec les autres BS.

L'architecture du réseau cellulaire 5G proposée dans [5, 28] consiste à assurer une inter-connectivité entre les différentes technologies émergentes comme le réseau M-MIMO, le réseau radio cognitif, les réseaux à petites cellules mobiles et statiques. Le concept de la communication Device to Device (D2D), les points d'accès à petites cellules et Internet of Things (IoT) ont également été intégrés dans cette architecture. En général, cette architecture peut fournir une bonne plate-forme pour les futurs réseaux de normalisation 5G mais, il y a plusieurs problèmes à résoudre pour réaliser l'architecture de réseau sans fil en particulier, et les réseaux 5G en général.

### 2.3 Les technologies clés pour atteindre les spécifications de la 5<sup>ième</sup> Génération

Les principales technologies et approches pour répondre aux exigences des systèmes 5G peuvent être classées comme suit [29, 30]:

\* Densification extrême pour améliorer l'efficacité spectrale de la zone. Autrement dit, des nœuds plus actifs par unité de surface et Hz.

\* Augmentation de la bande passante, principalement en se déplaçant vers et dans le spectre des ondes millimétriques, mais aussi en utilisant mieux le spectre sans licence du WiFi dans la bande des 5 GHz. Au total, plus de Hz.

\* Efficacité spectrale accrue, principalement grâce aux avancées de MIMO, pour prendre en charge plus de bits/ s/ Hz par nœud.

### 2.3.1 Densification extrême

Comme les réseaux sans fil sont intrinsèquement limités par leurs propres interférences, de nombreuses recherches se concentrent sur les techniques de réduction des interférences, telles que MIMO multi-utilisateur [31], alignement d'interférence [32], ou traitement multicellulaire [33]. Bien que ces techniques puissent entraîner des gains de performance considérables, il est peu probable qu'elles puissent supporter le trafic de données sans fil en croissance exponentielle. Pour cette raison, une densification importante du réseau (voir Figure 2.1), c'est-à-dire l'augmentation du nombre d'antennes par unité de surface, semble inévitable. Une façon de densifier le réseau consiste à rétrécir la taille des cellules, comme le déploiement de femto ou de petites cellules [34].

La réduction de la taille des cellules présente de nombreux avantages, dont le plus important est la réutilisation du spectre dans une zone géographique et la réduction du nombre d'utilisateurs qui se négocient les ressources à chaque BS. Contrairement à ce qui est répandue, tant que les modèles d'affaiblissement de propagation maintiennent le rapport signal-à-interférence (SIR) préservé, le réseau se densifie.

Ainsi, en principe, les cellules peuvent rétrécir presque indéfiniment sans sacrifier le SIR, jusqu'à ce que presque chaque BS serve un seul utilisateur (ou soit inactif). Cela permet à chaque BS de consacrer ses ressources, ainsi que sa connexion backhaul, à un nombre toujours plus réduit d'utilisateurs. Comme la densification devient extrême, certains défis se posent:

- Préserver les gains attendus de la division des cellules lorsque chaque BS devient moins chargée, en particulier les nœuds de faible puissance.



- Déterminer les associations (UE-BS) appropriées à travers les différentes technologies d'accès radio (RAT), ce qui est crucial pour optimiser le débit edge.
- Assurer la mobilité à travers un réseau aussi hétérogène.
- L'augmentation des coûts d'installation, de maintenance et de backhaul.

La modélisation des positions des nœuds dans le réseau constitue un défi important lorsqu'il s'agit des réseaux hétérogènes denses, ce qui est généralement difficile à prévoir d'une manière déterministe. Au lieu de cela, les emplacements des nœuds sont modélisés comme des variables aléatoires avec une distribution spatiale donnée, et dans ce contexte, l'outil le plus largement utilisé est la théorie de la géométrie stochastique [35, 36]. En utilisant cet outil, la plupart des efforts de recherche sur les réseaux denses ont été axés sur l'analyse des mesures de performance traditionnelles, non énergivores.

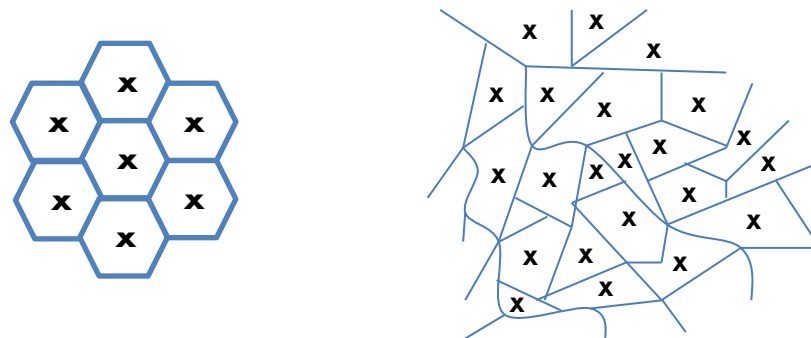


Figure 2.1 Evolution de l'architecture du réseau cellulaire : architecture traditionnelle à gauche ; architecture 5G à droite.

### 2.3.2 Ondes millimétriques

Les systèmes hertziens terrestres ont largement limité leur fonctionnement à la gamme de fréquences relativement mince qui s'étend de quelques centaines de MHz à quelques GHz et correspond à des longueurs d'onde de l'ordre de quelques centimètres jusqu'à environ un mètre. À l'heure actuelle, cette bande spectrale est presque entièrement occupée, en particulier aux heures de pointe et

dans les marchés de pointe. Indépendamment de l'efficacité de la densification, il faut beaucoup plus de bande passante.

Heureusement, un spectre important relativement inactif existe dans la gamme des ondes millimétriques (mmWave) de 30-300 GHz, où les longueurs d'onde sont de 1 à 10 mm. Il existe également plusieurs GHz de spectre plausible dans la gamme 20-30 GHz. La raison principale pour laquelle le spectre des ondes millimétriques reste inutilisé est que, jusqu'à récemment, il a été jugé inadapté aux communications mobiles en raison de ses propriétés de propagation plutôt hostiles: forte atténuation, absorption atmosphérique et pluviométrique, faible diffraction et pénétration dans les objets et, de plus, à cause du bruit de phase fort et des coûts d'équipement exorbitants. L'absorption due à l'air et à la pluie est notable, notamment l'absorption d'oxygène de 15 dB / km dans la bande des 60 GHz (ce qui explique en fait pourquoi cette bande n'est pas licenciée), mais elle est négligeable pour les déploiements cellulaires urbains actuellement envisagés [37, 38] où les espacements des BSs pourraient être de l'ordre de 200 m. En fait, une telle absorption est bénéfique car elle atténue davantage les interférences provenant des BSs plus éloignées, augmentant efficacement l'isolation de chaque cellule. Les pertes de propagation pour les ondes millimétriques sont surmontables, mais nécessitent de grands réseaux d'antennes pour diriger l'énergie du faisceau et le collecter d'une manière cohérente.

### 2.3.3 Massive MIMO

La technologie massive MIMO peut être simplement décrite comme un système à antennes multiples, où le nombre d'éléments rayonnants est augmenté de l'ordre de dizaines ou de centaines. La haute résolution spatiale offertes par ces réseaux d'antennes permet de réduire considérablement l'impact du bruit et des interférences entre les usagers, tout en minimisant la puissance d'émission [39]. Parmi les autres avantages du M-MIMO, citons l'utilisation intensive des composants de faible puissance peu coûteux, la latence réduite, la simplification de la couche de contrôle d'accès au support (MAC) et la robustesse au brouillage intentionnel [40]. Les avantages du M-MIMO peuvent potentiellement être atteints

en utilisant des approches de traitement du signal relativement simples telles que la combinaison à rapport maximal (MRC) et la transmission (MRT) [41]. Malgré que les avantages théoriques prometteurs des systèmes M-MIMO, leur mise en œuvre pratique est difficile à cause d'attribuer une chaîne radio fréquence (RF) à chaque élément d'antenne [42].

L'intérêt de la recherche pour une telle technologie a été stimulé par [12], qui a observé comment, en se basant sur la loi des grands nombres, de grands réseaux d'antennes peuvent neutraliser les interférences multi-utilisateurs. Cela se produit à condition qu'une propagation dite favorable soit vérifiée, ce qui a été validé expérimentalement dans les travaux de synthèse [3, 42]. La Figure 2.2 montre un schéma d'un système M-MIMO multi-utilisateurs où les  $K$  usagers sont desservis par une station de base avec  $M$  antennes où  $M \gg K$ .

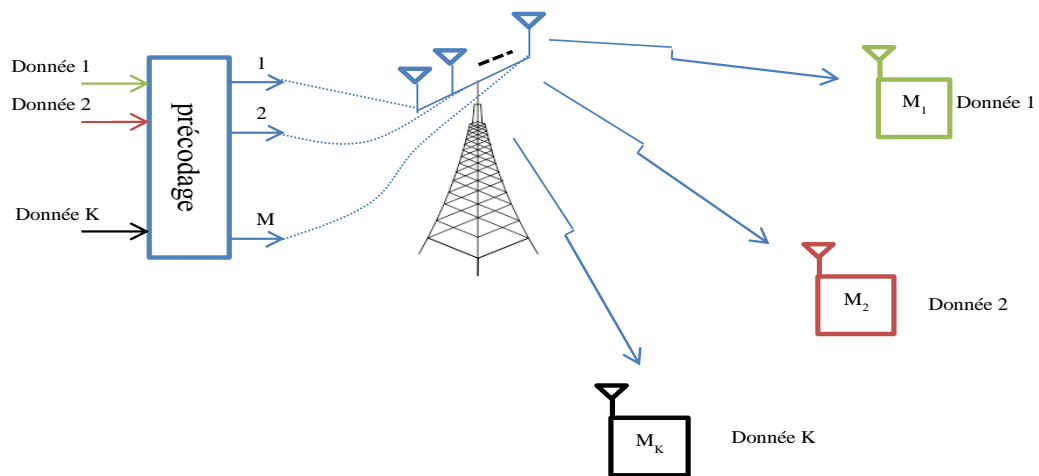


Figure 2.2 M-MIMO : Une technologie M-MIMO multi-utilisateurs où les  $K$  usagers sont desservis par une station de base avec  $M$  antennes où  $M \gg K$ .

## 2.4 Système M-MIMO

### 2.4.1 Système MIMO

L'augmentation de la capacité et de la fiabilité des systèmes de communication sans fil grâce à l'utilisation d'antennes multiples est un domaine de

recherche actif depuis plus de 20 ans [41]. Les systèmes MIMO font maintenant partie des normes actuelles et sont déployés dans le monde entier. Les installations MIMO typiques utilisent des points d'accès ou des stations de base avec relativement peu d'antennes (c'est-à-dire moins de 10), et l'amélioration correspondante de l'efficacité spectrale a été relativement modeste. Mais quelle est la différence entre les techniques M-MIMO et MIMO classiques dont les avantages sont bien connus depuis plus d'une décennie [43].

Généralement, le terme communications MIMO est utilisé pour identifier les systèmes d'émission-réception qui impliquent plusieurs antennes à l'émetteur et au récepteur. L'intérêt pour les applications MIMO s'est renforcé ces dernières années, grâce à la grande capacité, à la diversité accrue et à la suppression des interférences qu'ils sont capables de fournir [44].

Les canaux point à point sans fil des systèmes MIMO, voir Figure 2.3, avec des antennes  $M$  à l'émetteur et  $K$  antennes au récepteur, sont généralement représentés par une matrice  $H$  de taille  $M \times K$ , où chaque élément  $h_{ij}$  identifie la fonction de transfert entre le  $j^{\text{ème}}$  émetteur et la  $i^{\text{ème}}$  antenne de réception.  $y$  est le vecteur signal reçu de taille  $K \times 1$  qui peut être défini analytiquement ainsi :

$$y = Hx + n, \quad (2.1)$$

Où  $x$  est le vecteur du signal transmis de taille  $M \times 1$  et  $n \sim \text{CN}(0, N_0)$  représente un bruit blanc additif gaussien (AWGN) complexe de taille  $K \times 1$ , centré et de variance  $N_0$ .

Dans le cas d'une connaissance parfaite du canal au niveau de l'émetteur et du récepteur, on peut déduire la capacité du système en décomposant le canal en un ensemble de canaux SISO (Single Input Single Output) parallèles indépendants via la décomposition en valeurs singulières (SVD) [43]. En conséquence, nous pouvons calculer la capacité du système comme :

$$C = \sum_{i=1}^{\min(M,K)} \log \left( 1 + \frac{P_i \lambda_i^2}{N_0} \right), \quad (2.2)$$

Où  $P_i^* = \max(0, \mu - \frac{N_0}{\lambda_i})$  est l'allocation de puissance par l'algorithme du waterfilling du  $i^{\text{ème}}$  mode propre du canal,  $\mu$  le niveau du waterfill, choisi pour satisfaire la contrainte de la puissance totale et  $\lambda_i$  représentent les valeurs propres significatives de la matrice  $H^H H$  [45].

Dans les environnements de propagation de diffusion isotrope (riche), bien modélisés par les évanouissements indépendants de Rayleigh, pour des SNR suffisamment élevés, les capacités dans les deux sens montants et descendant dépendent linéairement avec  $\min(M, K)$  et d'une façon logarithmique avec le SNR. Par conséquent, en théorie, l'efficacité spectrale de la liaison peut être améliorée en utilisant simultanément de grands réseaux d'antennes sur l'émetteur et le récepteur, c'est-à-dire en rendant  $M$  et  $K$  plus grands.

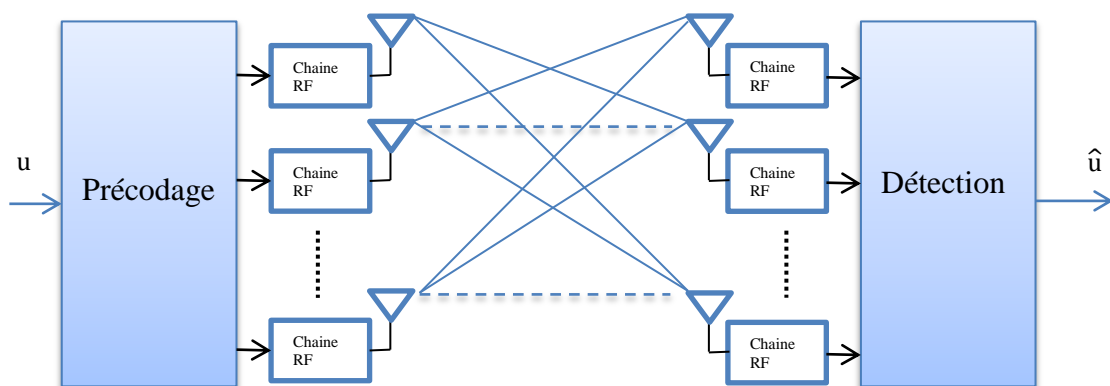


Figure 2.3 Diagramme en Bloc d'un système MIMO.

#### 2.4.2 MIMO multi-utilisateurs

L'idée du système MIMO multi-utilisateurs est qu'une seule station de base serve une multiplicité de terminaux en utilisant les mêmes ressources temps-fréquence. Le scénario MIMO multi-utilisateur est obtenu à partir de la configuration MIMO point à point en divisant le terminal d'antenne  $K$  en plusieurs terminaux autonomes.

Le multi-utilisateur MIMO présente deux avantages fondamentaux par rapport au MIMO point à point. Premièrement, il est beaucoup moins sensible aux hypothèses concernant l'environnement de propagation. Par exemple, les conditions Line of Sight (LoS) influent sur le MIMO point à point beaucoup plus par rapport le multi-utilisateur MIMO. Deuxièmement, MIMO multi-utilisateur ne nécessite que des terminaux à une seule antenne.

Malgré ces vertus, deux facteurs limitent sérieusement l'aspect pratique du MIMO multi-utilisateur dans sa forme initialement conçue. Premièrement, pour atteindre les efficacités spectrales maximales en voie montante et descendante, un traitement de signal complexe, à la fois par la station de base et par les terminaux, est nécessaire. Deuxièmement, et plus sérieusement, sur la liaison descendante, la station de base et les terminaux doivent connaître la matrice du canal, ce qui nécessite d'importantes ressources pour la transmission des pilotes dans les deux sens. Pour ces raisons, la forme originale de MIMO multi-utilisateur n'est évolutive ni par rapport à  $M$  ni par rapport à  $K$ .

#### 2.4.3 Système Massive MIMO

Massive MIMO est une forme de systèmes multi-utilisateurs MU-MIMO où le nombre d'antennes BS et le nombre d'utilisateurs sont importants; des centaines ou des milliers d'antennes BS desservent simultanément des dizaines ou des centaines d'utilisateurs dans la même ressource fréquentielle voir Figure 2.4. Par rapport à la technologie d'antenne MIMO conventionnelle, la technologie M-MIMO peut améliorer l'efficacité du spectre plus de 10 fois dans les systèmes de communication sans fil [12]. De plus, le gain de formation de faisceau basé sur la technologie d'antenne M-MIMO aide à surmonter les pertes de trajet liées aux canaux à ondes millimétriques.

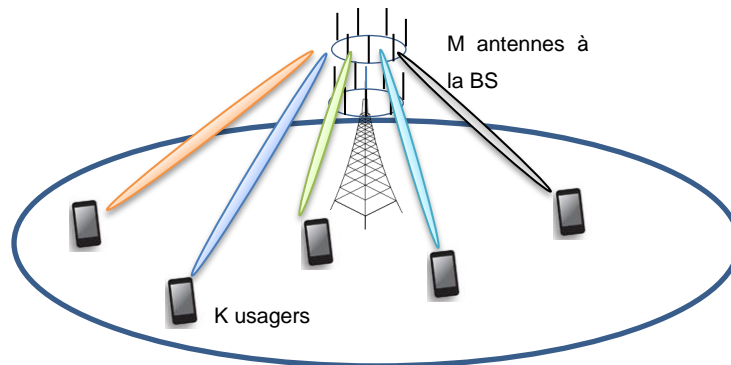


Figure 2.4 Représentation du Massive MIMO multi-utilisateurs

Comme le nombre d'antennes d'émission augmente, de nouveaux phénomènes apparaissent dans le M-MIMO par rapport au MIMO conventionnel. Sous un canal Rayleigh à évanouissement plat indépendant, les vecteurs de canal de la station de base aux utilisateurs individuels deviendront presque orthogonaux du fait que le nombre d'antennes d'émission va à l'infini [12]. Du fait de l'orthogonalité asymptotique des vecteurs de canal, le précodage linéaire devrait donner de bonnes performances en M-MIMO, car les interférences diminuent lorsque le nombre d'antennes approche de l'infini et que la puissance du signal souhaitée est toujours maximisée.

La station de base a besoin de la connaissance du CSI de la liaison descendante pour le précodage. La méthode d'acquisition du CSI sur la liaison descendante dans une M-MIMO est différente de la MIMO classique. En standard LTE, l'apprentissage sur la liaison descendante est utilisé pour l'acquisition de CSI. Toutefois, cette méthode n'est pas envisageable pour les systèmes M-MIMO, car la complexité de la formation en liaison descendante varie en fonction du nombre d'antennes BS. En mode M-MIMO, le schéma en duplex à répartition dans le temps (TDD) peut être utilisé lorsque la transmission en liaison montante et la transmission en liaison descendante utilisent la même bande de fréquence alors qu'elles sont séparées par des créneaux temporels différents.

Dans le schéma TDD, il est possible d'obtenir une réciprocité de canal (c'est-à-dire que la matrice du canal de la liaison descendante est égale à la transposition de la matrice de canal de la liaison montante). Ensuite, le CSI de la

liaison descendante peut être obtenu par un apprentissage de la liaison montante dans laquelle la complexité de l'apprentissage de la liaison montante varie en fonction du nombre d'utilisateurs.

La contamination pilote est un problème majeur dans les systèmes M-MIMO multicellulaire. Elle se produit lorsque des pilotes non orthogonaux sont utilisés pendant l'apprentissage en liaison montante. L'estimation du canal entre la BS et l'utilisateur ciblé est polluée par les informations de canal des utilisateurs qui transmettent des pilotes qui ne sont pas orthogonaux au pilote de l'utilisateur ciblé (plus de détails dans la section 2.4.5.1).

