

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne démocratique et populaire
وزارة التعليم العالي والبحث العلمي
Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique
جامعة سعد دحلب البليدة
Université SAAD DAHLAB de BLIDA
كلية التكنولوجيا
Faculté de Technologie
قسم الإلكترونيك
Département d'Électronique



Mémoire de Master
Filière : Télécommunications
Spécialité : Systèmes des Télécommunications

présenté par :

SI AHMED Fella

&

ZIANE Nesrine

Application d'un algorithme bio- inspiré pour la sélection d'antennes dans un système MIMO-MASSIF

Proposé et encadré par : Melle Bouchibane Fatima Zohra et Mr Hebib Sami

Année Universitaire 2019-2020

Remerciements

Nous remercions ALLAH de nous avoir donné le courage, la patience et la volonté de pouvoir terminer nos études supérieures.

Nous souhaitons remercier Melle Bouchibane Fatima Zohra pour son écoute, sa responsabilité et de son aide tout le long de ce travail modeste, et Mr Hebib Sami de bien vouloir consacrer son temps et de nous avoir guidé et inspiré à faire un bon travail avec ses bons conseils et sa méthodologie. Grace à eux, nous avons atteint les objectifs de ce travail avec succès. Et nous remercions également les honorables membres des jurys, Mr Aitsaadi et Mr Meliani d'avoir examiner notre travail.

Nos remerciements sont destinés également à toute la promotion de « système de télécommunication », nos familles et nos amis ainsi que tous nos professeurs et en particulier ceux qui nous ont encouragé.

Dédicaces

J'ai l'immense plaisir de dédier ce travail à :

Ma mère pour son amour, ses encouragements et ses sacrifices. Mon père pour son soutien et son affection.

Ma grande mère et mon grand père qui m'ont accompagné par leurs prières, puisse Dieu leurs prêter longue vie et beaucoup de santé et de bonheur.

Mes frères, mes tantes, mes cousines et mes cousins et tous les membres de ma famille.

Mon binôme et ma meilleure amie ZIANE Nesrine. Merci à toi d'être mon amie, une amie d'une meilleure qualité sur qui je compte.

Ma meilleure amie et ma sœur ZANKRI Amel.

Toute la promotion de Master ST, avec qui j'ai vécu de bons moments, et qui resteront gravés dans ma mémoire.

Et à tous ceux qui m'aiment

Fella.

Dédicaces

J'ai l'honneur de dédier ce travail à :

Mes chers parents, Mama et Papa que j'aime le plus au monde, qui m'ont toujours encouragé et soutenu.

A ma sœur Romaïssa qui m'a éclairé ce que j'ignorais.

A mon cher frère Wahid et mes deux adorables petites sœurs Oumaima et Rofaida.

A ma meilleure amie et mon binôme Fella qui m'a soutenu durant notre travail et que je n'aurais jamais pu atteindre ce but sans elle.

A mes cousines et mes amis.

A mes chères Yacine, Hanane et Racim.

A tous mes collègues, les employeurs et les employés d'Igal Food, une deuxième famille dont j'ai eu la chance d'en faire partie.

Nesrine.

ملخص :

يركز هذا العمل على تقنية MIMO الضخمة المقترحة للجيل الخامس للهواتف المحمولة. يؤدي استخدام عدد كبير من الهوائيات في المحطة الأساسية إلى زيادة استهلاك الطاقة بسبب سلاسل التردد اللاسلكي المصاحبة لكل هوائي. تؤدي الزيادة في استهلاك الطاقة إلى انخفاض كفاءة الطاقة. لحل هذه المشكلة، تم اقتراح تقنية اختيار الهوائي، والتي تتكون من تنشيط عدد معين من الهوائيات بدلاً من تنشيطها طوال الوقت. تم اقتراح خوارزمية U-ABC من أجل إيجاد العدد الأمثل للهوائيات المنفصلة، مما يؤدي إلى تعظيم كفاءة الطاقة.

كلمات المفاتيح: MIMO هائل، كفاءة الطاقة، خوارزمية U-ABC

Résumé :

Ce travail porte sur la technologie MIMO massif proposée pour la 5^{ème} génération de la téléphonie mobile. L'utilisation d'un nombre important d'antennes à la station de base implique une augmentation de la consommation de puissance à cause des chaînes RF reliées à chaque antenne. L'augmentation de la consommation de puissance cause la diminution de l'efficacité énergétique. Pour résoudre ce problème, une technique de la sélection d'antenne est proposée. Elle consiste à activer un nombre spécifique d'antennes au lieu de les activer toutes en permanence. L'algorithme U-ABC est ainsi proposé afin de trouver le nombre optimal d'antennes à activer, ce qui conduit à la maximisation de l'efficacité énergétique.

Mots Clés : MIMO massif, Efficacité énergétique, algorithme U-ABC

Abstract:

This work focuses on the massive MIMO technology proposed for the 5th generation of mobile telephony. Using a large number of antennas at the base station tends to cause an increase in power consumption due to the RF chains associated to each antenna. The increase in power consumption causes the decrease in energy efficiency. To solve this problem, the technique of antenna selection is proposed, which consists of activating a specific number of antennas instead of activating them all the time. The U-ABC algorithm is proposed in order to find the optimal number of activated antennas, which leads to the maximization of energy efficiency.

Keywords: Massive MIMO, Energy efficiency, U-ABC

Table des matières

REMERCIEMENTS

DEDICACES

DEDICACES

RESUME

LISTE DES TABLEAUX

LISTES DES ACRONYMES ET ABREVIATIONS

INTRODUCTION GENERALE	1
CHAPITRE 1: MIMO MASSIF	2
1.1. Introduction :	2
1.2. Systèmes MIMO :	2
1.3. Techniques principales de MIMO :	3
1.3.1 Diversité spatial :	3
1.3.2 Multiplexage Spatial :	3
1.3.3 Beamforming :	3
1.4. Systèmes MIMO massifs :	4
1.4.1. Système MIMO massif Point à Point:	4
1.4.2. Système MIMO Multi-utilisateurs :	5
1.5. Points principaux du MIMO massif :	6
1.5.1. Beamforming :	6
1.5.2. Protocole TDD :	6
1.5.3. Traitement linéaire:	7
1.5.4. Estimation du canal :	7
1.5.5. Précodage :	8

1.5.6.	Détection :	8
1.6.	Configuration des antennes MIMO massif :	9
1.7.	Avantages de la technique MIMO massif :	9
1.8.	Les défis du système MIMO massif :	11
1.9.	Conclusion :	12
CHAPITRE 2: EFFICACITE ENERGETIQUE		13
2.1.	Introduction :	13
2.2.	Efficacité énergétique :	13
2.2.1	Définition de l'efficacité énergétique :	14
2.2.2	La puissance consommée par la circuiterie :	15
2.3.	Sélection d'antennes :	17
2.4.	Principe de la technique de sélection d'antenne :	18
2.5.	Distribution des antennes sélectionnées :	18
2.6.	Etat de l'art sur la technique de sélection d'antenne :	19
2.6.1	Optimisation de l'efficacité énergétique en utilisant la sélection d'antenne :	19
2.6.2	Utilisation des algorithmes bio-inspirés dans la sélection d'antenne :	20
2.6.3	Optimisation de l'efficacité énergétique en utilisant des algorithmes bio-inspirés pour la sélection d'antenne :	21
2.7.	Conclusion:	22
CHAPITRE 3: LES ALGORITHMES BIO-INSPIRES		23
3.1.	Introduction:	23
3.2.	Algorithmes bio-inspirés :	23
3.2.1.	Algorithme génétique (GA) :	24
3.2.2.	Optimisation par essaim de particules (PSO):	25

3.2.3.	Colonie d'abeille artificielle (ABC):	26
3.3.	L'algorithme ABC:	29
3.3.1	Initialisation de la population :	30
3.3.2	Phase d'abeille employée :	30
3.3.3	Phase d'abeille spectatrice :	30
3.3.4.	Phase d'abeilles scoutesses :	31
3.4.	Conclusion :	33
CHAPITRE 4: SIMULATION		34
4.1.	Introduction :	34
4.2.	Modèle du système :	34
4.3.	Résultats de simulation de l'algorithme ABC:	35
4.3.1.	Effet de la génération aléatoire de la population initiale sur la convergence de l'algorithme ABC :	36
4.3.2.	Optimisation de l'efficacité énergétique en utilisant l'algorithme ABC classique :	36
4.4.	Algorithmes Upgraded ABC :	37
4.4.1.	Description de l'algorithme UABC:	37
4.4.2.	Pseudo-code de l'algorithme UABC :	39
4.4.3.	Résultats de simulation de l'algorithme UABC :	40
4.4.3.1	Effet de la taille de colonie et de la valeur limite :	40
4.4.3.2	Amélioration de la convergence par l'algorithme UABC :	41
4.5.	Conclusion :	42
CONCLUSION GENERALE		43
BIBLIOGRAPHIE :		44

Liste des figures

Figure 1. 1: Diversité et multiplexage spatiale dans un système MIMO.....	3
Figure 1. 2: La technique MIMO massif.	4
Figure 1. 3: Système MIMO Point à Point [6].....	5
Figure 1. 4: Système MIMO multi-utilisateurs [6].	5
Figure 1. 5: Effet de l'augmentation du nombre d'antenne sur le diagramme de rayonnement [7].	6
Figure 1. 6: Illustration de base de protocole de transmission TDD de MIMO massif [9].	7
Figure 1. 8: Configurations des antennes MIMO massif.....	9
Figure 1. 9: Contamination des pilotes dans un système MIMO massif [16].	11
Figure 2. 1: Technique de la sélection d'antennes.....	18
Figure 2. 2: Distribution des antennes [22].....	19
Figure 3. 1: Principe de fonctionnement d'un algorithme génétique.....	25
Figure 3. 2: Principe de fonctionnement de l'algorithme d'optimisation par essaim de particule.....	26
Figure 3. 3: Principe de fonctionnement de l'algorithme de colonie d'abeilles artificielles.....	29
Figure3.4: Organigramme du modèle de base de l'algorithme ABC.....	32
Figure 4. 1: Impact de la génération aléatoire de la population initiale.....	36
Figure 4. 2: Optimisation de l'Efficacité Energétique.....	37
Figure 4. 3: Comparaison des courbes de convergence de l'algorithme ABC et UABC.	41