Certains points principaux de M-MIMO sont :

- **Fonctionnement TDD** : dans un système MIMO classique où le nombre d'antennes de la BS est relativement petit, la BS peut acquérir une estimation de CSI grâce au feedback d'opération FDD. Plus précisément, chaque utilisateur estime les canaux en se basant sur les symboles d'apprentissage de la liaison descendante, et les feedbacks d'estimation de canal reviennent à la BS via un lien inverse. Toutefois, dans les systèmes M-MIMO, le nombre d'antennes de la BS est très grand et l'estimation de canal devient difficile en duplex à répartition dans la fréquence FDD puisque le nombre de ressources de la liaison descendante nécessaire pour les pilotes sera proportionnel au nombre d'antennes de la BS. En outre, la bande passante requise pour le feedback CSI devient très grande. En revanche, dans les systèmes duplex à répartition dans le temps TDD, dû à la réciprocité du canal, les BS peuvent obtenir le CSI. En TDD et au cours d'un intervalle de cohérence, il y a trois opérations: l'estimation du canal (y compris l'apprentissage de la liaison montante et l'apprentissage de la liaison descendante), la transmission de données en voie montante et la transmission de données en voie descendante. Un protocole TDD Massive MIMO est montré dans la Figure 2.5.



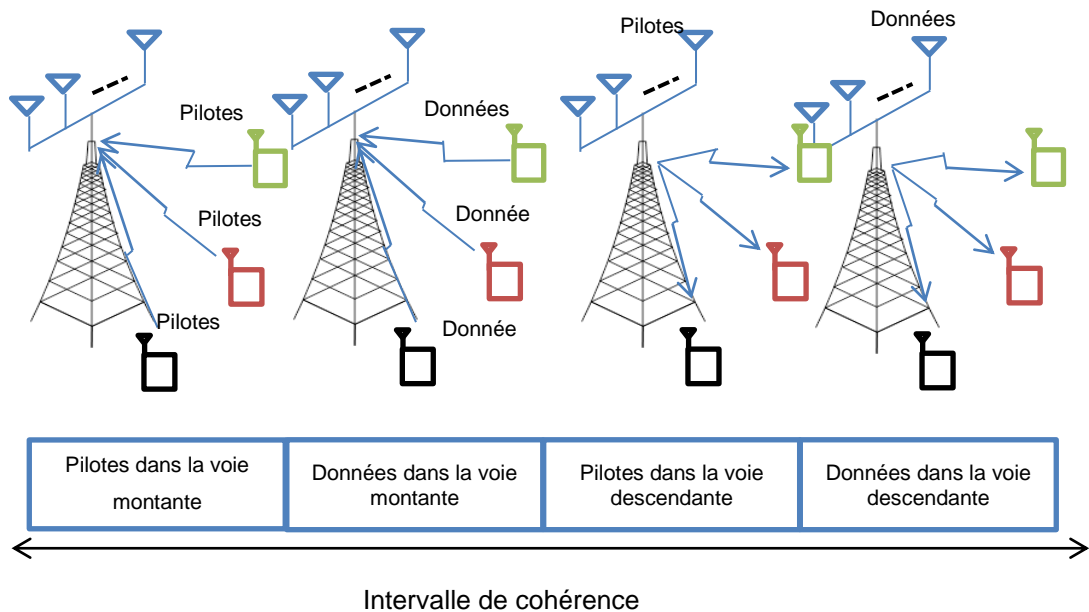


Figure 2.5 Protocole de transmission TDD en M-MIMO.

- Traitement linéaire:** étant donné que le nombre d'antennes BS et le nombre d'utilisateurs sont importants, le traitement du signal aux extrémités doit traiter des matrices / vecteurs de grande dimension. Ainsi, un traitement de signal simple est préférable. En M-MIMO, le traitement linéaire (schémas de combinaison linéaire en voie montante et schémas de précodage en voie descendante) doit être presque optimal.
- Propagation favorable:** Déployer un grand nombre d'antennes à la BS aboutit à un scénario de propagation appelé propagation favorable, où le canal sans fil devient quasi-déterministe parce que les liaisons radio BS vers UE deviennent presque orthogonales les unes aux autres [12]. En effet, les effets des évanouissements à petite échelle, des interférences intracellulaires et du bruit non corrélé disparaissent asymptotiquement dans le grand régime M [46, 47].
- M-MIMO est évolutif:** en M-MIMO et en mode TDD, la BS apprend les canaux via un apprentissage de la liaison montante. Le temps requis pour l'estimation du canal est indépendant du nombre d'antennes BS. Par conséquent, le nombre d'antennes BS peut être rendu aussi grand que souhaité sans augmentation de la charge d'estimation du canal. En outre, le

traitement du signal chez chaque utilisateur est très simple et ne dépend pas de l'existence des autres utilisateurs, c'est-à-dire qu'aucun traitement du signal de multiplexage ou de démultiplexage n'est effectué chez les utilisateurs. L'ajout ou la suppression de certains utilisateurs du service n'affecte pas les activités des autres utilisateurs.

- Toute la complexité est au niveau de la BS.

#### 2.4.4 Principe de fonctionnement du M-MIMO

Massive MIMO repose sur le multiplexage spatial qui, à son tour, repose sur une bonne connaissance des canaux de la station de base, tant sur la liaison montante que sur la liaison descendante. En liaison montante, la station de base estime les réponses des canaux en se basant sur les symboles pilotes envoyés par chaque terminal. En liaison descendante dans les systèmes MIMO conventionnels, comme la norme LTE, la station de base envoie des formes d'onde pilote sur la base desquelles les terminaux estiment les réponses de canal, quantifient les estimations ainsi obtenues et les réinjectent dans la station de base. Cela ne sera pas réalisable dans les systèmes M-MIMO, du moins pas dans un environnement à haute mobilité, pour deux raisons. Premièrement, les pilotes optimaux de la liaison descendante devraient être mutuellement orthogonaux entre les antennes. Cela signifie que la quantité de ressources temps-fréquence nécessaires pour les pilotes descendants est proportionnelle au nombre d'antennes, de sorte qu'un système M-MIMO nécessiterait jusqu'à cent fois plus de ressources qu'un système conventionnel. Deuxièmement, le nombre de réponses de canal que chaque terminal doit estimer est également proportionnel au nombre d'antennes de station de base. Par conséquent, les ressources de liaison montante nécessaires pour informer la station de base sur les réponses de canal seraient jusqu'à cent fois plus grandes que dans les systèmes conventionnels.

La BS a besoin de CSI pour détecter les signaux transmis par les utilisateurs dans la liaison montante, et pour précoder les signaux dans la liaison

descendante. Ce CSI est obtenu grâce à un apprentissage de la liaison montante. Chaque utilisateur envoie une séquence pilote orthogonale à la station de base. La BS connaît les séquences pilotes transmises par tous les utilisateurs, puis estime les canaux sur la base des signaux pilotes reçus. De plus, chaque utilisateur peut avoir besoin d'une connaissance partielle de CSI pour détecter de manière cohérente les signaux transmis par la BS. Cette information peut être acquise au moyen d'un apprentissage de la liaison descendante ou d'un algorithme d'estimation de canal aveugle. Étant donné que la BS utilise des techniques de précodage linéaire pour former les signaux aux faisceaux, l'utilisateur n'a besoin que du gain du canal effectif (qui est un constant scalaire) pour détecter ses signaux désirés.

Les capacités asymptotiques de Shannon sur la liaison montante ( $C_{UL}$ ) et la liaison descendante ( $C_{DL}$ ) pour un canal MIMO multi-utilisateur sous propagation favorable sont données par [48]:

$$C_{UL} = \sum_{k=1}^K \log_2(1 + p_{u,k} M \beta_k), \quad (2.3)$$

$$C_{DL} = \max_{a_k \geq 0, \sum a_k \leq 1} \sum_{k=1}^K \log_2(1 + p_{d,k} M a_k \beta_k), \quad (2.4)$$

où  $p_{u,k}$  et  $p_{d,k}$  sont les rapports signal sur bruit (SNR) des liaisons montante et descendante pour le  $k^{\text{ième}}$  UE,  $\beta_k$  représente le coefficient d'évanouissement à grande échelle pour le  $k^{\text{ième}}$  UE, et  $\{a_k, k = 1, 2, \dots, K\}$ , est un ensemble de variables qui doivent être optimisées pour obtenir  $C_{DL}$ . Pour simplifier, si on néglige l'effet de  $\beta_k$  et supposons que chaque UE émet avec un rapport signal sur bruit moyen  $p_{u,k}$  la capacité de Shannon de la liaison montante se simplifie à:

$$C_{UL} = K \log_2(1 + M p_u) \quad (2.5)$$

Un argument similaire peut également être avancé pour les transmissions en liaison descendante. La simplification illustrée en eq. (2.5) nous amène à deux

observations importantes (i) le débit du système peut être amélioré en augmentant  $K$ , c'est-à-dire en multiplexant des flux de données parallèles vers un plus grand nombre d'UE sur la même ressource temps-fréquence, et (ii) la puissance de transmission par UE peut être diminuée en augmentant  $M$ , c'est-à-dire le nombre d'antennes BS, tout en maintenant le même débit par UE. En d'autres termes, la simplification donnée en eq. (2.5) montre que nous pouvons obtenir des gains de multiplexage  $O(K)$  et des gains de réseau  $O(M)$  sous propagation favorable.

#### 2.4.5 Défis fondamentaux dans les systèmes M-MIMO

Les systèmes M-MIMO sont caractérisés par une tâche d'estimation de canal plus difficile, due à un effet de la contamination pilote plus sévère, et à des imperfections matérielles plus importantes. En ce qui concerne l'efficacité énergétique, le M-MIMO réduit la puissance rayonnée d'un facteur proportionnel à la racine carrée du nombre d'antennes déployées, tout en maintenant le taux d'information inchangé [49].

##### 2.4.5.1 Estimation du canal et contamination de pilotes

Il est bien connu que des informations d'état de canal précises (CSI) doivent être acquises pour tirer partie des avantages d'antennes supplémentaires. Ceci pose, en particulier dans les canaux à évanouissement rapide un défi quand le nombre d'antennes augmente [50]. Ainsi, le M-MIMO n'est réalisable qu'avec un protocole TDD où la réciprocité des canaux peut être exploitée. Ici, les canaux sont estimés sur la base des signaux pilotes orthogonaux qui sont envoyés par les utilisateurs terminaux. En pratique, les réseaux cellulaires comprennent de nombreuses cellules. En raison de la disponibilité limitée du spectre de fréquence, ces cellules doivent partager les mêmes ressources temps-fréquence. Ainsi, la configuration multicellulaire devrait être considérée. Dans ce cas, nous ne pouvons pas affecter des séquences pilotes orthogonales pour tous les utilisateurs dans toutes les cellules, en raison de la limitation de l'intervalle de cohérence des canaux. Les séquences pilotes orthogonales doivent être réutilisées d'une cellule à l'autre. Par conséquent, l'estimation de canal obtenue dans une cellule donnée sera contaminée par des pilotes transmis par des utilisateurs dans d'autres

cellules comme le montre la Figure 2.6. Cet effet, appelé contamination du pilote, réduit les performances du système [46]. L'effet de la contamination du pilote est une limitation inhérente majeure de M-MIMO. Des efforts considérables ont été faits pour réduire cet effet. L'estimation de canal fondée sur la décomposition en valeurs propres (SVD), la décontamination pilote, ainsi que les schémas de précodage de contamination pilote sont proposés en [51-53].

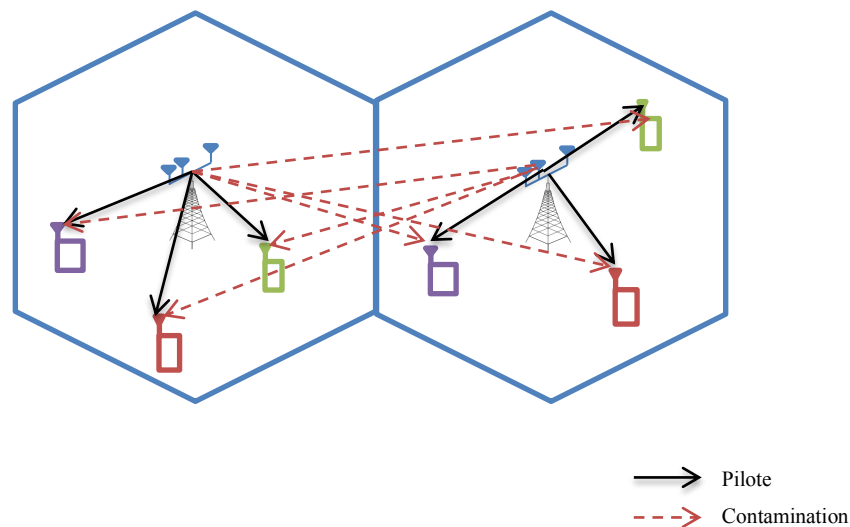


Figure 2.6 Illustration de l'effet de la contamination pilote

#### 2.4.5.2 Complexité matérielle

Un défi crucial de M-MIMO est la complexité du matériel. Puisque le nombre d'antennes augmente, le nombre de chaînes d'émetteurs-récepteurs RF, y compris les composants tels que l'amplificateur RF, le mélangeur et l'ADC / DAC, augmente également à une échelle beaucoup plus grande que dans n'importe quel système actuel. Pour traiter les matrices de canal de grandes dimensions, la complexité du traitement en bande de base peut augmenter de manière significative, car plus d'opérations seront nécessaires.

Une complexité matérielle élevée conduit souvent à une faible efficacité en termes de coût et d'énergie. Les antennes sont généralement bon marché et faciles à déployer, mais les chaînes RF peuvent être relativement coûteuses. En raison des gains de grande taille, M-MIMO est économe en énergie en termes de

puissance d'émission rayonnée. Cependant, la consommation d'énergie due au matériel peut être assez élevée. Les composants analogiques et RF devraient dominer la consommation d'énergie en M-MIMO.

Pour mettre en œuvre le M-MIMO en pratique, de nombreuses études sont menées pour simplifier son matériel. Parmi celles-ci, la sélection d'antenne a été considérée dans cette thèse comme une solution directe qui réduit le nombre de chaînes RF sans réduction significative des performances.

#### 2.4.5.3 Imperfection matérielles

Comme le matériel M-MIMO a tendance à être très complexe avec de nombreuses antennes et chaînes d'émetteurs-récepteurs, il est important de les rendre aussi peu coûteux que possible. Cependant, le moins cher, le plus imparfait, généralement. Avec le M-MIMO, nous pouvons admettre que de nombreuses imperfections sont assez importantes, car l'effet de moyennage sur de nombreuses antennes aide à réduire l'impact des imperfections sur les performances du système [54]. Cela ouvre la possibilité d'utiliser du matériel peu coûteux, tels que des amplificateurs non linéaires, des mélangeurs à fort déséquilibre IQ, des ADC / DAC de faible précision, etc.

Un autre problème est l'étalonnage de la réciprocité dans le M-MIMO TDD. Idéalement, le précodage pour la transmission dans la liaison descendante est calculé sur la base de CSI estimé dans la liaison montante. Les canaux de propagation sont réciproques, cependant, les fronts RF d'émission et de réception ne le sont généralement pas. Afin d'utiliser la réciprocité de canal, nous devons estimer et compenser la différence entre les réponses entre les chaînes RF d'émission et de réception.

#### 2.4.5.4 Couplage mutuel dans les réseaux d'antennes

Un fort couplage mutuel entre les antennes est bon pour l'étalonnage de la réciprocité [55]. Cependant, le couplage mutuel peut dégrader les performances du M-MIMO, principalement en raison de la perte de puissance, lorsque de nombreuses antennes sont placées dans un petit espace physique [56]. Par

exemple, le couplage mutuel peut entraîner une capacité sensiblement inférieure et des degrés de liberté réduits, car le nombre d'antennes est augmenté pour une ouverture de réseau d'antenne fixe [57]. En plus de l'inefficacité de la puissance, la corrélation spatiale causée par de petits espacements d'antenne limite également les performances du M-MIMO [58].

L'effet du couplage mutuel doit être donc pris en compte lors de la conception d'un réseau d'antennes M-MIMO et lors de l'évaluation ou de la prédiction des performances d'un système M-MIMO.

## 2.5 Précodage dans les systèmes MIMO

Les technologies MIMO nécessitent un traitement de signal supplémentaire au niveau des émetteurs et / ou récepteurs pour séparer des flux de données indépendants. Ces techniques sont classifiées en des techniques de détection, de précodage et d'émission-réception conjointe selon que le traitement du signal est effectué au niveau du récepteur, de l'émetteur ou des deux côtés de la communication, respectivement.

Généralement, les techniques de précodage sont classiquement utilisées dans la liaison descendante des scénarios multi-utilisateurs avec une seule station de base (BS), alors que les techniques de détection sont implémentées dans la liaison montante. Entre autres raisons, les charges de traitement du signal sont toujours supportées par la BS au lieu des utilisateurs mobiles, généralement caractérisés par des contraintes de puissance et de complexité plus élevées.

Les approches de précodage linéaire dans la littérature sont caractérisées par des charges de calcul de faible complexité et visent à annuler [44, 59] ou exploiter [60] [61] l'interférence du côté de l'émetteur, tandis que les techniques de précodage non linéaire nécessitent un traitement du signal plus complexe, mais sont en mesure d'atteindre des taux plus élevés [62, 63].

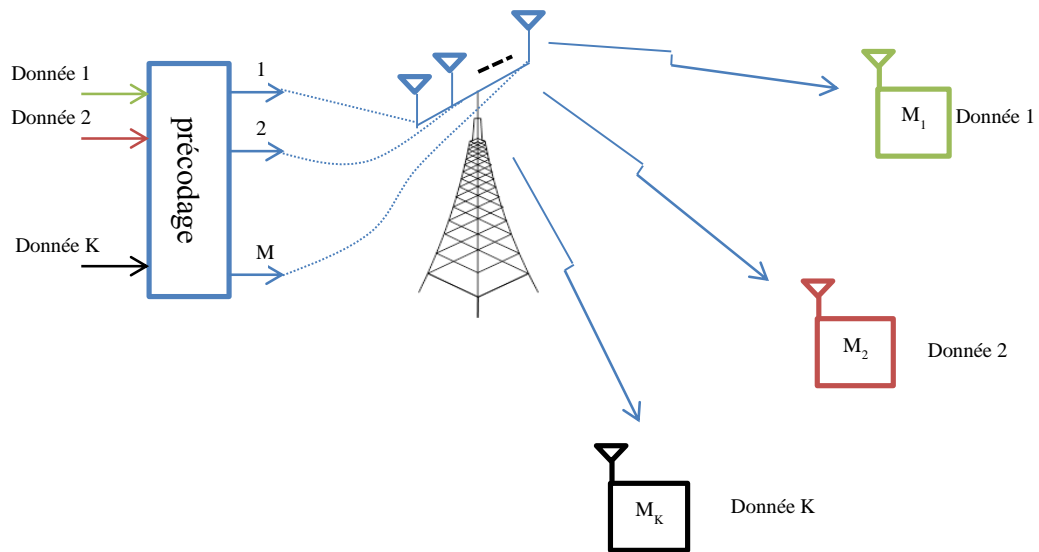


Figure 2.7 Représentation du précodage dans un système M-MIMO.