Liste des Tableaux

Tableau 2. 1: Les coefficients Ci et Di	16
Tableau 4. 1: Paramètres de simulation.....	35
Tableau 4. 2: Effet de la taille de la colonie et la valeur limite sur l'optimisation de l'efficacité énergétique.	40

Listes des acronymes et abréviations

4G:	Quatrième Génération
5G :	Cinquième Génération
ABC :	Artificial Bee Colony
BE:	Efficacité de la Bande passante
BPSO:	Binary Particle Swarm Optimization
BS:	Base Station
CPU:	Central Processing Unit
CSI:	Channel State Information
DL:	DownLink
EE:	Efficacité Energétique
FDD :	Frequency Division Duplexing
GA :	Genetic Algorithm
ISRP:	Infeasible Solution Replacement Period
LTE :	Long Term Evolution
MIMO :	Multiple Input Multiple Output
MMSE:	Minimum Mean Square Error
MRE:	Modification Rate for Employees
MRF:	Receive Matched Filter
MRO:	Modification Rate for Onlookers
MRT:	Maximum Ratio Transmission
MU MIMO :	Multi-User Multiple Input Multiple Output
NBI-PSO:	Normal-Boundary-Intersection Particle Swarm Optimization
PSO :	Particle Swarm Optimization
RF :	Radio Frequency
SA :	Sélection d'antenne
SE:	Spectral Efficiency
SINR:	Signal to Interference Noise Ratio
SN:	Sources de Nourriture

SNR :	Signal to Noise Ratio
TDD :	Time Division Duplexing
TIC:	Techniques de l'Information et de la Communication
UABC:	Upgraded Artificial Bee Colony
UE :	User Equipment
UL :	UpLink
WS-PSO :	Weighted-Sum Particle Swarm Optimization
ZF :	Zero Forcing

Introduction générale

La technologie des systèmes MIMO massifs est une technologie proposée pour la 5^{ème} génération de la téléphonie mobile. Elle consiste à employer un nombre important d'antennes au niveau de la station de base. Quand le nombre d'antennes est petit, la consommation en puissance due à la partie RF est négligeable par rapport à la puissance rayonnée. Cependant, en augmentant le nombre d'antennes, le rapport puissance consommée sur la puissance rayonnée augmente considérablement. En conséquence, l'efficacité énergétique du système ainsi constitué tend à diminuer.

L'objectif principal de ce projet de fin d'études est d'exploiter des algorithmes bio-inspirés pour l'optimisation de l'efficacité énergétique en sélectionnant le nombre optimal d'antennes qui doivent être activées pour améliorer le temps de convergence de l'algorithme exploité.

Ce mémoire est structuré en quatre chapitres. Dans le premier chapitre, il s'agit de donner une description sur les systèmes MIMO classique. Ensuite, des généralités sur les systèmes MIMO massif seront exposés, telles que les propriétés du MIMO massif, la configuration des antennes, les avantages des systèmes MIMO massif et leurs défis.

Dans le deuxième chapitre, l'efficacité énergétique d'un système MIMO massif est abordée puis, la consommation de puissance de chaque composant du système est détaillée. Ensuite la technique de la sélection d'antenne, son principe et la distribution des antennes sera abordée. Enfin, un état de l'art sur la technique de la sélection d'antenne sera présenté.

Dans le troisième chapitre, trois algorithmes bio-inspirés seront présentés (GA, PSO et ABC). Les deux algorithmes GA et PSO seront exposés brièvement. En revanche, l'algorithme ABC, sera présenté en détail.

Dans le quatrième et dernier chapitre, les résultats de simulation de l'algorithme ABC seront présentés. L'efficacité énergétique sera optimisée. Ensuite, les résultats de simulation d'une version développée de l'algorithme ABC seront présentés afin d'améliorer le temps de convergence.

Chapitre 1: MIMO Massif

1.1. Introduction :

MIMO massif (Massive multiple-input, multiple-output) est une nouvelle technologie qui a reçu beaucoup d'attention au cours des dernières années. Actuellement, c'est la technologie d'accès sans fil la plus convaincante pour la 5^{ème} génération de la téléphonie mobile (5G), elle consiste en l'emploi des centaines voir des milliers d'antennes à la station de base, tout en assurant que le nombre de transmetteurs dépasse le nombre d'utilisateurs. Multiplier le nombre d'antenne permet au MIMO massif de fournir plus d'avantage par rapport au MIMO classique en terme de débit, efficacité spectrale et énergétique.

Dans ce chapitre nous allons présenter dans un premier temps, une description sur les systèmes MIMO classique. Ensuite, des généralités sur les systèmes MIMO massif seront exposés, telles que les propriétés du MIMO massif, la configuration des antennes, les avantages des systèmes MIMO massif et leurs défis.

1.2. Systèmes MIMO :

La technologie MIMO (Multiple Input, Multiple Output) s'appuie sur plusieurs antennes pour transmettre simultanément plusieurs flux de données dans les systèmes de communication sans fil [1]. L'utilisation de ces techniques peut servir à améliorer la fiabilité de transmission en réduisant la probabilité d'erreur (gain en diversité) et à augmenter le débit de transmission (gain de multiplexage). Les systèmes MIMO permet à la fois une augmentation du débit et un gain de diversité [2].

Un système MIMO tire profit de l'environnement multi-trajets en utilisant les différents canaux de propagation créés par réflexion et/ou par diffraction des ondes pour augmenter la capacité de transmission. D'où l'intérêt aussi d'obtenir des signaux indépendants sur les antennes [3].

1.3. Techniques principales de MIMO :

1.3.1 Diversité spatial :

Le même message est transmis simultanément sur différentes antennes à l'émission. Les signaux reçus sur chacune des antennes de réception seront ensuite remis en phase et sommés de façon cohérente. Une version simplifiée n'utilise le signal que d'une seule des antennes, celle qui reçoit le meilleur signal à un instant donné (antennes polarisées). Cela permet d'augmenter le SNR de la transmission (grâce au gain de diversité). Pour que cette technique soit efficace, il faut que les sous-canaux MIMO soient décorrélés (indépendants) les uns des autres [4].

1.3.2 Multiplexage Spatial :

Chaque message est découpé en sous-messages. Les sous messages est transmis simultanément différents sur chacune des antennes d'émission. Les signaux reçus sur les antennes de réception sont réassemblés pour reconstruire le message d'origine. Comme pour la diversité MIMO, les sous canaux de propagation doivent être décorrélés. Le multiplexage MIMO permet d'augmenter les débits de transmission (grâce au gain de multiplexage). Les techniques de diversité et de multiplexage MIMO peuvent être appliquées conjointement [4].

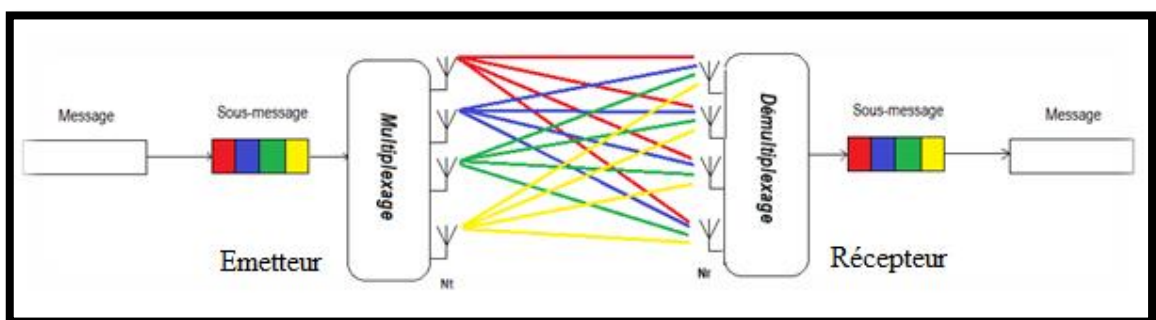


Figure 1. 1: Diversité et multiplexage spatiale dans un système MIMO.

1.3.3 Beamforming :

On utilise le réseau d'antenne MIMO pour orienter et contrôler le faisceau d'onde radio (amplitude et phase du faisceau). On peut ainsi créer les lobes constructifs/destructifs et optimiser une transmission entre l'émetteur et la cible. Les techniques Beamforming

permettent à la fois d'étendre une couverture radio (d'une station de base ou d'un point d'accès par exemple) et de limiter les interférences entre utilisateurs et la pollution électromagnétique environnante (en ciblant le récepteur visé) [4].

1.4. Systèmes MIMO massifs :

MIMO massif (également connu sous le nom de systèmes d'antennes à grande échelle, Very Large MIMO, Hyper MIMO et Full-Dimension MIMO) montré dans la figure (1.2) est une technologie émergente pour les nouveaux systèmes de communication. Les stations de base sont généralement équipées d'un très grand nombre d'antennes M , desservant K utilisateurs dans les mêmes ressources temps-fréquence ou $M \gg K$. L'augmentation du nombre d'antennes, tout en conservant le même nombre d'utilisateurs, conduit à une augmentation logarithmique du débit [5].