### 2.5.1 Précodage linéaire

Le précodage linéaire est une approche de transmission simple où le signal transmis  $x$  est dérivé comme une combinaison linéaire du symbole de données  $u$ . L'opération utilisée pour dériver le vecteur de signal transmis  $x$  peut être décrite analytiquement comme suit:

$$x = Gu = \gamma Fu, \quad (2.6)$$

où  $G = \gamma F$  est la matrice de précodage et elle est définie comme étant la combinaison de deux différents éléments : un facteur  $\gamma \in \mathbb{R}$  nécessaire pour assurer que le signal transmis  $x$  respecte les contraintes de puissance, i.e.  $E\{\|x\|^2\} = P$ , et la matrice de précodage sans facteur  $F$ . Ici, on cite les techniques fondamentales de précodage linéaire pour les communications MIMO :

- a. **Filtage adapté** représente la technique de précodage linéaire la plus simple de la littérature et est conçue pour maximiser le rapport signal-bruit reçu (SNR). Soit le facteur d'échelle  $\gamma_{MF}$ , la matrice de précodage



$F_{MF}$  peut être calculée comme la Hermitienne de la matrice de canal  $\mathbf{H}$  [59] :

$$G_{MF} = \gamma_{MF} \mathbf{H}^H = \frac{\mathbf{H}^H}{\sqrt{\text{tr}[(\mathbf{H}^H \mathbf{H})]}} \quad (2.7)$$

**b. Forçage à Zéro (ZF)** est une technique de précodage linéaire simple qui a été largement étudiée dans le passé [60, 64] et est conçu pour égaliser les effets du canal du côté du récepteur. Compte tenu du facteur d'échelle  $\gamma_{ZF}$ , la matrice de précodage  $F_{ZF}$  est définie comme une pseudo-inverse de Moore-Penrose du canal  $\mathbf{H}$ :

$$G_{ZF} = \gamma_{ZF} \mathbf{H}^H (\mathbf{H} \mathbf{H}^H)^{-1} = \frac{\mathbf{H}^H (\mathbf{H} \mathbf{H}^H)^{-1}}{\sqrt{\text{tr}[(\mathbf{H} \mathbf{H}^H)^{-1]}} \quad (2.8)$$

**c. Forçage à Zéro régulé (RZF)** c'est une modification du ZF conventionnel, avec le but de réduire sa forte susceptibilité aux matrices de canaux mal conditionnées [44]. Les pertes de performance sont identifiées par un SNR décroissant au niveau du récepteur et sont causées par le facteur d'échelle accru  $\gamma_{ZF}$  rencontré par les matrices de canal avec un nombre de conditions plus petit. La matrice de précodage RZF vise à maximiser le SINR au récepteur [61] et est définie comme :

$$G_{RZF} = \gamma_{RZF} \mathbf{H}^H (\mathbf{H} \mathbf{H}^H + \alpha \mathbf{I})^{-1} = \frac{\mathbf{H}^H (\mathbf{H} \mathbf{H}^H + \alpha \mathbf{I})^{-1}}{\sqrt{\text{tr}[(\mathbf{H} \mathbf{H}^H + \alpha \mathbf{I})^{-1} \mathbf{H} \mathbf{H}^H (\mathbf{H} \mathbf{H}^H + \alpha \mathbf{I})^{-1}]}} \quad (2.9)$$

Où  $\alpha$  est le facteur de régularisation pour un scénario à cellule unique.

## 2.5.2 Précodage non linéaire

Le précodage non linéaire englobe toutes les techniques de traitement du signal consacrées à la génération du vecteur précodé  $\mathbf{x}$  au moyen d'opérations complexes non linéaires sur le vecteur de symbole souhaité  $\mathbf{u}$ . Bien que l'utilisation des techniques de précodage non linéaires au niveau de l'émetteur offre des avantages significatifs en termes de débit, elle se fait généralement au détriment d'un traitement du signal très sophistiqué. Les techniques de précodage

non linéaires ne sont pas présentées dans cette thèse, car elle se concentre principalement sur les systèmes nécessitant une charge de calcul réduite.

## 2.6 Efficacité énergétique

Au sens large, EE désigne la quantité d'énergie nécessaire pour accomplir une certaine quantité de travail. Cette définition générale s'applique à tous les domaines de la science, de la physique à l'économie, et la communication sans fil ne fait pas exception.

Parmi les différentes façons de définir l'EE d'un réseau cellulaire, l'une des définitions les plus populaires s'inspire de la définition de l'efficacité spectrale (SE), à savoir « le SE d'un système de communication sans fil est le nombre de bits qui peuvent être transmis de manière fiable par échantillon à valeur complexe ». En remplaçant «SE» par «EE» et «échantillon à valeurs complexes» par «unité d'énergie», on obtient la définition suivante [65, 66] :

L'EE d'un réseau cellulaire est le nombre de bits pouvant être transmis de manière fiable par unité d'énergie. Selon la définition ci-dessus, nous définissons l'EE comme :

$$EE = \frac{\text{Débit [bit/s/cell ]}}{\text{Consommation de puissance [W/cell ]}} \quad (2.10)$$

Si le taux annuel de la croissance du trafic des réseaux cellulaires continue d'être compris entre 41% et 59%, le débit de la zone devra augmenter d'un facteur de 1000 au cours des 15-20 prochaines années [67]. Si aucune contre-mesure active n'est prise, la solution au "défi des données ×1000 " augmentera la consommation en puissance (PC) de manière prohibitive. En effet, les réseaux actuels reposent sur une infrastructure centrale rigide, alimentée par le réseau électrique et conçue pour maximiser le débit et la charge de trafic que chaque cellule peut gérer. La consommation en puissance est principalement déterminée par le débit maximal et varie très peu avec le débit réel de la cellule. Puisque le nombre d'utilisateurs actifs dans une cellule peut changer rapidement en raison des

changements dans les comportements des utilisateurs, beaucoup d'énergie est gaspillée dans les BS en dehors des heures de pointe.

## 2.7 Amélioration de l'efficacité énergétique dans les systèmes M-MIMO

En M-MIMO, chaque antenne BS est associée à une chaîne radiofréquence (RF) [42]. La chaîne RF est composée d'un convertisseur numérique-analogique (DAC), un filtre et un mélangeur. Tous ces composants de la chaîne RF consomment de l'énergie. La Figure 2.8 décrit le budget de puissance d'une station de base. Cette puissance du circuit varie linéairement avec le nombre d'antennes BS. Par conséquent, la puissance globale du circuit est énorme et ne peut pas être négligée. Il peut en résulter une efficacité énergétique médiocre malgré le fait que la puissance de transmission peut être réduite de manière significative en employant un grand nombre d'antennes BS. Cette question de consommation d'énergie plus élevée a de grandes implications car elle a une contribution importante à l'empreinte carbone globale et par conséquent, elle devrait être traitée de manière appropriée avant de déployer l'énorme M-MIMO dans les futurs réseaux cellulaires.

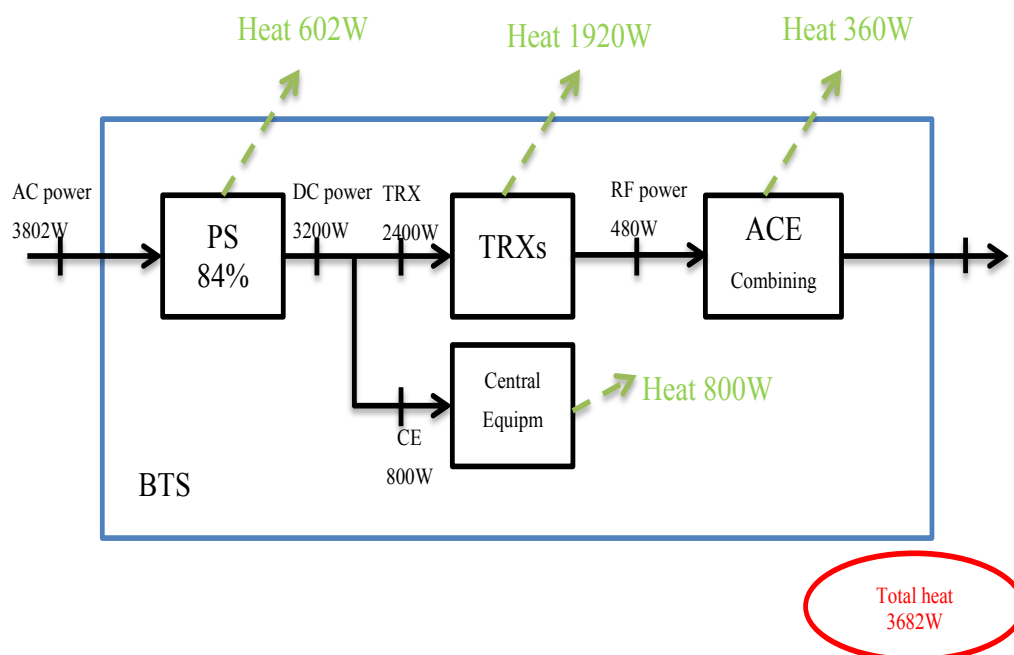


Figure 2.8 Vue d'ensemble du budget de puissance d'une station de base [62].

La Figure 2.9 montre que la consommation énergétique des stations de base est principalement dominée par les TRX. Plus précisément, la génération RF, en particulier, l'amplificateur de puissance où une partie cruciale du budget global de puissance est consommée. Comme cet équipement n'est nécessaire que lorsque la station de base est opérationnelle, une approche consiste à arrêter les unités TRX lorsqu'elles ne sont pas nécessaires. Cela peut être fait sur des échelles de temps plus ou moins longues, où les échelles de temps plus longues sont plus faciles à gérer mais ne peuvent que refléter des tendances à long terme (par exemple, une densité de trafic réduite pendant la nuit); Des échelles de temps plus courtes sont potentiellement plus puissantes et flexibles mais nécessitent une analyse plus détaillée du protocole de communication utilisé ainsi que du matériel d'amplification utilisé.

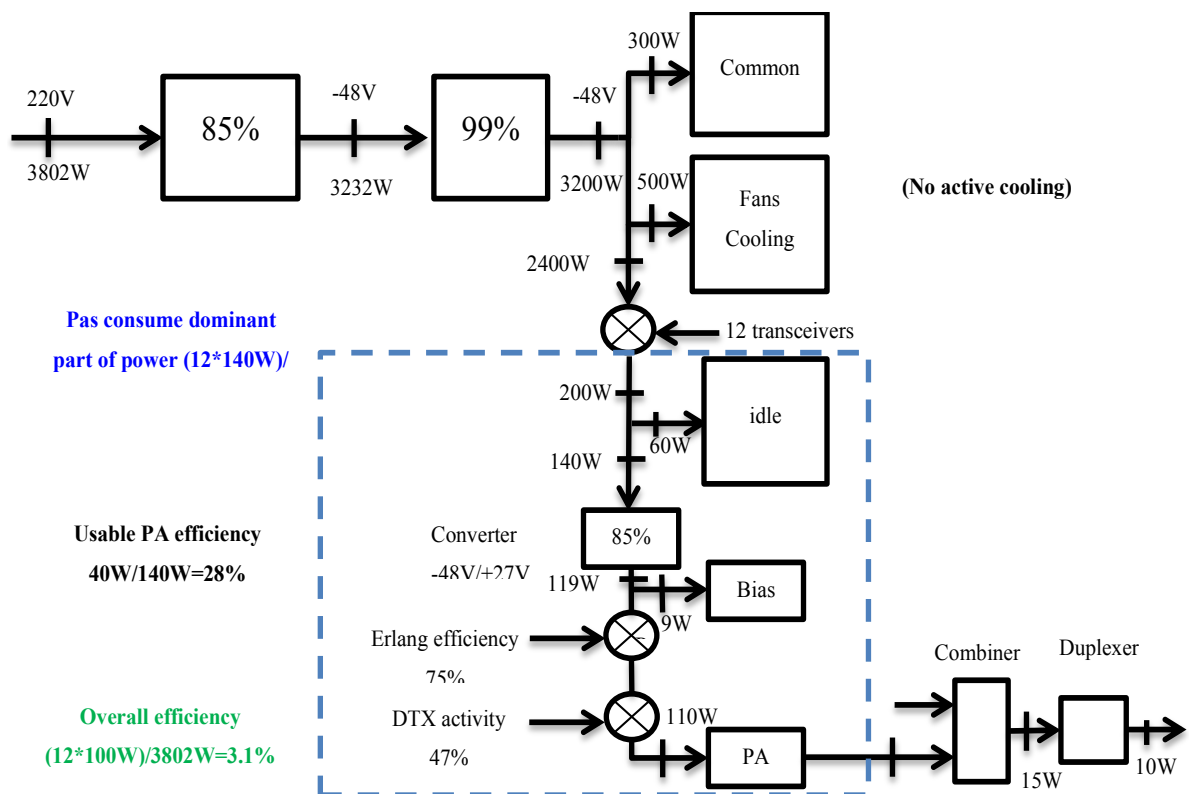


Figure 2.9 Budget de puissance détaillé d'une station de base [62].

L'augmentation du nombre d'antennes pourrait ne pas améliorer l'efficacité énergétique du système car la puissance supplémentaire consommée par les

chaînes RF peut effectivement produire l'effet contraire. Par conséquent, deux aspects complémentaires requis pour améliorer l'efficacité énergétique dans les systèmes à antennes multiples doivent être considérés :

1) comprendre l'évolution des débits pouvant être atteints avec l'augmentation du nombre d'antennes dans les systèmes de communication réels et 2) employer des schémas avec un matériel et complexités de traitement du signal réduit.

### 2.7.1 Réduction de la complexité des algorithmes

En raison de la résolution spatiale plus fine obtenue grâce à l'utilisation d'un grand nombre d'antennes sur la station de base, les systèmes M-MIMO peuvent concentrer l'énergie dans de petites régions, réduisant ainsi les interférences entre utilisateurs. Cela se fait toutefois au prix d'une complexité de calcul croissante, car à mesure que le nombre d'utilisateurs augmente, l'atténuation des interférences entre utilisateurs devient plus difficile. En fait, pour réaliser les avantages attrayants promis par les systèmes M-MIMO, la BS doit employer des techniques de précodage et de détection linéaires avancées pour atténuer les interférences induites dans les transmissions en liaison descendante et montante, respectivement. Les techniques classiques de précodage et de réception sont très exigeantes en calcul dans les systèmes à grande échelle car elles impliquent le calcul de l'inversion de matrices de très grandes dimensions. Ainsi, des systèmes de précodage et de réception plus efficaces en termes de complexité de calcul sont nécessaires pour les systèmes M-MIMO.

### 2.7.2 Sélection d'antenne

Le concept derrière la sélection d'antenne (AS), au niveau de l'émetteur ou du récepteur, est très simple: le système choisit, en fonction d'une mesure de performance spécifique, les meilleures antennes ( $M_{opt}$ ;  $K_{opt}$ ) parmi les ( $M$ ;  $K$ ) disponibles au niveau du récepteur ou émetteur, respectivement. Grâce à cette sélection, le récepteur / émetteur voit sa consommation considérablement réduite, car le nombre de chaînes RF nécessaires diminue.

La littérature sur la sélection d'antennes s'est concentrée sur le développement des algorithmes de sélection peu complexes et sur l'analyse de leurs performances [68-70]. Des travaux ont également porté sur l'étude de l'acquisition d'informations sur l'état du canal (CSI) et sur les améliorations de l'efficacité énergétique des systèmes AS.

La sélection d'un sous-ensemble d'antennes  $N < M$  en fonction de leurs conditions de canal a été présentée comme une alternative réalisable pour réduire la complexité dans les systèmes MIMO à petite et à grande échelle [68, 69]. Intuitivement, la procédure de sélection exploite le fait que les éléments d'antenne séparés subissent différentes caractéristiques de propagation. Par conséquent, l'objectif fondamental consiste à choisir  $N$  éléments d'antenne qui maximisent une mesure de performance donnée telle que les taux réalisables ou l'efficacité énergétique.

Ces conceptions sont communément appelées schémas de sélection d'antenne et elles facilitent la réduction du nombre de chaînes RF  $M$  au détriment d'une perte de performance par rapport aux émetteurs et récepteurs MIMO RF complets [68, 69, 71].

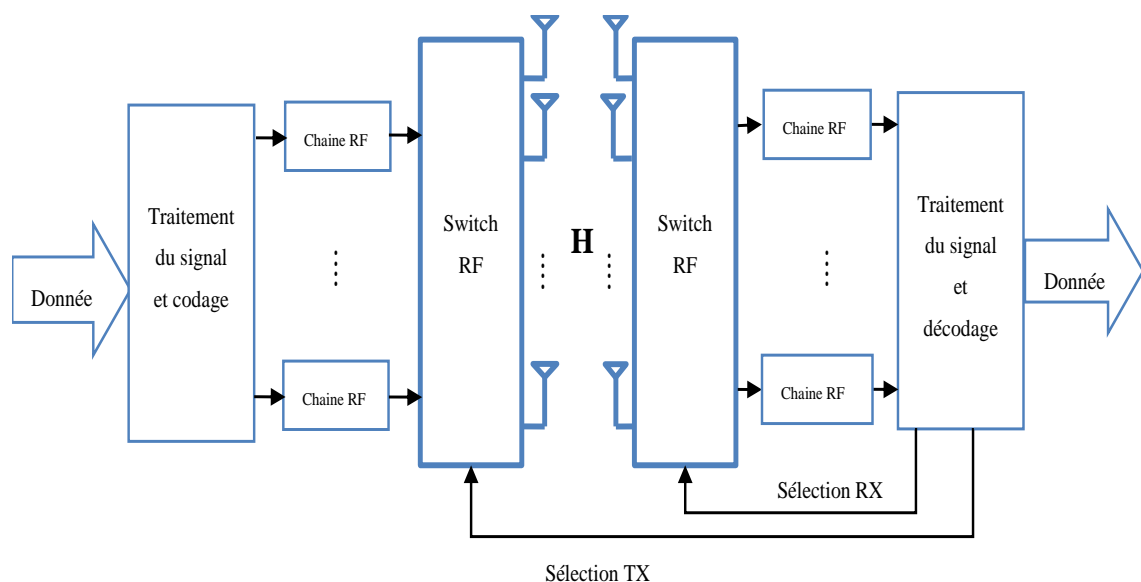


Figure 2.10 Sélection d'antenne dans les systèmes MIMO.

La caractérisation et le développement des systèmes AS ont fait l'objet de recherches intensives. Par exemple, un grand nombre d'algorithmes AS sous-

optimaux pour réduire la complexité de la sélection optimale ont été proposés dans la littérature [69, 72, 73].

## 2.8 Préoccupations économiques

Les réseaux actuels sont conçus pour maximiser la capacité en augmentant proportionnellement les puissances d'émission. Cependant, étant donné la croissance spectaculaire du nombre de dispositifs connectés, une telle approche n'est pas durable. L'utilisation de plus en plus d'énergie pour augmenter la capacité de communication entraînera des coûts de fonctionnement inacceptable. Les techniques de communication sans fil actuelles sont donc tout simplement pas en mesure de fournir l'augmentation de la capacité désirée voulue par l'amplification des puissances d'émission.

## 2.9 Préoccupations environnementales

Les systèmes de communication sans fil actuel sont principalement alimentés par des sources d'énergie traditionnelles à base de carbone. À l'heure actuelle, la technologie de l'information et de la communication (ICT) des systèmes sont responsables de 1.5% des émissions mondiales de CO<sub>2</sub> [74, 75], mais ce pourcentage est en augmentation aussi rapide que le nombre des périphériques connectés. En outre, il est prévu que 75% du secteur des ICT soit sans fil en 2020, ce qui implique que les communications sans fil deviendront le secteur critique à adresser en ce qui concerne la réduction des émissions de CO<sub>2</sub> liées aux ICT.

## 2.10 Conclusion

Ce chapitre a introduit en premier lieu le futur réseau de communication sans fil 5G, ses exigences et les technologies clés proposées pour les atteindre. Il a présenté une revue des principaux techniques dans le domaine de recherche de cette thèse. L'accent est mis en particulier sur les stratégies à antennes multiples conçues dans le but d'améliorer l'efficacité énergétique des communications sans

fil. La technologie M-MIMO est une forme de systèmes MU-MIMO où le nombre d'antennes BS et le nombre d'utilisateurs sont importants; des centaines ou des milliers d'antennes BS desservent simultanément des dizaines ou des centaines d'utilisateurs dans la même ressource fréquentielle, ce qui vérifie les exigences de la 5G en termes de débits et de performance. Cependant, une efficacité énergétique médiocre en résulte malgré le fait que la puissance de transmission peut être réduite de manière significative.