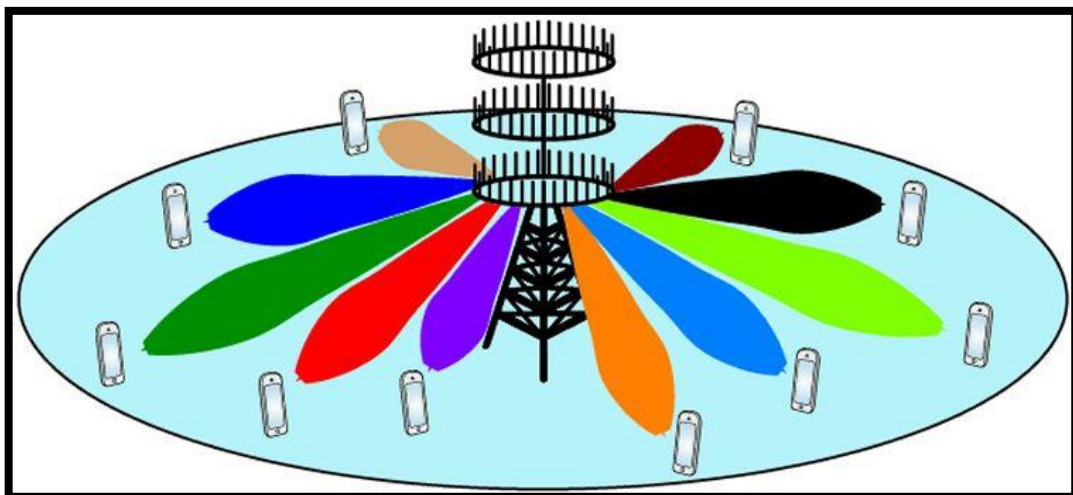


Figure 1. 2: La technique MIMO massif.

1.4.1. Système MIMO massif Point à Point:

Dans un système MIMO massif point à point comme montré dans la figure 1.3 la station de base (BS) est équipée de dizaines ou de centaines d'antennes. Grâce au canal sans fil du système MIMO massif, la BS fournit un service de communication pour les quartiers résidentiels, les grands bâtiments, les grands centres commerciaux etc., qui sont collectés avec des antennes massives [6].

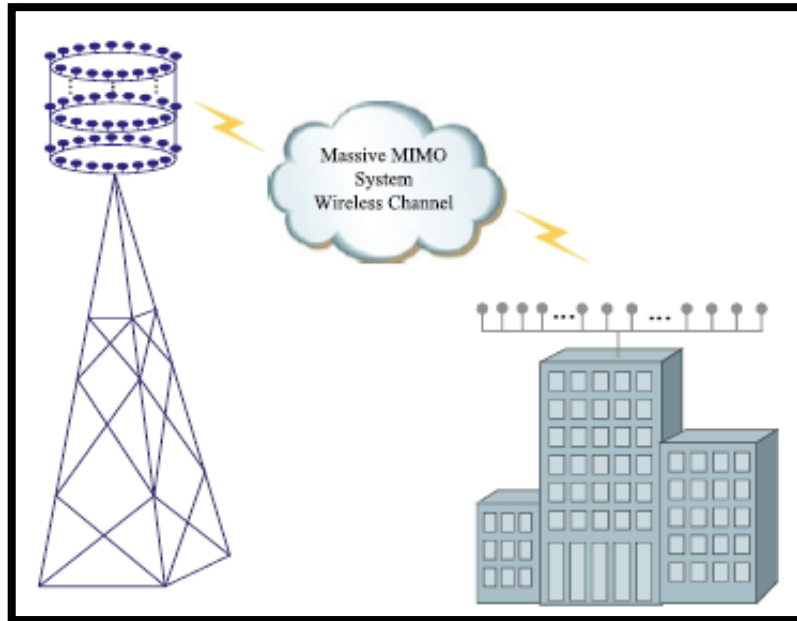


Figure 1. 3: Système MIMO Point à Point [6].

1.4.2. Système MIMO Multi-utilisateurs :

Dans un système MIMO massif multiutilisateur à liaison montante, comme montré dans la figure 1.4, il y a des dizaines et des centaines d'utilisateurs dans la cellule unique. Chaque utilisateur est équipé de plusieurs antennes d'émission et transmet simultanément des signaux à la BS en utilisant les mêmes ressources temps-fréquence. La BS est localisée avec des antennes de réception à grande échelle [6].

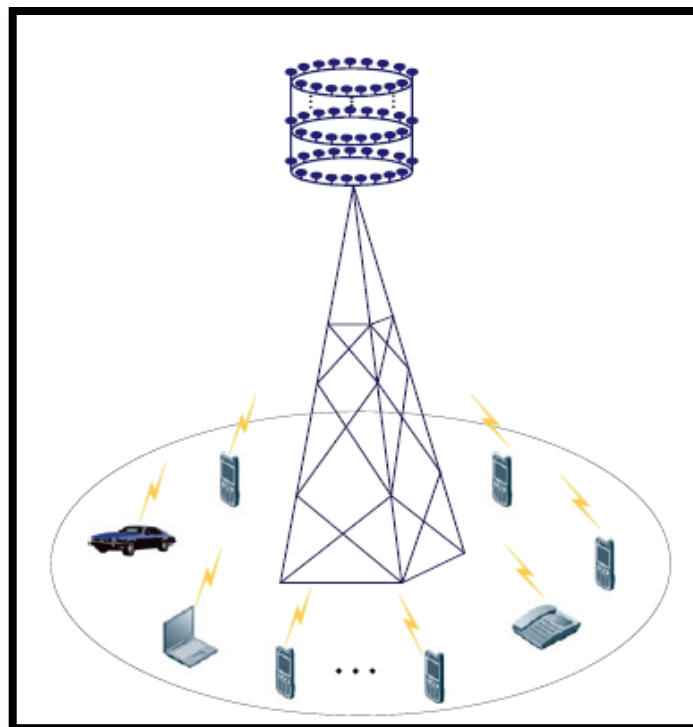


Figure 1. 4: Système MIMO multi-utilisateurs [6].

1.5. Points principaux du MIMO massif :

1.5.1. Beamforming :

La figure 1.5 montre qu'en doublant le nombre d'antennes, la quantité d'énergie rayonnée dans la direction choisie double également. On appelle ce gain le gain de Beamforming. La puissance d'émission totale du système ne change pas, ce gain provient du fait que plus il y a d'antennes plus le « faisceau » d'énergie est étroit et moins l'énergie est dispersée dans des directions indésirables [7].

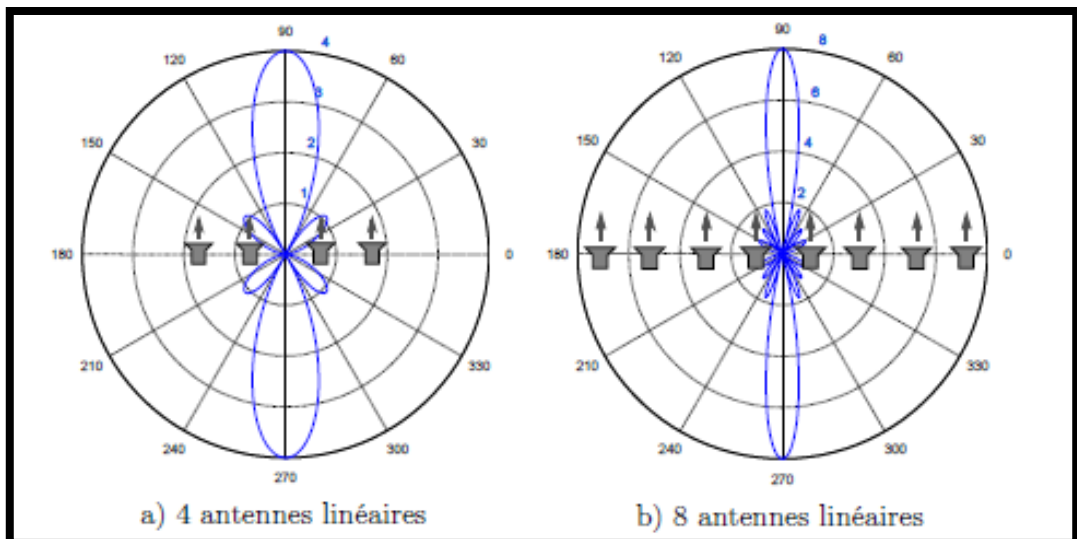


Figure 1. 5: Effet de l'augmentation du nombre d'antenne sur le diagramme de rayonnement [7].

1.5.2. Protocole TDD :

Le protocole de transmission TDD est un protocole de transmission qui consiste à multiplexer dans le temps l'émission et la réception des données dans une même ressource fréquentielle. Si la technique duplex par répartition en fréquence (FDD) est utilisée, l'estimation du canal dépend du nombre d'antenne M à la station de base. Par contre, avec la TDD, l'estimation du canal est indépendante de M . En MIMO massif, le nombre d'antenne M est très important, par conséquent, l'utilisation de la technique TDD est préférable [8]. Et la figure 1.6 montre l'illustration de protocole de transmission TDD dans le système MIMO massif.

D'un autre côté, dans le MIMO massif, les antennes excessives des stations de base (BS) nécessitent une parfaite connaissance du canal (CSI : Channel state information) au niveau de la BS. Malheureusement, il a été indiqué que la formation des pilotes de la liaison descendante pour l'acquisition de CSI consomme une partie importante des ressources radio dans le MIMO massif en utilisant le protocole de transmission FDD. Un moyen simple de contourner cette difficulté consiste à utiliser le mode duplexage par répartition dans le temps (TDD) et à exploiter la réciprocité des canaux via une formation en liaison montante. De cette façon, la surcharge due à l'apprentissage devient proportionnelle au nombre d'équipements d'utilisateur (UE) au lieu de la taille du réseau d'antennes BS [9].