# 3 OPTIMISATION DE L'EFFICACITE ENERGETIQUE PAR LA METHODE SOR

## 3.1 Introduction

Depuis plusieurs années, les technologies de l'information et de la communication connaissent un développement spectaculaire. Le trafic d'information augmente exponentiellement alors que l'évolution de l'efficacité énergétique des réseaux n'augmente que d'une manière linéaire [13].

Afin de fournir des débits de données énormes à un nombre croissant d'utilisateurs, les nouvelles générations des systèmes de communication sans fil reposeront beaucoup plus sur la densification des réseaux grâce au déploiement de petites cellules (small-cell). Ces dernières sont un moyen efficace pour améliorer la capacité locale (les points chauds dans les zones urbaines), mais elles ne peuvent pas remplacer les macro-cellules qui assurent la couverture et la gestion des terminaux hautement mobiles. Une autre façon de densifier le réseau consiste à augmenter le nombre d'antennes déployées sur chaque site cellulaire pour former un réseau M-MIMO [39]. Avec les M-MIMO, nous pensons aux systèmes qui utilisent des réseaux d'antennes équipés des centaines d'éléments, servant simultanément plusieurs dizaines de terminaux en exploitant la même ressource temps-fréquence [40]. Les M-MIMO récoltent tous les avantages du MIMO conventionnel, mais à une échelle beaucoup plus grande. Ils exploitent plus de degrés de liberté spatiale afin de multiplexer les signaux venant des différents terminaux mobiles dans une même ressource temps-fréquence. En outre, grâce au nombre important des antennes un faisceau très étroit peut être focalisé vers les usagers d'une manière à réduire efficacement les interférences intra et inter

cellules. Dans l'ensemble, le M-MIMO permet le développement des réseaux futurs haut débit (fixes et mobiles) qui seront économes en énergie, sécurisés et robustes, et utiliseront efficacement le spectre.

M-MIMO offre plusieurs caractéristiques intéressantes: Premièrement, la capacité peut être théoriquement augmentée en installant simplement des antennes supplémentaires sur les sites des cellules existants. Ainsi, le M-MIMO constitue une alternative au rétrécissement de la taille de la cellule, moyen traditionnel d'augmenter la capacité du réseau [76]. Deuxièmement, les réseaux d'antennes de grande taille peuvent potentiellement réduire les puissances d'émission des liaisons montantes (UL) et descendantes (DL) par une combinaison cohérente et une ouverture d'antenne accrue [49]. Troisièmement, si la réciprocité de canal est exploitée, la surcharge liée à l'apprentissage du canal augmente linéairement avec le nombre des usagers par cellule et est indépendante du nombre d'antennes par station de base [77]. Les caractéristiques décrites ci-dessus reposent sur plusieurs hypothèses cruciales mais optimistes concernant les conditions de propagation, les implémentations matérielles et le nombre d'antennes pouvant être déployées dans la pratique.

### 3.2 Problématique

Les systèmes de communication MIMO nécessitent des chaînes radio fréquence ainsi que les traitements en bande de base associés à chaque chaîne, une antenne correspond à une chaîne RF. Par conséquent, un grand nombre de chaînes RF devrait être utilisée pour le système M-MIMO qui augmente inévitablement l'énergie consommée. Pour pallier ce problème, le travail proposé ici a traité l'optimisation de l'efficacité énergétique dans les systèmes M-MIMO en proposant un schéma de précodage et de détection de faible complexité basé sur la méthode de sur-relaxation successive.

### 3.3 Etat de l'art

Dans les systèmes M-MIMO, La matrice du canal est une matrice hermitienne positive définie et a tendance à être diagonale [56]. Grâce à l'orthogonalité asymptotique de la matrice, un précodage linéaire simple peut être utilisé pour obtenir des performances proches de la capacité du canal. L'algorithme de Forçage à Zéro est un schéma de précodage linéaire populaire. Il offre un bon compromis entre la complexité de calcul et la performance. Néanmoins, en M-MIMO, il nécessite une inversion d'une matrice de très grande taille, qui présente une complexité prohibitive [78]. Les méthodes conventionnelles d'inversion de matrice, telles que la décomposition de Cholesky [79], peuvent donner un résultat exact, mais la complexité élevée qui en résulte ne peut être acceptable lorsqu'il s'agit d'une matrice de grande taille. Pour avoir une faible complexité et des performances quasi optimales dans les systèmes M-MIMO, certaines méthodes approximatives d'inversion de matrice ont été utilisées récemment. Un précodage basé sur les séries de Neumann a été proposé [19], ce qui permet de réduire la complexité de calcul d'une manière itérative. Mais la complexité requise est toujours inabordable. Les auteurs [80] ont proposé un schéma de précodage basé sur la sur-relaxation successive (SOR), d'où ils ont vérifié son avantage en termes de complexité de calcul pour des configurations M-MIMO typiques. La complexité globale est réduite d'un ordre de grandeur avec une perte de performance négligeable. De plus, les auteurs [81] ont proposé la méthode de SOR pour l'algorithme de détection MMSE dans un système M-MIMO en liaison montante. Ils ont vérifié que les performances du système proposé étaient les mêmes que celle du MMSE avec un nombre d'itérations moins. Les auteurs [82] ont calculé l'efficacité énergétique en considérant un algorithme ZF pour la détection dans la liaison montante et le précodage dans la liaison descendante. Ils ont considéré la factorisation standard de Cholesky et la substitution pour la mise en œuvre de l'inversion de la matrice du canal. Puisque l'EE dépend de la consommation d'énergie du circuit, qui dépend fortement de la complexité de calcul, nous proposons ici un schéma de précodage et de détection de faible complexité qui est basé sur la sur-relaxation successive dans un système M-MIMO multi-utilisateur et considère la réduction de la consommation d'énergie du circuit.

### 3.4 Modèle du système

Le scénario dans ce cas est un système M-MIMO (voir Figure 3.1) à multi-utilisateurs considérant à la fois la liaison montante et la liaison descendante. La station de base est équipée de  $M$  antennes qui communiquent avec  $K$  usagers à une seule antenne réparties uniformément dans une cellule de forme circulaire. On suppose une synchronisation parfaite entre la station de base et les usagers ainsi qu'un protocole de transmission TDD est employé. Tout au long de ce travail, les  $M$  antennes au niveau de la BS sont supposés non corrélés. Un modèle de distribution des évanouissements à petite échelle de Rayleigh est également considéré. Un algorithme ZF classique est utilisé à la fois dans la liaison montante pour la détection de données et pour le précodage de données dans la liaison descendante. En outre, nous supposons la capacité d'acquérir un CSI parfait à partir des pilotes de la liaison montante [82].

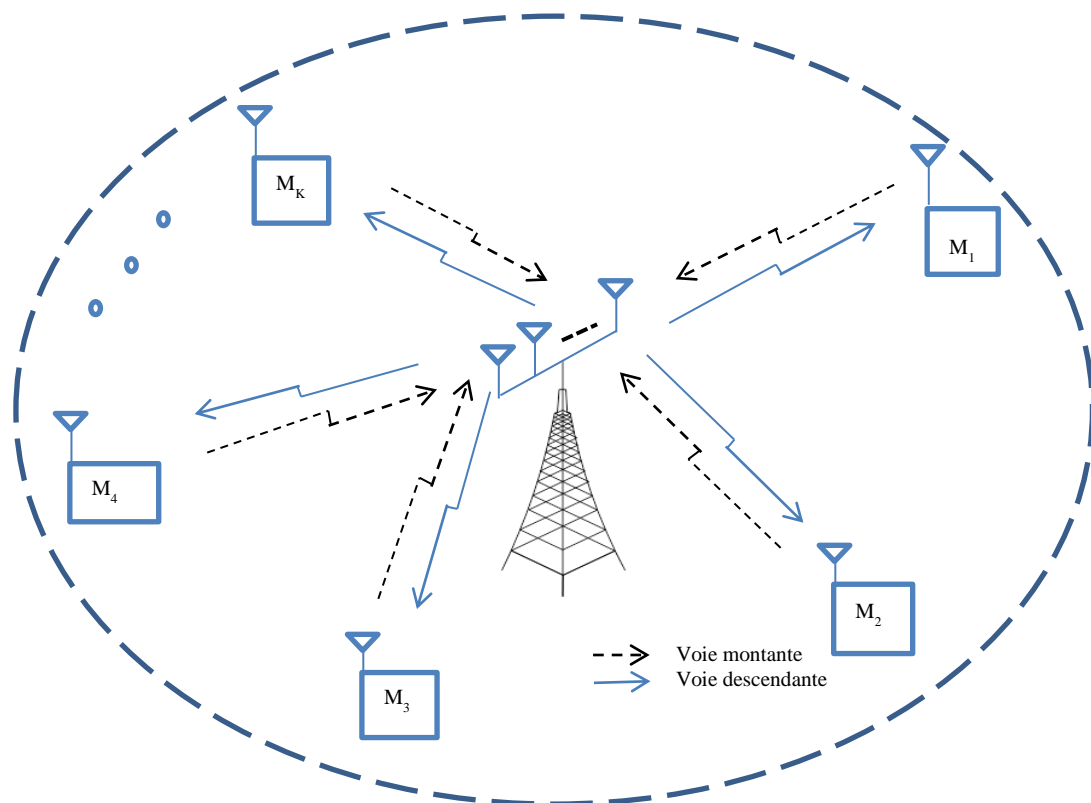


Figure 3.1 Modèle du système.

### 3.4.1 Modèle de l'efficacité énergétique

La métrique d'efficacité énergétique EE est utilisée pour la conception d'un réseau efficace en énergie en prenant des décisions favorables dans chaque couche de protocole. En [83], les auteurs ont présenté diverses mesures d'EE pour comprendre les perspectives d'EE. Cependant, bits-per-Joule est la métrique EE la plus utilisée. Elle est interprétée en tant que débit d'un système par unité de consommation d'énergie.

Le problème d'optimisation de l'efficacité énergétique considéré dans ce travail peut être formulé comme en [82] :

$$EE = \frac{\sum_{k=1}^K (E\{R_k^{(ul)}\} + E\{R_k^{(dl)}\})}{P_{TX}^{(ul)} + P_{TX}^{(dl)} + P_{CP}(M, K, \bar{R})} \quad (3.1)$$

Où  $R_k^{(ul)}$  est le débit réalisable dans la liaison montante (en bit/seconde) du  $K^{\text{ième}}$  UE.  $R_k^{(dl)}$  est le débit réalisable de la liaison descendante (en bit /seconde) de la  $K^{\text{ième}}$  UE.  $P_{TX}^{(ul)}$  est la puissance moyenne de la liaison montante (en Watt) définie comme la puissance consommée par les amplificateurs de puissance (PA), qui comprend la puissance d'émission rayonnée et la dissipation PA.  $P_{TX}^{(dl)}$  est la puissance moyenne de la liaison descendante (en watts). Le  $P_{CP}$  tient compte de la consommation d'énergie de la circuiterie qui dépend de la puissance dissipée par le processus d'estimation de canal, le codage et le décodage de canal, le backhaul, et le traitement linéaire à la station de base. En utilisant la méthode SOR-ZF, le problème peut être exprimé comme suit:

$$\max_{\substack{M \in \mathbb{Z}_+, K \in \mathbb{Z}_+, \rho \geq 0 \\ M \geq K+1}} EE^{(SOR-ZF)} = \frac{K(1 - \frac{\tau_{sum} K}{U}) \bar{R}}{\frac{B\sigma^2 \rho S_x}{\eta} K + P_{CP}^{(SOR-ZF)}} \quad (3.2)$$

Où:

$$E\{R_k^{(ul)}\} + E\{R_k^{(dl)}\} = R_k^{(ul)} + R_k^{(dl)} = \left(1 - \frac{\tau_{sum} K}{U}\right) \bar{R} \quad (3.3)$$

Avec:

$$\tau_{\text{sum}} = \tau^{(\text{ul})} + \tau^{(\text{dl})} \quad (3.4)$$

$\tau^{(\text{ul})}$  et  $\tau^{(\text{dl})}$  représentent le temps occupé par un symbole utilisé pour la signalisation de la liaison montante et de la liaison descendante respectivement.  $U$  est un bloc de cohérence temps-fréquence.  $\bar{R} = B \log(1 + \rho(M - K))$  est le taux brut.  $P_{\text{TX}}^{(\text{ZF})} = P_{\text{TX}}^{(\text{ul-ZF})} + P_{\text{TX}}^{(\text{dl-ZF})} = \frac{B\sigma^2\rho S_x}{\eta} K$ .  $\rho$  est un paramètre de conception qui est proportionnel au rapport signal sur bruit et interférence (SINR), il est directement proportionnel à la puissance de transmission dans le cas d'un traitement ZF est employé.  $B$  est la bande passante de transmission.  $\sigma^2$  est la variance du bruit. Tandis que  $S_x = E_x \left\{ (I(x))^{-1} \right\}$  représente l'environnement de distribution et de propagation de l'utilisateur.  $\eta$  représente l'efficacité des amplificateurs de puissance. Au dénominateur  $P_{\text{CP}}^{(\text{SOR-ZF})}$  indique la consommation d'énergie du circuit:

$$P_{\text{CP}}^{(\text{SOR-ZF})} = P_{\text{FIX}} + P_{\text{TC}} + P_{\text{CE}} + P_{\text{C/D}} + P_{\text{BH}} + P_{\text{LP}}^{(\text{SOR-ZF})} \quad (3.5)$$

Où  $P_{\text{FIX}}$  est une quantité constante correspondante à la consommation d'énergie fixe requise pour le refroidissement du site, la signalisation de la commande et la puissance indépendante de la charge de l'infrastructure de la liaison terrestre et du processeur de la bande de base [82].  $P_{\text{TC}}$  représente la puissance consommée par les composants du circuit dans chaque antenne du BS ( $P_{\text{BS}}$ ) et dans chaque antenne de l'utilisateur ( $P_{\text{UE}}$ ) et la puissance consommée par l'oscillateur local ( $P_{\text{SYN}}$ ).

$$P_{\text{TC}} = MP_{\text{BS}} + P_{\text{SYN}} + KP_{\text{UE}} \text{Watt} \quad (3.6)$$

$P_{\text{CE}}$  est la consommation totale d'énergie due au processus d'estimation de canal dans les liaisons montante et descendante :

$$P_{\text{CE}} = \frac{B}{U} \frac{2\tau^{(\text{ul})}MK^2}{L_{\text{BS}}} + \frac{B}{U} \frac{4\tau^{(\text{dl})}K^2}{L_{\text{UE}}} \text{Watt} \quad (3.7)$$

Avec  $L_{BS}$  et  $L_{UE}$  représentent l'efficacité de calcul au niveau de la station de base et au niveau du terminal mobile respectivement.

$P_{\frac{C}{D}}$  représente la puissance requise pour exécuter le processus du codage et de décodage pour les liaisons montante et descendante [84].

$$P_{\frac{C}{D}} = \sum_{k=1}^K (E\{R_k^{(ul)} + R_k^{(dl)}\}) (P_{COD} + P_{DEC}) \text{Watt} \quad (3.8)$$

$P_{BH}$  est la puissance nécessaire pour transférer les données de la liaison montante/ descendante entre la station de base et le réseau central[14].

$$P_{BH} = \sum_{k=1}^K (E\{R_k^{(ul)} + R_k^{(dl)}\}) P_{BT} \text{Watt} \quad (3.9)$$

$P_{LP}$  représente la puissance consommée par le traitement linéaire (précodage à l'émission et détection à la réception) [85].

$$P_{LP} = B \left( 1 - \frac{(\tau^{(ul)} + \tau^{(dl)})K}{U} \right) \frac{2MK}{L_{BS}} + P_{LP-C} \text{Watt} \quad (3.10)$$

### 3.4.2 La méthode de sur-relaxation successive à faible complexité de calcul

L'approche de sur-relaxation successive (SOR) considère le problème de la résolution de l'équation linéaire  $Ax = b$ , où  $A$  est une matrice positive symétrique définie de taille  $N \times N$ ,  $x$  est le vecteur solution de taille  $N \times 1$ , et  $b$  est le vecteur mesure de taille  $N \times 1$ . Au lieu de calculer directement la matrice inverse de  $A$  pour obtenir  $x$ , la méthode SOR considère une approche itérative, et puisque l'inversion matricielle est nécessaire dans le précodage ZF, qui est une matrice hermitienne positive définie et tend à être diagonale dans les systèmes M-MIMO [82], elle peut être décomposée en une composante diagonale  $D_A$ , une composante triangulaire strictement inférieure  $L_A$ , et une composante triangulaire strictement supérieure  $L_A^T$ . Ainsi, l'itération SOR peut être décrite comme en [86]:

$$x^{(i+1)} = (L_A + \frac{1}{\omega} D_A)^{-1} \left[ \left( \left( \frac{1}{\omega} - 1 \right) D_A - L_A^T \right) x^{(i)} + b \right] \quad (3.11)$$

Le nombre d'itérations est indiqué par l'indice  $i = 0, 1, 2, \dots$ , tandis que  $\omega$  désigne le paramètre de relaxation, qui a un effet sur le taux de convergence. Pour converger, la méthode SOR nécessite un vecteur de solution initiale  $x^{(0)}$  pour  $0 < \omega < 1$  [86]. Par conséquent, le vecteur initial  $x^{(0)}$  peut être défini comme un vecteur nul. Pour l' $i^{\text{ème}}$  itération, la complexité de calcul en termes du nombre de multiplications requis a été analysée dans [8]. Il a été montré que la complexité est de  $O(K^2)$ , alors que la complexité de calcul de l'inversion matricielle utilisant la factorisation standard de Cholesky est de  $O(K^3)$ . Si le traitement ZF est sélectionné comme dans [87] :

$$P_{LP-C}^{(ZF)} = \frac{B}{U} \left( \frac{K^3}{3L_{BS}} + \frac{3MK^2 + MK}{L_{BS}} \right) \text{Watt} \quad (3.12)$$

est consommée si l'implémentation de l'inversion de la matrice de canal est basée sur la factorisation et la rétro-substitution standard de Cholesky. Tandis que, lorsque la méthode basée sur SOR est utilisée pour calculer la matrice inverse pour le précodage ou la détection ZF, la complexité de calcul dépendra du nombre d'itérations mais elle est typiquement d'ordre inférieur à celle de l'algorithme ZF:

$$\begin{aligned} 4K^2 + 4K \text{ Watt} & \quad \text{pour} \quad i=1 \\ 8K^2 + 8K \text{ Watt} & \quad \text{pour} \quad i=2 \\ 12K^2 + 12K \text{ Watt} & \quad \text{pour} \quad i=3 \\ 16K^2 + 16K \text{ Watt} & \quad \text{pour} \quad i=4 \end{aligned} \quad (3.13)$$

Selon [81],  $P_{LP-C}^{(SOR-ZF)}$  peut être exprimé ainsi pour une itération:

$$P_{LP-C}^{(SOR-ZF)} = \frac{B}{UL_{BS}} (6K^2M + 4MK) \text{Watt} \quad (3.14)$$



Table 3.1 compare la complexité des deux méthodes.

Table 3.1 Comparaison de la complexité des méthodes Cholesky et SOR

Cholesky	$\mathbf{H}^H\mathbf{H}$	Factorisation	Rétro-substitution	Somme
Complexité	$2MK^2$	$\frac{1}{3}K^3$	$MK^2 + MK$	$\frac{K^3}{3} + 3MK^2 + MK$
SOR	$\mathbf{H}^H\mathbf{H}$	$(\mathbf{H}^H\mathbf{H})^{-1}$	Somme	
Complexité	$2MK^2$	$4MK^2 + 4MK$	$6MK^2 + 4MK$	

### 3.4.3 Méthode d'optimisation alternative pour l'optimisation de l'efficacité énergétique [82]

Dans ce qui suit, nous cherchons à trouver le nombre d'antennes  $M$  et le nombre d'utilisateurs  $K$  pour obtenir la valeur  $EE$  optimale. L'efficacité énergétique à maximiser peut être formulée comme suit:

$$EE = \frac{K\alpha\bar{R}}{\frac{B\sigma^2\rho S_x K}{\eta} + \sum_{i=0}^2 C_i K^i + M \sum_{i=0}^2 D_i K^i + AK\alpha\bar{R}} \quad (3.15)$$

Avec  $\alpha = \left(1 - \frac{\tau_{sum}K}{U}\right)$  et les coefficients  $C_i$ ,  $A$  and  $D_i$  sont présentés dans la

Table 3.2 pour une seule itération ( $i=1$ ):

Table 3.2 Coefficients correspondent au SOR-ZF.