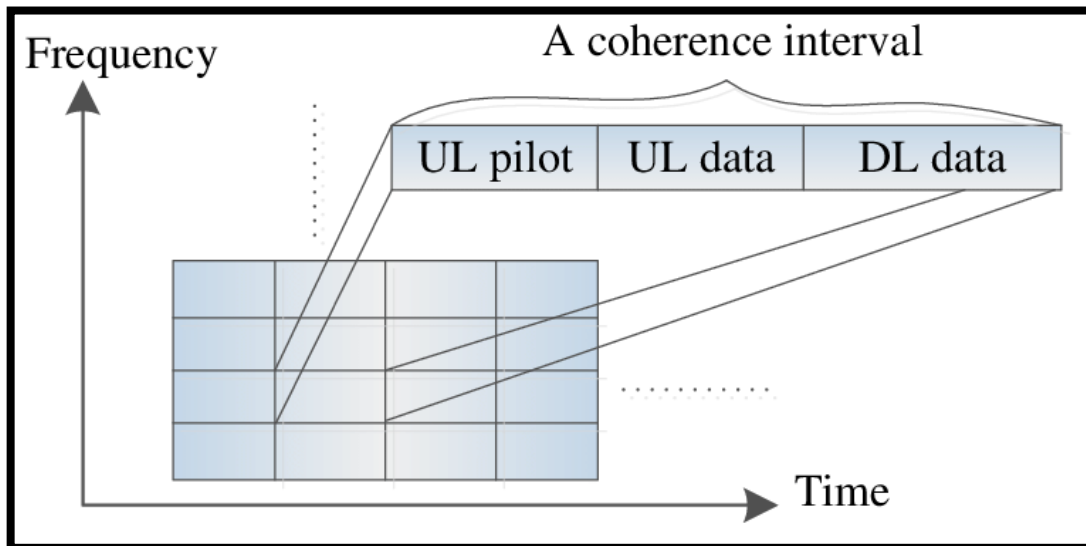


Figure 1. 6: Illustration de base de protocole de transmission TDD de MIMO massif [9].

1.5.3. Traitement linéaire:

Étant donné que le nombre d'antennes BS et le nombre d'utilisateurs sont importants, le traitement du signal aux extrémités des terminaux doit traiter des matrices/vecteurs de grandes dimensions. Ainsi, un traitement de signal simple est préférable. Dans MIMO massif, le traitement linéaire est presque optimal [8].

1.5.4. Estimation du canal :

Les propriétés du canal sans fil changeront à mesure que l'utilisateur se déplace autour, ce qui rend plus difficile d'adapter la transmission. La BS a besoin des informations du canal pour prendre des connaissances des signaux transmis par les utilisateurs dans la liaison montante, et pour pré-coder les signaux dans la liaison descendante. Grâce à

l'orthogonalité des séquences pilotes, la BS est au courant des pilotes transmis par tous les terminaux des utilisateurs, puis estime les canaux sur la base des signaux pilotes reçus [8].

1.5.5. Précodage :

La notion de précodage apparaît dès lors que l'on effectue un traitement numérique à l'émission, codant puis répartissant les données sur chacune des antennes à l'aide d'une connaissance plus ou moins parfaite du canal de transmission. Il s'agira toujours de codes usant de la dimension spatiale car c'est là tout l'intérêt du MIMO [7]. Les techniques les plus utilisées sont MRT (maximum ratio transmission), ZF (Zero Forcing) et MMSE (Minimum Mean Square Error) [7].

$$V = \begin{cases} H & \text{Pour MRT} \\ H(H^H H)^{-1} & \text{Pour ZF} \\ (HP^{UL}H^H + \sigma^2 I_M)^{-1}H & \text{Pour MMSE} \end{cases} \quad (1.1)$$

Avec : V représente la technique de pré-codage.

Et $H = [h_1, h_2, \dots, h_K]$ contient tout les canaux de transmission des utilisateurs.

σ^2 désigne la variance du bruit (en Joule / symbole)

P^{UL} puissance de transmission de l'UE i dans la voie montante (en Joule / symbole) pour $i = 1; 2; \dots; K$.

1.5.6. Détection :

Dans la liaison montante des systèmes MIMO massifs multi-utilisateurs considérés, les signaux ou les flux de données transmis par les utilisateurs au récepteur se chevauchent et entraînent généralement des interférences multi-utilisateurs au niveau du récepteur. Cela signifie que les signaux brouilleurs ne peuvent pas être facilement démodulés au niveau du récepteur à moins qu'il n'y ait une méthode pour les séparer. Afin de séparer les flux de données transmis par les différents utilisateurs, un concepteur doit recourir à des techniques de détection, similaires aux méthodes de pré-codage multi-utilisateurs [10]. Les détecteurs linéaires G dans l'équation 1.2 incluent des approches basées sur les conceptions de filtrage adapté à la réception (RMF), de forçage à zéro (ZF) et la minimisation de l'erreur quadratique moyenne minimale (MMSE) décrites par :

$$G = \begin{cases} H & \text{Pour MRF} \\ H(H^H H)^{-1} & \text{Pour ZF} \\ (HP^{UL}H^H + \sigma^2 I_M)^{-1}H & \text{Pour MMSE} \end{cases} \quad (1.2)$$

Les trois pré-codeurs linéaires conventionnels MRT, ZF et MMSE ont des significations et des propriétés opérationnelles similaires à celles des récepteurs MRF, ZF, MMSE. Comme prévu, MMSE fonctionne strictement mieux que ZF et MRF sur toute la gamme des SNR. Dans le régime à faible SNR, MRF est meilleur que ZF, et vice versa dans le régime à SNR élevé [11].