Coefficients $C_i$	Coefficients $A$ et $D_i$
$C_0 = P_{FIX} + P_{SYN}$	$D_0 = P_{BS}$
$C_1 = P_{UE} + 4$	$D_1 = \frac{B}{UL_{BS}} \left(2 + \frac{4}{U}\right)$
$C_2 = \frac{4\beta\tau^{dl}}{UL_{UE}}$	$D_2 = \frac{B}{UL_{BS}} (6 - 2\tau^{dl})$
	$A = P_{COD} + P_{DEC} + P_{BT}$

Cette fonction d'optimisation a la même forme que:

$$\text{maximize } \frac{g \log(a+bz)}{c+dz+h \log(a+bz)} \quad (3.16)$$

Avec des coefficients constants  $a \in \mathbb{R}$ ,  $c, h \geq 0$ , et  $b, d, g > 0$ .

Ceci a une solution unique:

$$z^* = \frac{e^{W\left(\frac{bc}{de} - \frac{a}{e}\right)+1} - a}{b} \quad (3.17)$$

Avec  $W$  est la fonction de Lambert.

Dans ce qui suit, les expressions de  $M$ ,  $K$ , et  $\rho$  sont dérivés pour la valeur optimale de l'efficacité énergétique séparément.

Nombre optimal d'antennes à la station de base  $M$

$$M = \frac{e^{W\left(\frac{B\sigma^2 \rho S_x K / \eta + \sum_{i=0}^2 C_i K^i}{\sum_{i=0}^2 D_i K^i e} - (1-\rho K) / e\right)+1} - (1-\rho K)}{\rho} \quad (3.18)$$

Puissance de transmission optimale  $\rho$

$$\rho = \frac{e^{W\left(\frac{(M-K)(\sum_{i=0}^2 C_i K^i + M \sum_{i=0}^2 D_i K^i)}{B\sigma^2 \rho S_x K e / \eta} - 1 / e\right)+1} - 1}{M - K} \quad (3.19)$$

Nombre d'utilisateurs optimal  $K$

$$K^4 - \frac{2U}{\tau_{\text{sum}}} K^3 - \frac{U}{\tau_{\text{sum}}} \mu_1 K^2 - 2\mu_0 K + \frac{U}{\tau_{\text{sum}}} \mu_0 = 0 \quad (3.20)$$

$$\mu_0 = \frac{C_0 + \frac{B\sigma^2 \bar{\rho} S_x}{\eta}}{\bar{\beta} D_2} \quad (3.21)$$

$$\mu_1 = \frac{(C_2 + \bar{\beta} D_1) + \frac{\tau_{\text{sum}}}{U} (C_1 + \bar{\beta} D_2)}{\bar{\beta} D_2} \quad (3.22)$$

**Pour**  $M=1:M_{\max}$

**Pour**  $K=1:K_{\max}$

**Si**  $M > K$

Calculer:

$$C' = \frac{\sum_{i=0}^2 C_i K^i}{K}$$

$$D' = \frac{\sum_{i=0}^2 D_i K^i}{K}$$

$$\rho(M, K) = \frac{e^{W\left(\frac{\eta}{B\sigma^2 S_x} \frac{(M-K)(C'+MD')}{e} - \frac{1}{e}\right) + 1} - 1}{M - K}$$

EE(M, K)

$$= \frac{K \left(1 - \frac{\tau_{\text{sum}} K}{U}\right) \text{Blog}_2(1 + \rho(M, K)(M - K))}{\frac{B\sigma^2 \rho S_x K}{\eta} + \sum_{i=0}^2 C_i K^i + M \sum_{i=0}^2 D_i K^i + AK \left(1 - \frac{\tau_{\text{sum}} K}{U}\right) \text{Blog}_2(1 + \rho(M, K)(M - K))}$$

**Fin Pour**

**Fin Pour**

Initialisation

Max\_iter = 100;

M(1) = 3;

K(1) = 1;

$\rho(1) = 1$ ;

EE(1) = EE(M(1), K(1));

**Pour**  $i = 1: \text{Max\_iter}$

Etape1:

$$\bar{\rho} = \rho(i) * K(i)$$

$$\bar{\beta} = \frac{M(i)}{K(i)}$$

$$\bar{c} = \text{Blog}_2(1 + \bar{\rho}(\bar{\beta} + 1))$$

$$\mu_0 = \frac{C_0 + \frac{B\sigma^2 \bar{\rho} S_x}{\eta}}{\bar{\beta} D_2}$$

$$\mu_1 = \frac{(C_2 + \bar{\beta} D_1) + \frac{\tau_{\text{sum}}}{U} (C_1 + \bar{\beta} D_2)}{\bar{\beta} D_2}$$

Polynôme

$$K^4 - \frac{2U}{\tau_{\text{sum}}} K^3 - \frac{U}{\tau_{\text{sum}}} \mu_1 K^2 - 2\mu_0 K + \frac{U}{\tau_{\text{sum}}} \mu_0 = 0$$

---

Calculer rac les racines du polynôme

Sélectionner  $\text{rac} > 0$

$$\text{rac} = \text{rac} > 0$$

**Pour**  $j=1:\text{rac}$

Calculer  $EE(\text{rac})$

Trouver l'index qui correspond à  $EE_{\max}$

$$K_{\text{opt}} = \text{rac}(\text{idx})$$

$$\rho_{\text{new}} = \bar{\rho}/K_{\text{opt}}$$

Etape 2: Mettre à jour M

$$M_{\text{opt}} = \frac{e^{W\left(\frac{\rho_{\text{new}} B \sigma^2 S_x K_{\text{opt}} / \eta + \sum_{i=0}^2 C_i K_{\text{opt}}^i}{\sum_{i=0}^2 D_i K_{\text{opt}}^i e} - \frac{1 - \rho_{\text{new}} K}{e}\right)} + 1}{\rho} - (1 - \rho_{\text{new}} K_{\text{opt}})$$

**Fin Pour**

Etape 3

Calculer  $EE(M_{\text{opt}}, K_{\text{opt}})$  ;

**Si**  $M(i+1)=M(i) \& \& K(i+1)=K(i)$

**Break**

**Fin Si**

**Fin Pour**

---

### 3.5 Résultats des simulations

Des simulations ont été effectuées afin d'évaluer l'algorithme ZF basé sur la méthode SOR proposée pour l'optimisation de l'efficacité énergétique dans un système M-MIMO à multi-utilisateurs dans une cellule unique. La Table 3.3 décrit les principaux paramètres des simulations. Figure 3.2 décrit le maximum d'efficacité énergétique en fonction du nombre d'antennes M à la station de base. L'EE est optimisée en utilisant un algorithme d'optimisation alternatif présenté en 3.4.3. Pour le précodage et la détection, l'algorithme ZF basé sur SOR est utilisé. Pour chaque itération, nous avons une valeur différente du maximum d'EE correspondant à un nombre différent d'antennes à la station de base M. Augmenter le nombre d'itérations va automatiquement diminuer l'EE car il y'aura plus de consommation d'énergie.

Table 3.3 Paramètres principaux du modèle du système

Paramètres	Valeurs
Nombre des cellules	1
Rayon de la cellule	250m
Largeur de la bande	20MHz
Largeur de la bande de cohérence	180KHz
Puissance consommée fixe P_FIX	18W
Puissance consommée par l'oscillateur local P_SYN	2W
Puissance nécessaire pour faire fonctionner les composants du circuit à la BS P_BS	1W
Puissance nécessaire pour faire fonctionner les composants du circuit au UE P_UE	0.1W
Puissance nécessaire pour le codage canal P_COD	0.1W/(Gbit/s)
Puissance nécessaire pour le décodage canal P_DEC	0.8W/(Gbit/s)
Puissance nécessaire pour le trafic du backhaul P_BT	0.25W/(Gbit/s)
Efficacité du calcul à la BS	12.8 Gflops/W
Efficacité du calcul au UE	5Gflops/W

De plus, nous évaluons les performances de l'algorithme SOR-ZF en termes de débit. Figure 3.3 représente le débit par rapport la surface en (Gbit /s /km<sup>2</sup>) en fonction du nombre d'antennes à la BS. Plus le nombre d'antenne augmente plus le débit augmente grâce au gain important du multiplexage et le gain du beamforming. Le débit a été calculé pour les quatre premières itérations de l'algorithme SOR-ZF et, comme on s'y attendait, la diminution du nombre d'antennes BS diminuera inévitablement le débit.

En outre, nous présentons les résultats de simulation d'efficacité énergétique obtenus en utilisant l'algorithme SOR-ZF par rapport au travail publié dans [82]. Comme c'est illustré en Figure 3.4, l'efficacité énergétique réalisable pour les deux algorithmes en fonction du nombre d'antennes M est identique pour des valeurs de M relativement petites. Cependant, pour des valeurs élevées, l'EE maximale est atteinte à M = 167 antennes pour le cas ZF et à M = 158 antennes pour le cas SOR-ZF. On peut observer qu'avec l'algorithme de précodage et de détection de SOR-ZF, nous pouvons atteindre 98,71% de l'EE maximale de l'algorithme ZF classique quand  $i = 1$  pour M = 158 antennes. L'algorithme ZF

basé sur SOR a donné approximativement le même rendement énergétique que l'algorithme ZF pour moins d'antennes.

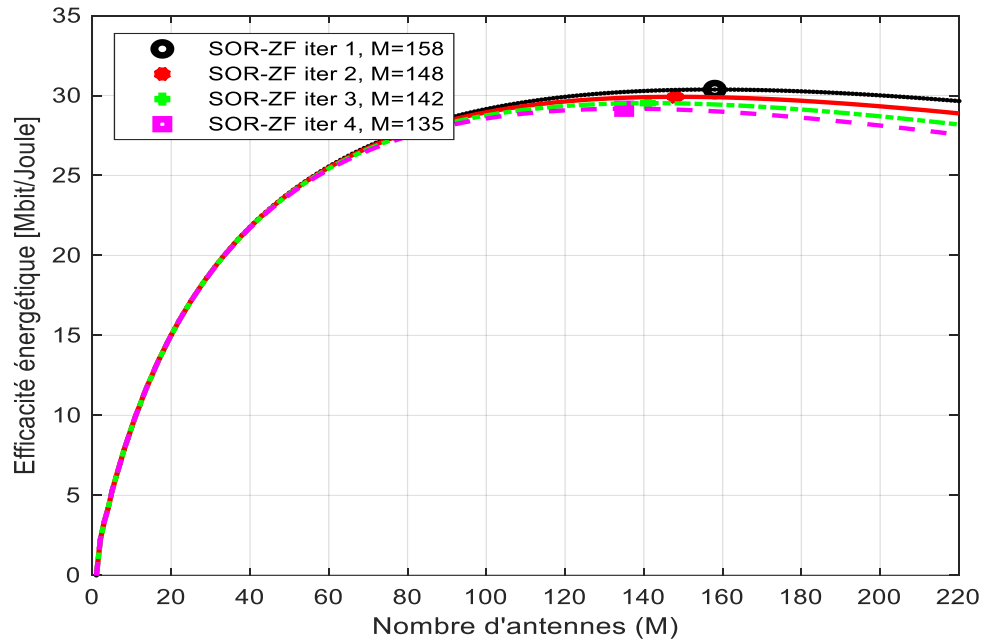


Figure 3.2 EE vs Nombre d'antennes à la BS pour les quatre premières itérations de l'algorithme SOR-ZF.

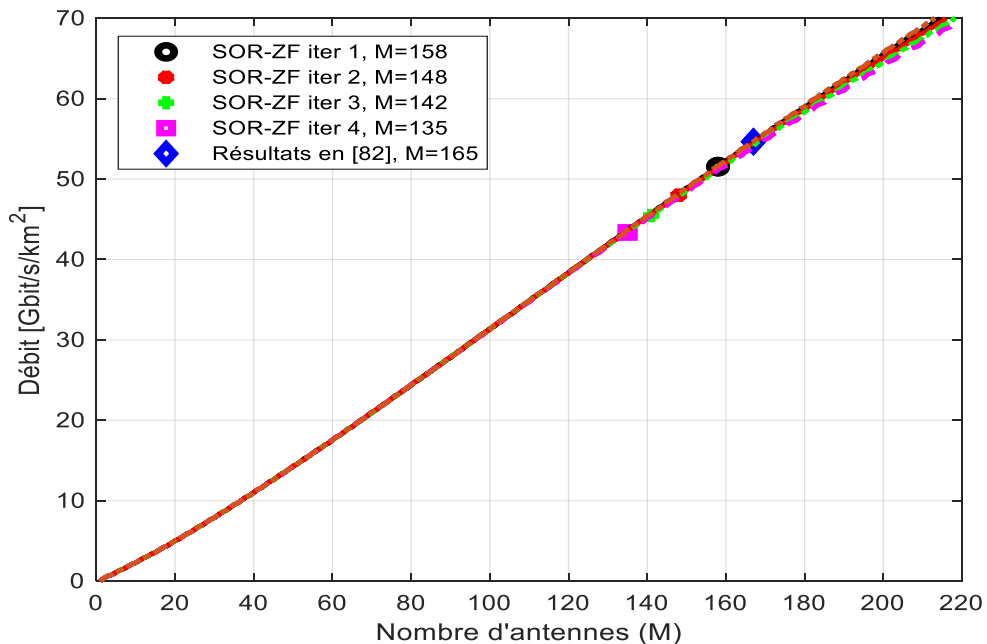


Figure 3.3 Débit vs Nombre d'antennes à la BS pour les quatre premières itérations de l'algorithme SOR-ZF.

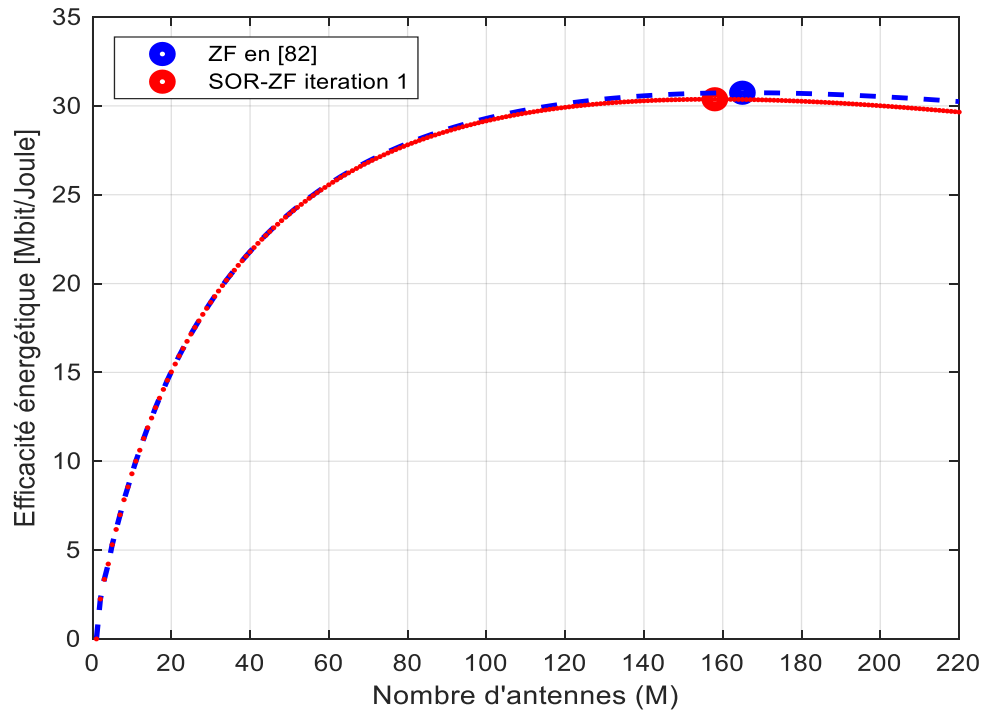


Figure 3.4 Comparaison de l'EE entre le ZF et le SOR-ZF.

### 3.6 Conclusion

Le travail présenté dans ce chapitre a introduit une méthode de sur-relaxation successive pour l'inversion de la matrice de canal dans l'algorithme Zero Forcing (SOR-ZF). Ce dernier est utilisé pour la détection à la liaison montante et le précodage à la liaison descendante dans un système M-MIMO multi-utilisateurs à cellule unique. L'impact sur l'efficacité énergétique du système est simulé. Des performances satisfaisantes ont été observées en termes d'efficacité énergétique en utilisant un algorithme de complexité de calcul faible par rapport à l'algorithme classique ZF. Cette méthode donne approximativement la même performance pour moins d'antennes que la méthode classique.

# 4 OPTIMISATION DE L'EFFICACITE ENERGETIQUE PAR L'ALGORITHME ABC

## 4.1 Introduction

Dans le but de réduire l'impact de l'industrie des communications sur le réchauffement climatique, la recherche actuelle s'est orientée vers la conception des systèmes de communication mobile efficace en énergie tout en garantissant une haute performance en termes de capacité. En effet, le futur système de communication sans fil est le 5G visant à obtenir une réutilisation agressive du spectre et une efficacité spectrale élevée. Pour cela, M-MIMO a été reconnue comme une technologie clé pour les systèmes sans fil émergents 5G. Cette technologie consiste à déployer plus de 100 antennes à la station de base pour servir plusieurs utilisateurs mobiles au sein de la même ressource temps-fréquence [12] pour fournir des débits supérieures et réduire la puissance d'émission [56], [49]. Cependant, l'utilisation de ce nombre énorme d'antennes entraîne une consommation d'énergie élevée puisque chaque antenne est associée à sa propre chaîne RF et son propre circuit de traitement de signal [56]. En conséquence, l'optimisation de l'efficacité énergétique est d'une grande importance dans la conception des systèmes 5G.

## 4.2 Problématique

Selon [88] [49] [82], l'EE est défini comme étant le rapport entre la capacité du système et sa consommation en puissance. Ce qui fournit une idée générale sur l'optimalité du système de communication. Réduire le nombre d'éléments



d'antenne à activer semble être un moyen efficace pour minimiser la puissance consommée par la partie RF liée à chaque antenne de la station de base. On cherche à trouver le sous ensemble d'antenne optimal  $M_{opt}$  à activer pour desservir un nombre donné d'utilisateurs actifs  $K_{opt}$  dans le but de maximiser l'EE.

#### 4.3 Etat de l'art

La technique de sélection d'antenne à l'émission ou à la réception fait référence à l'utilisation d'un sous ensemble d'éléments d'antenne parmi tous les éléments dans un réseau d'antennes pour satisfaire un critère de sélection prédéfini tel que, maximiser le débit, le SNR, ou l'EE [89]. Dont, uniquement les antennes du sous ensemble sélectionné seront connectées à leurs chaînes RFs correspondantes. Cette technique a été largement étudiée pour les MIMO classiques [90] [91-93] [68]. Cependant, à notre connaissance, il n'y a que peu d'études sur la sélection des antennes pour les M-MIMO disponibles [94] [95]. En [96], la sélection d'antenne dans le M-MIMO a été étudiée pour les communications sans fil à courte portée à 60 GHz. Une étude de simulation utilisant le modèle de canal de Kronecker [97] a montré que des performances significativement plus élevées peuvent être obtenues avec l'exploitation de la sélection d'antenne. Dans [98], la sélection d'antenne pour maximiser le rapport signal-sur-bruit (SNR) a été étudiée, et [99] a considéré la sélection d'antenne conjointement avec la planification d'utilisateur (scheduling) pour M-MIMO. Les auteurs en [100] ont évalué les caractéristiques du rejet d'interférence avec sélection du secteur d'antenne en M-MIMO, sur la base des canaux mesurés dans la bande de 2GHz avec 96 éléments d'antenne. L'algorithme de sélection d'antenne doit être de faible complexité pour pouvoir atteindre la solution optimale dans un temps de calcul raisonnable.

La sélection d'antenne est un bon choix pour réduire la consommation des systèmes MIMO. Les performances des systèmes MIMO avec AS se sont révélées être nettement meilleures que celles des systèmes utilisant le même nombre d'antennes sans processus de sélection [91]. Les algorithmes bio-inspirés tels que les algorithmes génétiques (AG), les colonies de fourmis (CF) et

l'optimisation par essaim de particules (PSO) sont des techniques d'optimisation puissantes qui étaient longuement étudiées et appliquées pendant plusieurs années dans différents domaines. La complexité de calcul des méthodes numériques a poussé la recherche vers les méthodes heuristiques [101]. Bien que ces méthodes heuristiques donnent une bonne solution, mais pas prouvablement optimale, elles sont moins complexes car elles ne nécessitent pas la dérivation de la fonction objective et les contraintes. Ces algorithmes sont adoptés afin d'obtenir une solution sous-optimale avec moins de complexité de calcul et dans un temps de calcul raisonnable [102].

Parmi les défis majeurs des méthodes heuristiques est de trouver la bonne population initiale et une procédure d'évolution appropriée afin d'éviter les cas prématurés ou la convergence rapide vers un optimum local [101]. Les algorithmes bio-inspirés ont été proposés dans le cas des MIMO dans différents travaux; en [103] un algorithme hybride à faible complexité a été proposé. L'algorithme de Firefly a été proposé pour la sélection d'antenne dans un système de communication sans fil MIMO [104].

L'algorithme des colonies d'abeilles artificielles (ABC) est un algorithme d'optimisation méta-heuristique qui a été présenté par Karaboga en 2005 pour résoudre le problème d'optimisation dans les fonctions multi-variables. Il est basé sur l'observation faite sur le comportement social d'un essaim d'abeilles. La performance de l'algorithme ABC a été évalué par rapport à nombreuse approches tel que le PSO et AG dans de nombreux travaux de recherche [105] [106]. Les avantages principaux de l'ABC sont la simplicité [106] [107], la complexité de calcul réduite et la solution précise [108, 109]. Tandis qu'il a un taux de convergence lent dans certaines situations [110]. Néanmoins, en [105], l'ABC a été comparé avec PSO et AG dont il a été démontré sa compétitivité avec un avantage d'utiliser moins de paramètres de contrôle. Par conséquent, l'ABC s'avère un bon optimiseur avec un grand potentiel pour des améliorations futures.

Le but dans ce travail est de maximiser l'efficacité énergétique dans un système M-MIMO en optimisant le nombre d'antennes à activer au niveau de la

station de base pour servir les usagers actifs dans la cellule considérée. L'algorithme des colonies d'abeilles artificielles est exploité dans ce sens.

#### 4.4 Le modèle du système

Nous considérons un système M-MIMO multi-utilisateurs mono-cellule avec une liaison montante et une liaison descendante. La station de base est supposée être équipée de  $M$  antennes qui communiquent avec  $K$  unités d'antennes individuelles qui sont elles-mêmes réparties uniformément dans une cellule de forme circulaire. De plus, Un modèle de distribution des évanouissements à petite échelle de Rayleigh est considéré. Une synchronisation parfaite entre BS et UE est supposée ainsi qu'un protocole TDD est considéré. En outre, l'arrangement des antennes  $M$  au BS est supposé pour des canaux radio non corrélés adéquats. Un algorithme de Forçage à Zéro classique est utilisé à la fois à la liaison montante pour la détection de données et à la liaison descendante pour le précodage de données. En outre, nous supposons la capacité d'acquérir un CSI parfait à partir des pilotes de la liaison montante.

Figure 4.1 montre un diagramme synoptique de l'idée proposée. L'algorithme de sélection d'antenne proposé ici est l'ABC où la solution au problème d'optimisation  $(M_{opt}, K_{opt})$  obtenue par une recherche exhaustive sur toutes les combinaisons possibles est représentée par la position de la source alimentaire dans la ruche et la fitness correspondante à la quantité de nectar sur la source de nourriture. La taille de la population CS est le nombre de sources de nourriture autour de la ruche. Elle correspond à la somme du nombre d'abeilles employeuses et du nombre d'abeilles spectatrices. La solution est un vecteur de dimension  $D$ , où  $D$  représente le nombre de paramètres d'optimisation.

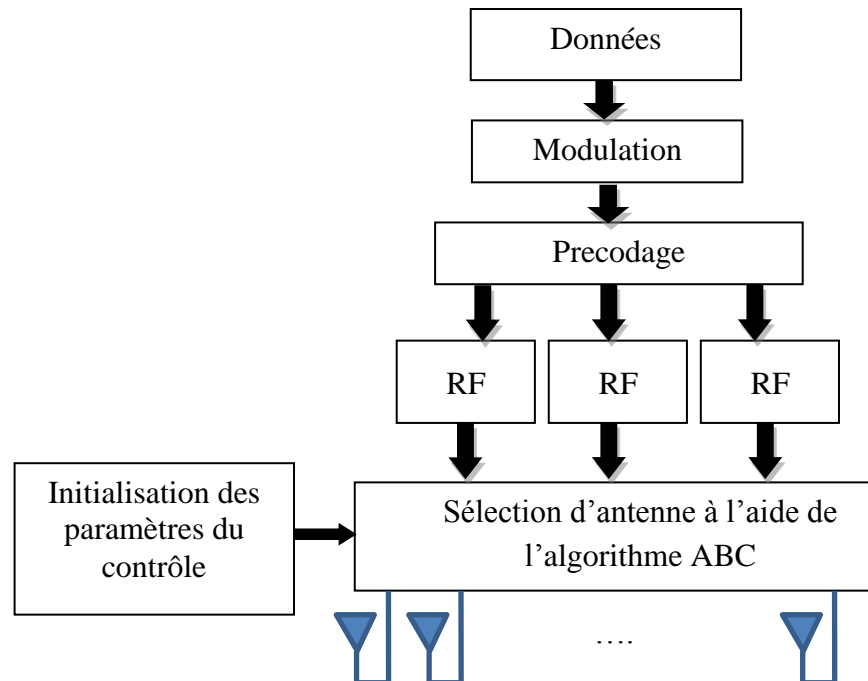


Figure 4.1 Modèle du système.

#### 4.5 Introduction à l'algorithme ABC

L'ABC est un algorithme bio-inspiré qui imite le comportement social des abeilles. Il a été introduit par Karaboga en 2005 pour résoudre le problème d'optimisation dans les fonctions à multi-variables. En termes de problèmes d'optimisation, la région des solutions possibles correspond à l'espace de recherche de la colonie d'abeilles; chaque source de nourriture correspond à une solution au problème d'optimisation considéré. Il est représenté par un vecteur de dimension  $D$ , alors que la quantité de nectar à chaque position est supposée comme valeur de fitness.

Dans cet algorithme, une solution candidate au problème d'optimisation est représentée par une source de nourriture. Chaque source de nourriture possède une quantité de nectar qui caractérise sa qualité (fitness). Une meilleure solution réalisable aura une meilleure fitness et attirera ainsi plus d'abeilles à fourrager à cette source de nourriture.

En ABC, le problème de l'optimisation devient un problème de trouver des sources d'aliments artificiels riches qui minimisent ou maximisent une fonction objective. En partant d'une population choisie au hasard, les abeilles artificielles les améliorent de manière itérative en s'orientant vers de meilleures solutions en utilisant un mécanisme de recherche des voisins tandis que les mauvaises sources seront rejetées.

La population de la colonie est divisée en trois groupes d'abeilles, parcourant l'espace de recherche en quête de source de nourriture. Les abeilles employeuses (abeilles qui cherchent la nourriture), les spectatrices (abeilles d'observation) et les scouts (exploratrices) sont chargées de trouver de nouvelles nourritures. Les ouvrières parcourent le voisinage des sources de nourriture afin de trouver une meilleure source que celle visitée. Elles partagent ensuite la qualité de la source avec les spectatrices. Ces dernières se concentrent essentiellement sur les sources de nourriture de meilleure qualité. Lorsqu'une source de nourriture a été suffisamment explorée, elle est abandonnée et les exploratrices partent aléatoirement à la recherche d'une nouvelle source.

L'algorithme ABC nécessite trois paramètres de contrôle; Taille de la population CS, *limit* et cycle maximum. La taille de la population est la somme du nombre d'abeilles employeuses et abeilles spectatrices. L'algorithme itère jusqu'au nombre de MaxCycle. *limit* se rapporte au nombre d'essais requis pour rejeter une source de nourriture après plusieurs mises à jour.

Le paramètre *limit* permet à la diversité d'être conservé au sein de la population ABC, en régulant la production des abeilles scouts.

#### 4.5.1 Phase d'initialisation

Premièrement, l'algorithme initialise une population de CS individus, comme décrit en équation

$$X_{i,j} = X_{\min,j} + \text{rand}(0,1)(X_{\max,j} - X_{\min,j}) \quad (4.1)$$

Ou :  $i = 1, 2, \dots, CS$ ,  $j = 1, 2, \dots, D$ .  $X_{\min,j}$  and  $X_{\max,j}$  sont, respectivement, les limites inférieure et supérieure de  $j$ . Chaque source de nourriture  $X_{i,j}$  est attribuée

à une seule abeille employeuse. Les sources de nourriture sont soumises à des itérations répétées des processus de recherche des abeilles employeuses, spectatrices et scouts. Le critère de la résiliation est choisi pour être un nombre maximal d'itérations ou atteindre une tolérance d'erreur spécifique.

#### 4.5.2 Phase d'abeille employeuse

Dans cette étape, Chaque abeille employeuse produit une nouvelle solution, au voisinage d'une source de nourriture existante,  $\bar{X}_{i,j}$  selon l'expression suivante:

$$\bar{X}_{i,j} = X_{i,j} + \phi_{i,j}(X_{i,j} - X_{k,j}) \quad (4.2)$$

Où:  $k \in \{1,2, \dots, CS\}$  and  $j \in \{1,2, \dots, D\}$  sont des indices choisis au hasard, et  $\phi_{i,j}$  est un nombre aléatoire, uniformément distribué dans l'intervalle  $[-1, 1]$ .  $\bar{X}_{i,j}$  sera comparé à  $X_{i,j}$ ; si la fitness de  $\bar{X}_{i,j}$  est égale ou meilleure à celle de  $X_{i,j}$  donc  $\bar{X}_{i,j}$  va remplacer  $X_{i,j}$  et elle sera la nouvelle source de nourriture. Le compteur d'essai sera mis à 0; sinon, il sera incrémenté de 1 tandis que  $X_{i,j}$  est retenue.

#### 4.5.2 Phase d'abeille spectatrice

Contrairement aux abeilles employeuses, les spectatrices choisissent une solution basée sur la valeur de probabilité  $p_i$  qui est calculée par:

$$p_i = \frac{fit_i}{\sum_{j=1}^{CS} fit_j}, \quad (4.3)$$

Où  $fit_i$  est la quantité de nectar ou la valeur de fitness de la solution. La probabilité  $p_i$  est proportionnelle à la valeur de fitness, où les sources de nourriture ayant des valeurs de fitness plus élevées recevront des valeurs de probabilité plus élevées.  $fit_i$  est calculé par:

$$fit_i = \begin{cases} \frac{1}{1 + f_i} & \text{si } f_i \geq 0, \\ 1 + |f_i| & \text{sinon.} \end{cases} \quad (4.4)$$

Où  $f_i$  est la valeur de la fonction objective de la source de nourriture  $i$ . Si la nouvelle source de nourriture a une valeur d'aptitude égale ou supérieure à  $X_{i,j}$ , la

nouvelle source de nourriture remplacera  $X_{i,j}$  en tant que nouveau membre de la population et le compteur d'essai sera mis à 0; sinon,  $X_{i,j}$  est conservé et le compteur d'essai est augmenté de 1.

#### 4.5.3 Phase d'abeille scoute

Une source de nourriture qui ne peut pas être améliorée même si les abeilles employeuses et spectatrices l'ont visitée plusieurs fois est considérée comme une nourriture abandonnée. Cette source de nourriture abandonnée fonctionne mal dans le processus d'évolution et devrait être éliminée de la population. Une fois qu'une source de nourriture abandonnée est trouvée, une abeille scoute est envoyée pour générer aléatoirement une nouvelle source de nourriture pour remplacer celle qui a été abandonnée.

#### 4.6 L'algorithme ABC pour l'optimisation de l'EE

L'algorithme 4.1 décrit les principales étapes de l'algorithme ABC pour l'optimisation de l'efficacité énergétique donnée par l'éq. (4.5).

$$EE = \frac{K\alpha\bar{R}}{\frac{B\sigma^2\rho S_x K}{\eta} + \sum_{i=0}^2 C_i K^i + M \sum_{i=0}^2 D_i K^i + AK\alpha\bar{R}} \quad (4.5)$$

#### **Algorithme 4.1 Pseudo code de l'algorithme EE-ABC**

- 1:** La fonction objective est donnée par l'éq. (4.5)
- 2:** Générer une population d'abeilles initiale (solutions) (M, K) en utilisant l'éq. (4.1)
- 3:** Evaluer la fonction fitness de chacune
- 4:** Initialiser cycle=1
- 5: Pour** chaque abeille employeuse **faire**
- 6:** Produire une nouvelle position de la source de nourriture  $\bar{X}_{i,j}$  dans le voisinage de  $X_{i,j}$  en utilisant l'éq. (4.2)
- 7:** Evaluer la valeur fitness  $fit_i$  de la nouvelle source  $\bar{X}_{i,j}$  en utilisant l'éq. (4.4)
- 8: Si** la nouvelle position est meilleure par rapport à l'ancienne position selon leur valeurs de fitness
- 9: Alors** mémoriser la nouvelle position
- 10: Fin**

**11: Fin**

**12:** Calculer la valeur de la probabilité  $p_i$  de la solution  $X_{i,j}$  par leurs valeurs de fitness en utilisant l'eq. (4.3)

**13: Pour** chaque abeille spectatrice **faire**

**14:** Produire une nouvelle population  $\bar{X}_{i,j}$  des abeilles spectatrices à partir de la population  $X_{i,j}$  sélectionnée selon  $p_i$

**15:** Appliquer le processus de sélection greedy pour les abeilles spectatrices entre  $X_{i,j}$  et  $\bar{X}_{i,j}$ .

**16: Si** la nouvelle solution est meilleure par rapport l'ancienne

**17: Alors** mémoriser la nouvelle solution

**18: Fin**

**19: Fin**

**20: Si** une solution est abandonnée **faire**

**21:** Remplacer sa position par une nouvelle position aléatoire.

**22: Fin**

**23:** Mémoriser la meilleure solution.

**24:** cycle=cycle+1

**25: Si** le critère de terminaison est satisfait **faire**

**26: Stop**

**27: Sinon** aller à l'étape 5

#### 4.7 Résultats des simulations

##### 4.7.1 Réglage des paramètres de contrôle de l'algorithme ABC

Les paramètres de contrôle d'un algorithme d'optimisation peuvent affecter considérablement ses performances. Par conséquent, dans le but d'étudier l'influence des valeurs de *limit* et la taille de population CS sur la performance de l'algorithme ABC pour atteindre l'efficacité énergétique maximale, plusieurs simulations ont été effectuées. Un PC avec les caractéristiques suivantes a été utilisé pour la simulation: Intel® Core™ i3-2120 CPU @ 3.30GHz, 6Go RAM et un Windows8.

Dans cette section, nous fournirons des résultats numériques liés à l'efficacité énergétique en fonction du nombre d'antennes  $M$  et du nombre d'utilisateurs desservis  $K$ . Les paramètres de contrôle de l'algorithme ABC sont la



taille de la population (nombre de spectatrices et employeuses), MaxCycles (critères de terminaison) et *limit*. Par conséquent, afin de trouver les meilleures valeurs de ces paramètres pour le problème d'optimisation de l'efficacité énergétique proposé, nous effectuons un ensemble de simulations pour choisir les valeurs appropriées.

La Figure 4.2 montre les trajectoires de la fonction de coût (Efficacité Energétique) par rapport aux itérations pour différents exécutions. Les paramètres de simulation présentés dans la Table 4.1 sont les mêmes pour ces exécutions. Nous pouvons observer différents temps de convergence pour chaque simulation. Cela est dû au fait que les valeurs initiales des sources de nourritures ont été générées de manière aléatoire. Par conséquent, afin d'obtenir des résultats fiables, 50 exécutions avec des graines aléatoires différentes seront résumés dans les simulations suivantes.

Table 4.1 Paramètres des simulations.

Taille de la population	20
Valeur Limit	40
Itération	10000

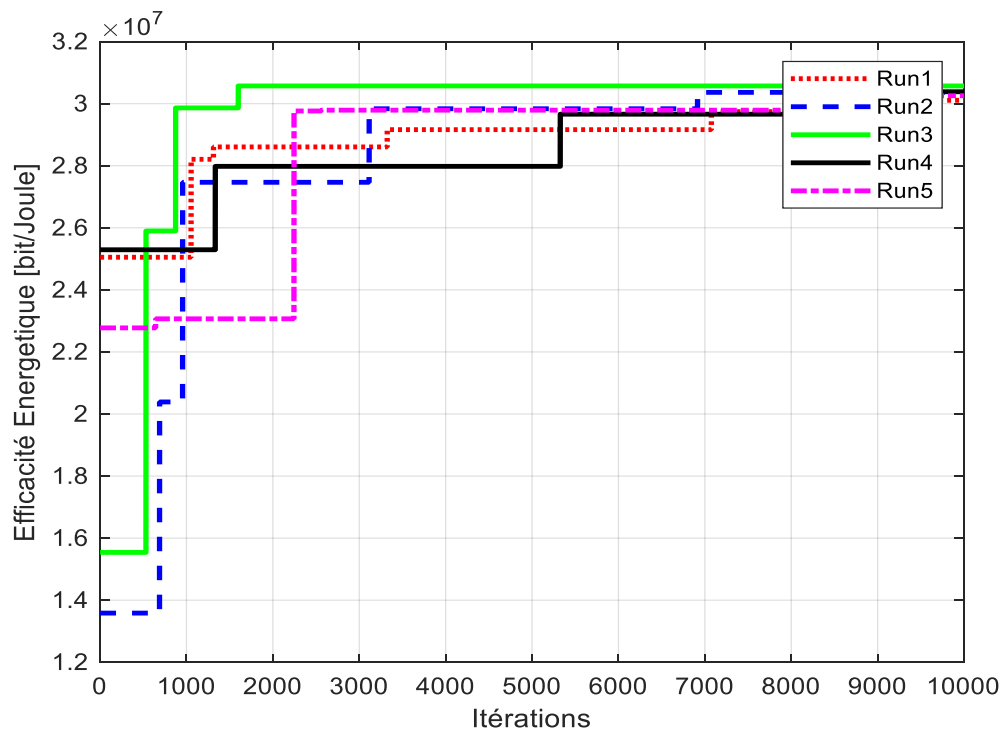


Figure 4.2 Impact des sources initiales sur la convergence

### a. Effet de la taille de la population CS

La convergence de l'algorithme ABC pour obtenir l'efficacité énergétique optimale en fonction de la taille de la population est présentée sur la Figure 4.3. La valeur de la taille de la population est choisie entre 10 et 40 avec une valeur *limit* fixe à 500. L'algorithme avec différentes tailles de colonies a été simulé 50 fois avec différentes graines aléatoires. Comme on peut l'observer, une grande taille de la population est nécessaire pour obtenir une solution hautement fiable.

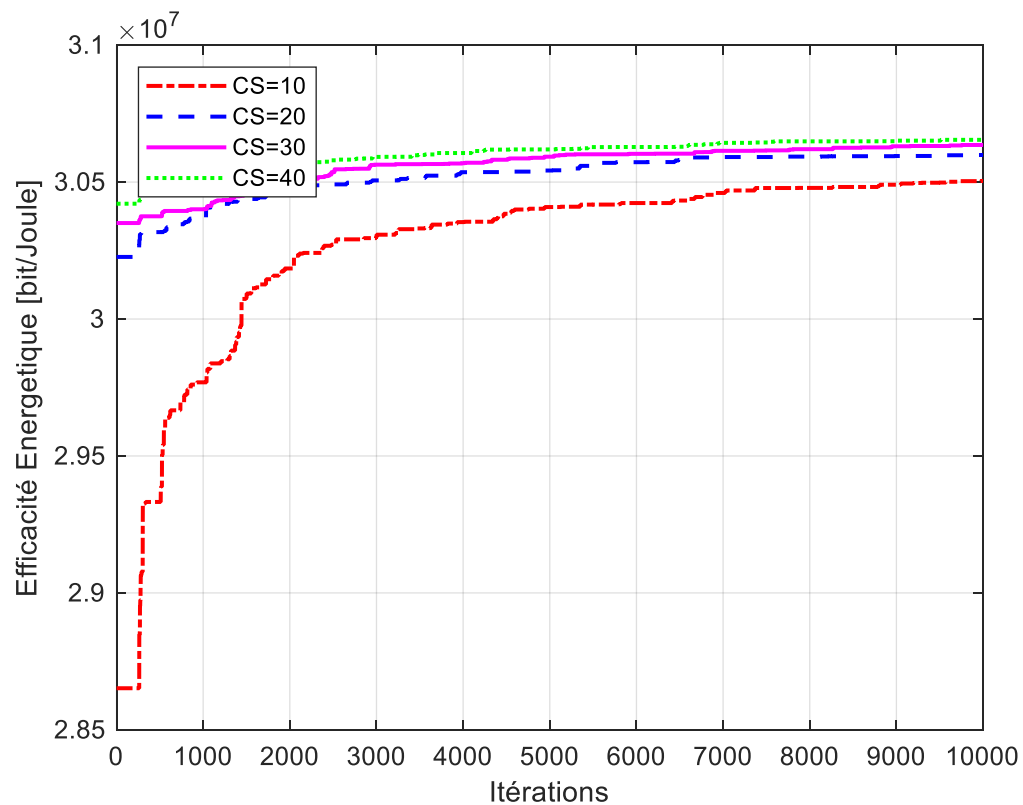


Figure 4.3 EE versus itérations moyenné sur 50 exécutions.

### b. Effet du paramètre *limit*

Un autre paramètre ABC important est le facteur *limit*, sa valeur est choisie par rapport à la taille de la population entre 50 et 500. Les paramètres pour ABC sont définis comme suit: Le nombre de sources de nourriture est choisi comme 20 et le nombre de cycle maximum (MCN) utilisé pour l'optimisation est 7000. Pour

différentes valeurs *limit*, l'algorithme a été simulé 50 fois. Une solution est abandonnée après un nombre donné d'essais infructueux pour produire une meilleure solution dans son voisinage; ce nombre d'essais se réfère au facteur *limit*. Il assure la diversité au sein de la taille de la population. Comme c'est montré sur la Figure 4.4, une petite valeur *limit* conduira à de bons résultats.

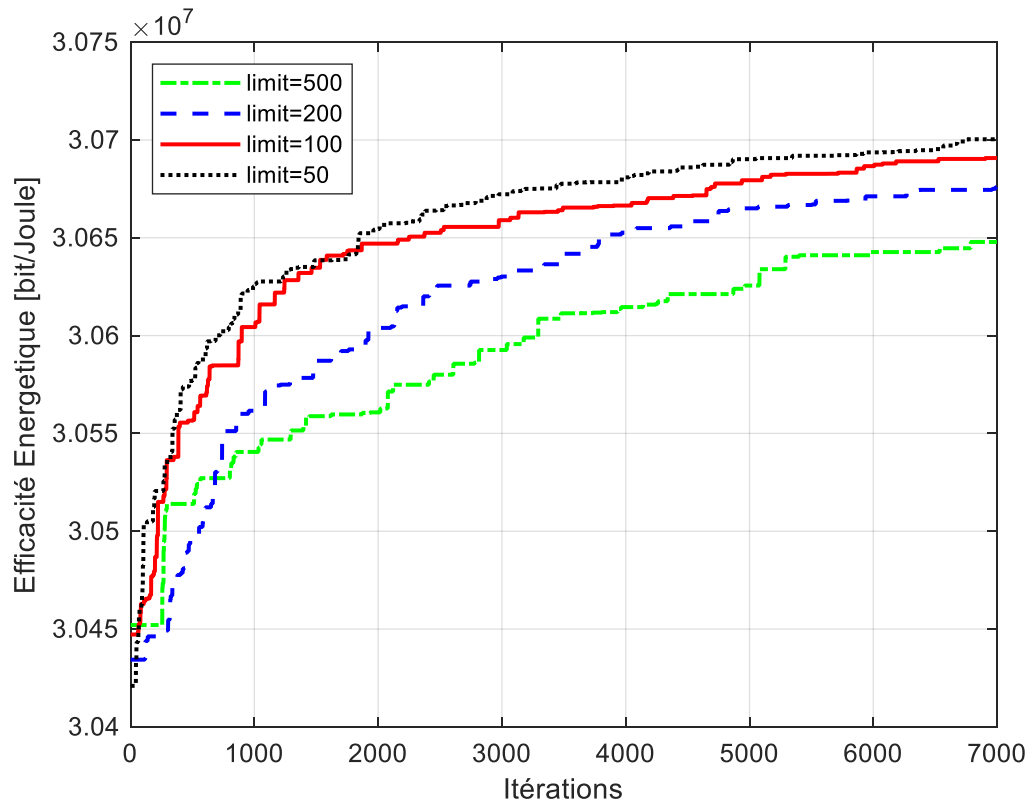


Figure 4.4 Effet du paramètre *limit* sur la convergence de l'algorithme ABC.

### c. Impact du temps de calcul

Pour des résultats plus concis, les valeurs d'efficacité énergétique sont calculées pour différentes *limit*, différentes tailles de population et un nombre d'itérations fixes. Les résultats moyennés de l'EE indiqués dans la Table 4.2 ont été obtenus pour 10 essais. Pour chaque série, la population initiale a été générée avec des graines aléatoires.

Table 4.2 Réglage des paramètres de control de l'algorithme ABC.

MaxCycle	CS	Limit	EE (bit/Joule)	M <sub>opt</sub>	K <sub>opt</sub>	Temps d'exécution (s)
1000	10	500	3.00e+07	176	103	53.87
		200	3.02e+07	182	118	50.20
		100	3.02e+07	189	114	49.32
		50	2.88e+07	191	115	51.56
	20	500	3.03e+07	170	108	77.99
		200	3.04e+07	175	103	74.72
		100	3.04e+07	172	108	74.21
		50	3.04e+07	173	106	82.27
	30	500	3.0468e+07	185	116	116.51
		200	3.05e+07	173	106	106.46
		100	3.05e+07	170	104	111.87
		50	3.05e+07	175	106	109.80
	40	500	3.05e+07	165	104	164.41
		200	3.06e+07	166	106	163.03
		100	3.05e+07	173	107	154.25
		50	3.06e+07	164	103	153.07

La Table 4.2 présente l'efficacité énergétique optimale, le nombre optimal d'antennes à la station de base, le nombre optimal d'utilisateurs et le temps de calcul nécessaire pour atteindre un critère de terminaison. Comme indiqué dans ce tableau, EE optimal,  $M_{BS}$  optimal,  $K_{UE}$  optimal et le temps de calcul sont  $3.06e + 07$  bit/Joule, 166, 106 et 163.03s respectivement. Afin d'atteindre approximativement les mêmes résultats que ceux trouvés dans [82], les paramètres de simulation devraient être comme indiqué dans la Table 4.3.

Table 4.3 Spécification des paramètres des simulations

Taille de la colonie	40
<i>Limit</i>	200
Itération	1000

Si *limit* et la taille de la colonie sont sélectionnées respectivement comme 200 et 40, l'algorithme donne les meilleurs résultats pour le problème d'optimisation proposé dans un délai raisonnable.

#### 4.7.2 Optimisation de l'efficacité énergétique en utilisant l'algorithme ABC

La Figure 4.5 montre la fonction d'efficacité énergétique en fonction du nombre d'antennes à la station de base ( $M$ ) et du nombre d'utilisateurs dans la cellule ( $K$ ). La surface est concave et lisse. Elle montre que l'optimum global EE 30,7 Mbit / Joule est à  $M = 163$  et  $K = 102$  lorsque la taille des colonies et *limit* sont choisies respectivement comme 40 et 200.

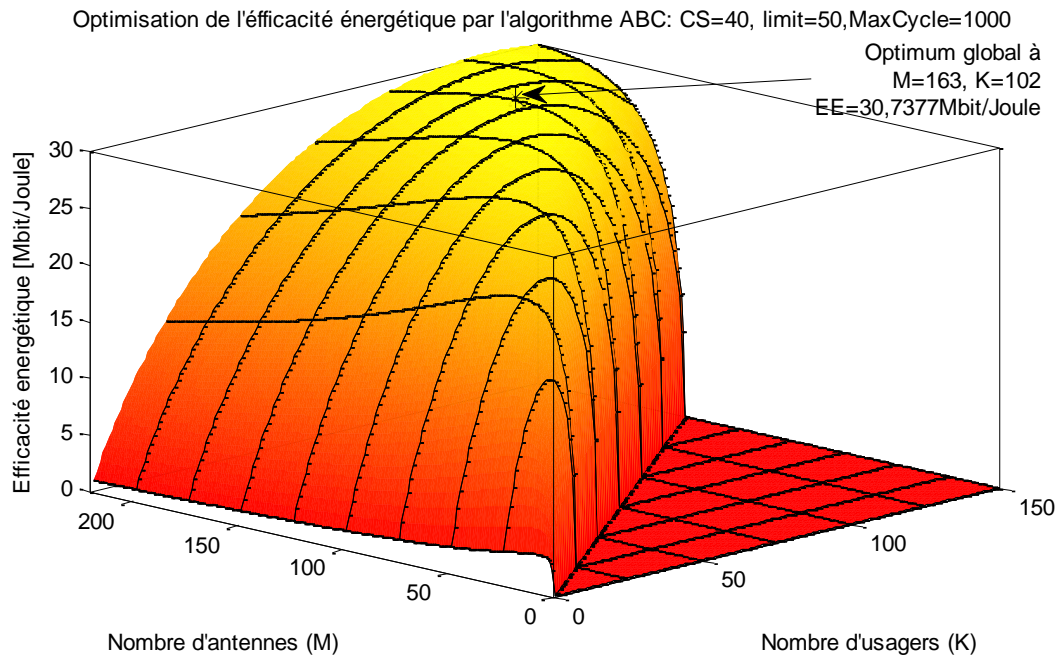


Figure 4.5 La fonction d'efficacité énergétique.

#### 4.7.3 Nombre optimal d'antennes activées pour desservir un nombre connu d'utilisateurs

Dans cette section, nous essayons de trouver le nombre optimal d'éléments d'antennes (M) qui doivent être activés pour servir un nombre donné d'utilisateurs (K) dans le but de maximiser l'efficacité énergétique dans un système M-MIMO à cellule unique. A cette fin, l'algorithme ABC avec les mêmes paramètres que ceux de la Table 4.3 est utilisé. Dans Figure 4.6, la variation de la taille EE maximale par rapport au nombre d'antenne est tracée pour quatre valeurs différentes de K afin d'étudier comment le système EE varie en fonction des exigences du trafic. On peut voir que le maximum EE atteint un pic différent pour chaque valeur de K car un débit élevé peut être atteint lorsque davantage d'utilisateurs sont programmés. De plus, nous observons que lorsque K augmente, M augmente aussi. Par exemple, si nous supposons que la demande de trafic attendue  $K = 50$ , le nombre d'antennes doit être activé est  $M = 94$  dans un total de 220 antennes à la station de base et le maximum EE réalisable = 27,5 Mbits / joules. En résumé, l'algorithme ABC peut être utilisé pour concevoir une sélection d'antenne adaptée

au trafic, où la station de base peut activer dynamiquement un sous-ensemble de son antenne en fonction des demandes de trafic.

Table 4.4 Taille d'antenne optimale versus le nombre d'utilisateur actifs.

Nombre d'utilisateurs	Nombre d'antenne optimal
10	28
20	41
50	94
100	159

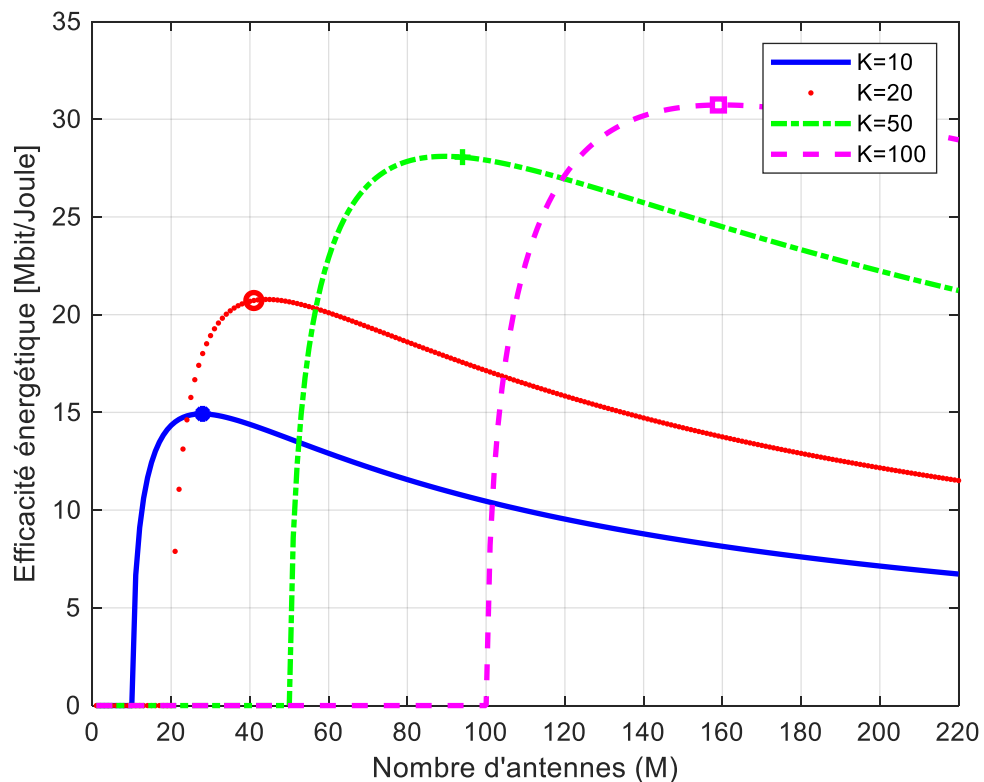


Figure 4.6 Taille optimale d'antenne pour un nombre donné d'utilisateurs.

#### 4.8 Conclusion

Dans les systèmes de communication MIMO avec les chaînes de fréquence classiques et le traitement en bande de base, une antenne correspond à une chaîne RF. Par conséquent, un grand nombre de chaînes RF devrait être

utilisé pour un système M-MIMO qui augmente inévitablement l'énergie consommée et le coût du système. Pour pallier à ce problème, le travail proposé dans ce chapitre vise à optimiser l'efficacité énergétique dans un système M-MIMO à cellule unique en utilisant un algorithme de colonies d'abeilles artificielles. Au lieu d'activer toutes les antennes à la station de base pour desservir un nombre variable d'utilisateurs mobiles, l'algorithme ABC est proposé pour trouver le nombre optimal d'antennes qui doit être activé. Les résultats de la simulation pour le cas étudié ont montré que la taille de la population et *limit* doivent être respectivement 40 et 200 pour obtenir de bons résultats dans un délai raisonnable.



## 5 CONCLUSION GÉNÉRALE

Le trafic de données dans les réseaux cellulaires a connu et connaîtra une augmentation exponentielle rapide. Par conséquent, il est essentiel d'innover une nouvelle architecture cellulaire avec des technologies sans fil avancées pouvant offrir plus de capacité et une efficacité spectrale accrue pour gérer la croissance exponentielle du trafic de données. La gestion d'un tel trafic de données en masse soulève toutefois un autre défi, à savoir l'augmentation de la consommation d'énergie. C'est parce qu'il contribue à une fraction croissante du dioxyde de carbone (CO<sub>2</sub>) qui est une préoccupation mondiale aujourd'hui en raison de son impact négatif sur l'environnement. Cela a abouti à la création d'un nouveau changement de paradigme vers une conception à la fois efficace en spectre et économe en énergie pour les réseaux d'accès sans fil de la prochaine génération.

La technologie Massive MIMO avec formation de faisceau numérique est l'une des technologies prometteuses permettant de fournir des débits de données élevés. Toutefois, ces systèmes sont coûteux et gourmands en énergie en raison du grand nombre de chaînes RF nécessaires pour connecter les antennes à la bande de base.

Les travaux dans cette thèse ont été consacrés à l'étude des systèmes Massive MIMO multi-utilisateurs dans un contexte d'une cellule unique. Dans un premier temps ces travaux ont permis d'introduire, dans le premier chapitre, la thématique en question et la problématique soulevée.

Ensuite, le futur réseau de communications sans fil 5G a été présenté dans le deuxième chapitre. Les technologies proposées pour le mettre en œuvre ont été soulignées, ainsi un des problématiques les plus connus qui est la consommation énergétique a été abordé. Les caractéristiques fondamentales des

systèmes multi-antennaires plus précisément les massives MIMO ont été étudiées ensuite de sorte à mettre en avant leurs effets sur la consommation énergétique dans ce type de réseau. Leurs principaux avantages et inconvénients ont été soulignés.

Par la suite dans un troisième chapitre, on a décrit une méthode de sur-relaxation successive pour l'inversion de la matrice de canal dans l'algorithme Zéro Forcing (SOR-ZF) utilisé pour la détection à la liaison montante et le précodage à la liaison descendante dans un système M-MIMO multi-utilisateurs à cellule unique où l'impact sur l'efficacité énergétique est mis en évidence. Des performances satisfaisantes ont été observées en termes d'efficacité énergétique en utilisant un algorithme de complexité de calcul faible par rapport à l'algorithme classique ZF. Cette méthode donne approximativement la même performance pour moins d'antennes que la méthode classique.

Dans la sélection d'antenne, seul un sous-ensemble d'antennes est configuré pour être actif à chaque temps de cohérence. Ce sous-ensemble est généralement sélectionné en fonction de certaines mesures de performance, telles que le taux de transmission, le taux d'erreur sur les bits ou l'EE pouvant être atteints. Dans le quatrième chapitre, l'algorithme ABC a été proposé pour trouver le nombre optimal d'antennes qui doit être activé pour desservir un nombre variable d'utilisateurs mobiles dans le but de maximiser l'efficacité énergétique. En premier lieu, les paramètres de l'algorithme ABC ont été identifiés afin d'atteindre le maximum d'efficacité de l'algorithme. Puis, en deuxième lieu, l'algorithme avec ses paramètres adéquats est utilisé pour optimiser l'efficacité énergétique en définissant le sous ensemble d'antenne à activer selon le nombre d'utilisateurs actifs. Les résultats de la simulation pour le cas étudié ont montré que la taille et la limite de la population doivent être respectivement 40 et 200 pour obtenir des résultats de meilleure qualité dans un délai raisonnable. L'algorithme ABC pouvait résoudre le problème d'optimisation de l'efficacité énergétique dans un temps de calcul relativement faible.

Dans cette thèse, nous avons considéré un scénario d'une cellule unique où le problème de la contamination pilote qui produit des interférences

intercellulaires nuisibles aux performances du système M-MIMO ne figure pas. Des simulations qui considèrent le cas multicellulaire avec la présence de la contamination pilote devraient être effectuées pour s'approcher du cas réel. Aussi, au lieu d'optimiser uniquement le nombre d'antennes à activer selon le nombre d'utilisateurs actifs, on propose comme perspective, d'optimiser la position et le type de ces antennes dans le réseau selon le CSI pour avoir de meilleurs résultats en termes de débit et d'efficacité énergétique. Les algorithmes de calcul bio-inspirés sont un sujet de recherche toujours d'actualité dans les communautés d'intelligence artificielle dont les chercheurs visent toujours à les rendre plus rapide et stable. Dans ce travail, on a exploité un algorithme ABC de base pour la sélection d'antenne. D'autres versions plus évoluées de cet algorithme ou d'autres peuvent éventuellement donner de meilleurs résultats.

## REFERENCES

1. Mancuso, V. and S. Alouf, *Reducing costs and pollution in cellular networks*. IEEE Communications Magazine, 2011. **49**(8).
2. Webb, M., *Smart 2020: Enabling the low carbon economy in the information age*. The Climate Group. London, 2008. **1**(1): p. 1-1.
3. Larsson, E., et al., *Massive MIMO for next generation wireless systems*. Communications Magazine, IEEE, 2014. **52**(2): p. 186-195.
4. Zheng, K., et al., *Survey of large-scale MIMO systems*. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2015. **17**(3): p. 1738-1760.
5. Wang, C.-X., et al., *Cellular architecture and key technologies for 5G wireless communication networks*. IEEE Communications Magazine, 2014. **52**(2): p. 122-130.
6. Bhushan, N., et al., *Network densification: the dominant theme for wireless evolution into 5G*. IEEE Communications Magazine, 2014. **52**(2): p. 82-89.
7. Gupta, A. and R.K. Jha, *A survey of 5G network: Architecture and emerging technologies*. IEEE access, 2015. **3**: p. 1206-1232.
8. Gao, X., et al. *Matrix inversion-less signal detection using SOR method for uplink large-scale MIMO systems*. in *Global Communications Conference (GLOBECOM), 2014 IEEE*. 2014. IEEE.
9. Tehrani, M.N., M. Uysal, and H. Yanikomeroglu, *Device-to-device communication in 5G cellular networks: challenges, solutions, and future directions*. IEEE Communications Magazine, 2014. **52**(5): p. 86-92.
10. Chen, M., et al., *Reliable and energy-efficient routing protocol in dense wireless sensor networks*. International Journal of Sensor Networks, 2008. **4**(1-2): p. 104-117.
11. Wang, L., et al., *GreenDCN: A general framework for achieving energy efficiency in data center networks*. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2014. **32**(1): p. 4-15.
12. Marzetta, T.L., *Noncooperative cellular wireless with unlimited numbers of base station antennas*. Wireless Communications, IEEE Transactions on, 2010. **9**(11): p. 3590-3600.
13. Chen, Y., et al., *Fundamental trade-offs on green wireless networks*. Communications Magazine, IEEE, 2011. **49**(6): p. 30-37.
14. Tombaz, S., A. Västberg, and J. Zander, *Energy-and cost-efficient ultra-high-capacity wireless access*. Wireless Communications, IEEE, 2011. **18**(5): p. 18-24.

15. Cui, S., A.J. Goldsmith, and A. Bahai, *Energy-constrained modulation optimization*. *Wireless Communications, IEEE Transactions on*, 2005. **4**(5): p. 2349-2360.
16. Guo, K., et al. *Uplink power control with MMSE receiver in multi-cell MU-massive-MIMO systems*. in *Communications (ICC), 2014 IEEE International Conference on*. 2014. IEEE.
17. Onireti, O., F. Hélot, and M.A. Imran, *On the energy efficiency-spectral efficiency trade-off in the uplink of CoMP system*. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2012. **11**(2): p. 556-561.
18. Zhao, L., et al. *Energy efficient power allocation algorithm for downlink massive MIMO with MRT precoding*. in *Vehicular Technology Conference (VTC Fall), 2013 IEEE 78th*. 2013. IEEE.
19. Prabhu, H., et al. *Approximative matrix inverse computations for very-large MIMO and applications to linear pre-coding systems*. in *Wireless Communications and Networking Conference (WCNC), 2013 IEEE*. 2013. IEEE.
20. Wu, M., et al., *Large-scale MIMO detection for 3GPP LTE: Algorithms and FPGA implementations*. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2014. **8**(5): p. 916-929.
21. Krishnamoorthy, A. and D. Menon. *Matrix inversion using Cholesky decomposition*. in *Signal Processing: Algorithms, Architectures, Arrangements, and Applications (SPA), 2013*. 2013. IEEE.
22. Björck, Å., *Numerical methods in matrix computations* 2016: Springer.
23. Ericsson, L., *More than 50 billion connected devices*. White Paper, 2011. **14**: p. 124.
24. Chih-Lin, I., et al., *New paradigm of 5G wireless internet*. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2016. **34**(3): p. 474-482.
25. Lien, S.-Y., et al., *5G new radio: Waveform, frame structure, multiple access, and initial access*. *IEEE communications magazine*, 2017. **55**(6): p. 64-71.
26. Han, C., et al., *Green radio: radio techniques to enable energy-efficient wireless networks*. *IEEE communications magazine*, 2011. **49**(6).
27. Haider, F., et al. *Spectral efficiency analysis of mobile femtocell based cellular systems*. in *Proc. IEEE ICCT*. 2011. Citeseer.
28. Agyapong, P.K., et al., *Design considerations for a 5G network architecture*. *IEEE Communications Magazine*, 2014. **52**(11): p. 65-75.
29. Demestichas, P., et al., *5G on the horizon: Key challenges for the radio-access network*. *IEEE Vehicular Technology Magazine*, 2013. **8**(3): p. 47-53.
30. Zakrzewska, A., S. Ruepp, and M.S. Berger. *Towards converged 5G mobile networks-challenges and current trends*. in *ITU Kaleidoscope Academic Conference: Living in a converged world-Impossible without standards?, Proceedings of the 2014*. 2014. IEEE.
31. Gesbert, D., et al., *Shifting the MIMO paradigm*. *IEEE signal processing magazine*, 2007. **24**(5): p. 36-46.

32. Maddah-Ali, M.A., A.S. Motahari, and A.K. Khandani, *Communication over MIMO X channels: Interference alignment, decomposition, and performance analysis*. IEEE Transactions on Information Theory, 2008. **54**(8): p. 3457-3470.
33. Gesbert, D., et al., *Multi-cell MIMO cooperative networks: A new look at interference*. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2010. **28**(9): p. 1380-1408.
34. Hoydis, J., M. Kobayashi, and M. Debbah, *Green small-cell networks*. IEEE Vehicular Technology Magazine, 2011. **6**(1): p. 37-43.
35. Baccelli, F. and B. Błaszczyszyn, *Stochastic geometry and wireless networks: Volume II Applications*. Foundations and Trends® in Networking, 2010. **4**(1–2): p. 1-312.
36. Weber, S. and J.G. Andrews, *Transmission capacity of wireless networks*. Foundations and Trends® in Networking, 2012. **5**(2–3): p. 109-281.
37. Marcus, M. and B. Pattan, *Millimeter wave propagation: spectrum management implications*. IEEE Microwave Magazine, 2005. **6**(2): p. 54-62.
38. Pi, Z. and F. Khan, *An introduction to millimeter-wave mobile broadband systems*. IEEE communications magazine, 2011. **49**(6).
39. Marzetta, T.L., *Noncooperative cellular wireless with unlimited numbers of base station antennas*. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2010. **9**(11): p. 3590-3600.
40. Larsson, E.G., et al., *Massive MIMO for next generation wireless systems*. IEEE communications magazine, 2014. **52**(2): p. 186-195.
41. Swindlehurst, A.L., et al., *Millimeter-wave massive MIMO: The next wireless revolution?* IEEE Communications Magazine, 2014. **52**(9): p. 56-62.
42. Rusek, F., et al., *Scaling Up MIMO: Opportunities and Challenges with Very Large Arrays*. Signal Processing Magazine, IEEE, 2013. **30**(1): p. 40-60.
43. Telatar, E., *Capacity of Multi-antenna Gaussian Channels*. Transactions on Emerging Telecommunications Technologies, 1999. **10**(6): p. 585-595.
44. Spencer, Q.H., et al., *An introduction to the multi-user MIMO downlink*. IEEE communications Magazine, 2004. **42**(10): p. 60-67.
45. Tse, D. and P. Viswanath, *Fundamentals of wireless communication* 2005: Cambridge university press.
46. Jose, J., et al., *Pilot contamination and precoding in multi-cell TDD systems*. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2011. **10**(8): p. 2640-2651.
47. Appaiah, K., A. Ashikhmin, and T.L. Marzetta. *Pilot contamination reduction in multi-user TDD systems*. in *Communications (ICC), 2010 IEEE International Conference on*. 2010. IEEE.
48. Goldsmith, A., et al., *Capacity limits of MIMO channels*. IEEE Journal on selected areas in Communications, 2003. **21**(5): p. 684-702.
49. Ngo, H.Q., E.G. Larsson, and T.L. Marzetta, *Energy and spectral efficiency of very large multiuser MIMO systems*. Communications, IEEE Transactions on, 2013. **61**(4): p. 1436-1449.

50. Caire, G., et al., *Multiuser MIMO achievable rates with downlink training and channel state feedback*. IEEE Transactions on Information Theory, 2010. **56**(6): p. 2845-2866.
51. Ngo, H.Q. and E.G. Larsson. *EVD-based channel estimation in multicell multiuser MIMO systems with very large antenna arrays*. in *Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), 2012 IEEE International Conference on*. 2012. IEEE.
52. Müller, R.R., L. Cottatellucci, and M. Vehkaperä, *Blind pilot decontamination*. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2014. **8**(5): p. 773-786.
53. Ashikhmin, A. and T. Marzetta. *Pilot contamination precoding in multi-cell large scale antenna systems*. in *Information Theory Proceedings (ISIT), 2012 IEEE International Symposium on*. 2012. IEEE.
54. Björnson, E., et al., *Massive MIMO systems with non-ideal hardware: Energy efficiency, estimation, and capacity limits*. IEEE Transactions on Information Theory, 2014. **60**(11): p. 7112-7139.
55. Vieira, J., F. Rusek, and F. Tufvesson. *Reciprocity calibration methods for massive MIMO based on antenna coupling*. in *Global Communications Conference (GLOBECOM), 2014 IEEE*. 2014. IEEE.
56. Rusek, F., et al., *Scaling up MIMO: Opportunities and challenges with very large arrays*. Signal Processing Magazine, IEEE, 2013. **30**(1): p. 40-60.
57. Janaswamy, R., *Effect of element mutual coupling on the capacity of fixed length linear arrays*. IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters, 2002. **1**(1): p. 157-160.
58. Artiga, X., B. Devillers, and J. Perruisseau-Carrier. *Mutual coupling effects in multi-user massive MIMO base stations*. in *Antennas and Propagation Society International Symposium (APSURSI), 2012 IEEE*. 2012. IEEE.
59. Mehana, A.H. and A. Nosratinia, *Diversity of MIMO linear precoding*. IEEE Transactions on Information Theory, 2014. **60**(2): p. 1019-1038.
60. Peel, C.B., B.M. Hochwald, and A.L. Swindlehurst, *A vector-perturbation technique for near-capacity multiantenna multiuser communication-part I: channel inversion and regularization*. IEEE Transactions on Communications, 2005. **53**(1): p. 195-202.
61. Nguyen, V.K. and J.S. Evans. *Multiuser transmit beamforming via regularized channel inversion: A large system analysis*. in *Global Telecommunications Conference, 2008. IEEE GLOBECOM 2008. IEEE*. 2008. IEEE.
62. Costa, M., *Writing on dirty paper (corresp.)*. IEEE transactions on information theory, 1983. **29**(3): p. 439-441.
63. Windpassinger, C., et al., *Precoding in multiantenna and multiuser communications*. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2004. **3**(4): p. 1305-1316.
64. Joham, M., W. Utschick, and J.A. Nossek, *Linear transmit processing in MIMO communications systems*. IEEE Transactions on signal Processing, 2005. **53**(8): p. 2700-2712.

65. Isheden, C., et al., *Framework for link-level energy efficiency optimization with informed transmitter*. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2012. **11**(8): p. 2946-2957.
66. Zappone, A. and E. Jorswieck, *Energy efficiency in wireless networks via fractional programming theory*. Foundations and Trends® in Communications and Information Theory, 2015. **11**(3-4): p. 185-396.
67. Staff, Q., *Rising to Meet the 1000x Mobile Data Challenge*. QUALCOMM Incorporated, 2012.
68. Sanayei, S. and A. Nosratinia, *Antenna selection in MIMO systems*. IEEE Communications Magazine, 2004. **42**(10): p. 68-73.
69. Molisch, A.F. *MIMO systems with antenna selection-an overview*. in *Radio and Wireless Conference, 2003. RAWCON'03. Proceedings.* 2003. IEEE.
70. Sanayei, S. and A. Nosratinia, *Capacity of MIMO channels with antenna selection*. IEEE Transactions on Information Theory, 2007. **53**(11): p. 4356-4362.
71. Smith, P.J., et al., *A power scaling analysis of norm-based antenna selection techniques*. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2008. **7**(8).
72. Gorokhov, A., D.A. Gore, and A.J. Paulraj, *Receive antenna selection for MIMO spatial multiplexing: theory and algorithms*. IEEE Transactions on signal processing, 2003. **51**(11): p. 2796-2807.
73. Heath, R.W., S. Sandhu, and A. Paulraj, *Antenna selection for spatial multiplexing systems with linear receivers*. IEEE Communications letters, 2001. **5**(4): p. 142-144.
74. Fehske, A., et al., *The global footprint of mobile communications: The ecological and economic perspective*. IEEE Communications Magazine, 2011. **49**(8).
75. Auer, G., et al., *How much energy is needed to run a wireless network?* IEEE Wireless Communications, 2011. **18**(5).
76. Andrews, J.G., et al., *Femtocells: Past, present, and future*. IEEE Journal on Selected Areas in communications, 2012. **30**(3): p. 497-508.
77. Marzetta, T.L. *How much training is required for multiuser MIMO?* in *Signals, Systems and Computers, 2006. ACSSC'06. Fortieth Asilomar Conference on.* 2006. IEEE.
78. Spencer, Q.H., A.L. Swindlehurst, and M. Haardt, *Zero-forcing methods for downlink spatial multiplexing in multiuser MIMO channels*. IEEE transactions on signal processing, 2004. **52**(2): p. 461-471.
79. Krishnamoorthy, A. and D. Menon. *Matrix inversion using Cholesky decomposition*. in *2013 Signal Processing: Algorithms, Architectures, Arrangements, and Applications (SPA)*. 2013. IEEE.
80. Xie, T., et al. *A Low-Complexity Linear Precoding Scheme Based on SOR Method for Massive MIMO Systems*. in *Vehicular Technology Conference (VTC Spring), 2015 IEEE 81st*. 2015. IEEE.
81. Gao, X., et al., *Low-complexity near-optimal signal detection for uplink large-scale MIMO systems*. Electronics Letters, 2014. **50**(18): p. 1326-1328.



82. Bjornson, E., et al., *Optimal design of energy-efficient multi-user MIMO systems: Is massive MIMO the answer?* 2014.
83. Salman, M.I., et al., *Radio resource management for green 3gpp long term evolution cellular networks: review and trade-offs*. IETE Technical Review, 2013. **30**(3): p. 257-269.
84. Mezghani, A. and J.A. Nossek. *Power efficiency in communication systems from a circuit perspective*. in *Circuits and Systems (ISCAS), 2011 IEEE International Symposium on*. 2011. IEEE.
85. Boyd, S. and L. Vandenberghe, *Convex optimization* 2004: Cambridge university press.
86. Björck, A., *Numerical methods for least squares problems* 1996: Siam.
87. Boyd, S. and L. Vandenberghe, *Convex Optimization*. Cambridge University Press, 2004, ISBN 978-0-521-83378-3.
88. Wang, X., *Spectrum and Energy Efficiency of Uplink Massive MIMO System with D2D Underlay*. Future Internet, 2017. **9**(2): p. 12.
89. Prasad, K.S.V., E. Hossain, and V.K. Bhargava, *Energy Efficiency in Massive MIMO-Based 5G Networks: Opportunities and Challenges*. IEEE Wireless Communications, 2017.
90. Jiang, C. and L.J. Cimini, *Antenna selection for energy-efficient MIMO transmission*. IEEE Wireless Communications Letters, 2012. **1**(6): p. 577-580.
91. Molisch, A.F., et al., *Capacity of MIMO systems with antenna selection*. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2005. **4**(4): p. 1759-1772.
92. Molisch, A.F. and M.Z. Win, *MIMO systems with antenna selection*. IEEE microwave magazine, 2004. **5**(1): p. 46-56.
93. Gucluoglu, T. and T.M. Duman, *Performance analysis of transmit and receive antenna selection over flat fading channels*. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2008. **7**(8).
94. Lee, B.M., et al. *An energy efficient antenna selection for large scale green MIMO systems*. in *Circuits and Systems (ISCAS), 2013 IEEE International Symposium on*. 2013. IEEE.
95. Xu, J. and L. Qiu, *Energy efficiency optimization for MIMO broadcast channels*. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2013. **12**(2): p. 690-701.
96. Dong, K., et al., *Adaptive antenna selection and Tx/Rx beamforming for large-scale MIMO systems in 60 GHz channels*. EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking, 2011. **2011**(1): p. 59.
97. Kermoal, J.-P., et al., *A stochastic MIMO radio channel model with experimental validation*. IEEE Journal on selected areas in Communications, 2002. **20**(6): p. 1211-1226.
98. Gkizeli, M. and G.N. Karystinos, *Maximum-SNR antenna selection among a large number of transmit antennas*. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2014. **8**(5): p. 891-901.

99. Benmimoune, M., et al. *Joint transmit antenna selection and user scheduling for massive MIMO systems*. in *Wireless Communications and Networking Conference (WCNC), 2015 IEEE*. 2015. IEEE.
100. Kataoka, R., et al. *Performance evaluation by antenna selection using real propagation channel on massive MIMO*. in *Electromagnetics (iWEM), 2014 IEEE International Workshop on*. 2014. IEEE.
101. Lee, K.S. and Z.W. Geem, *A new meta-heuristic algorithm for continuous engineering optimization: harmony search theory and practice*. *Computer methods in applied mechanics and engineering*, 2005. **194**(36): p. 3902-3933.
102. Karaboga, D. and B. Basturk, *On the performance of artificial bee colony (ABC) algorithm*. *Applied soft computing*, 2008. **8**(1): p. 687-697.
103. Chen, Y., et al. *Low complexity hybrid precoding for mmWave Massive MIMO systems*. in *Wireless and Optical Communication Conference (WOCC), 2017 26th*. 2017. IEEE.
104. Sindhvani, N. and M. Singh, *FFOAS: antenna selection for MIMO wireless communication system using firefly optimisation algorithm and scheduling*. *International Journal of Wireless and Mobile Computing*, 2016. **10**(1): p. 48-55.
105. Karaboga, D. and B. Akay, *A comparative study of artificial bee colony algorithm*. *Applied mathematics and computation*, 2009. **214**(1): p. 108-132.
106. Karaboga, D. and B. Basturk, *A powerful and efficient algorithm for numerical function optimization: artificial bee colony (ABC) algorithm*. *Journal of global optimization*, 2007. **39**(3): p. 459-471.
107. Gao, W.-f. and S.-y. Liu, *A modified artificial bee colony algorithm*. *Computers & Operations Research*, 2012. **39**(3): p. 687-697.
108. Banharnsakun, A., T. Achalakul, and B. Sirinaovakul, *The best-so-far selection in artificial bee colony algorithm*. *Applied Soft Computing*, 2011. **11**(2): p. 2888-2901.
109. Kang, F., J. Li, and Q. Xu, *Structural inverse analysis by hybrid simplex artificial bee colony algorithms*. *Computers & Structures*, 2009. **87**(13): p. 861-870.
110. Chen, S.-M., A. Sarosh, and Y.-F. Dong, *Simulated annealing based artificial bee colony algorithm for global numerical optimization*. *Applied mathematics and computation*, 2012. **219**(8): p. 3575-3589.