1.6. Configuration des antennes MIMO massif :

Les éléments d'un réseau d'antennes dans un système MIMO massif sont disposés suivant une structure linéaire, cylindrique, rectangulaire, sphérique ou distribué.

Le réseau est de faible dimension en raison de la gamme de fréquence haute utilisée. Par exemple, considérons un réseau cylindrique de 128 antennes, comprenant quatre cercles de 16 éléments d'antenne à double polarisation. À 2,6 GHz, la distance entre les antennes adjacentes est d'environ 6 cm, ce qui correspond à une demi-longueur d'onde, et donc, ce réseau n'occupe qu'une taille physique de 28 cm × 29 cm [11].

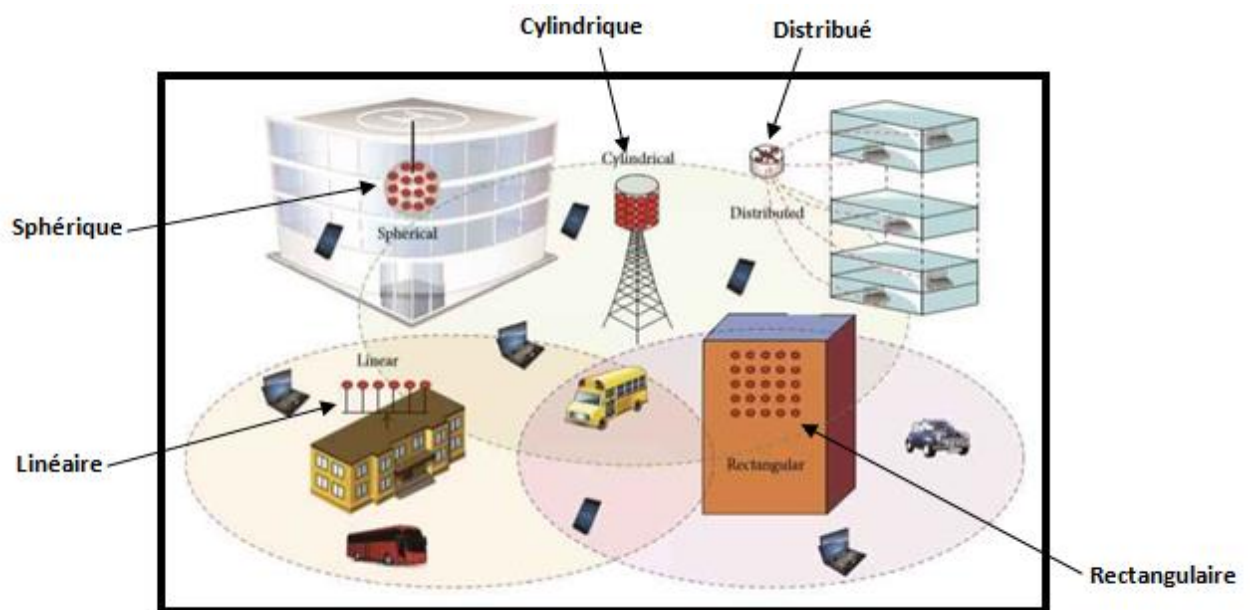


Figure 1. 7: Configurations des antennes MIMO massif.

1.7. Avantages de la technique MIMO massif :

Il est bien connu que, dans le MIMO classique, plusieurs antennes aux deux extrémités exploitent la diversité des canaux sans fil pour fournir des connexions à haute vitesse plus fiables. MIMO massif fait un développement audacieux à partir de la pratique

actuelle en utilisant un très grand nombre d'antennes (par exemple, des centaines ou des milliers) qui sont exploitées de manière totalement cohérente et adaptative. On va citer quelques avantages de MIMO massif [12].

- L'utilisation volumineuse d'un ensemble d'antennes au niveau de la BS améliore mieux l'efficacité spectrale et énergétique comparé au système antenne simple.
- Le multiplexage spatial important dans les systèmes MIMO massifs conduit à une amélioration impressionnante de la capacité du réseau en minimisant les interférences multi-utilisateurs en dirigeant le signal avec précision dans la bonne direction.
- Comme les systèmes MIMO massifs ont une plus grande sélectivité dans la transmission et la réception des flux de données, l'annulation des interférences est améliorée. Les BS peuvent relativement facilement éviter la transmission dans les directions indésirables pour atténuer les interférences nuisibles, ce qui conduit également à une faible latence.
- Les systèmes MIMO massifs concentrent l'énergie rayonnée dans des petites zones centrées sur l'utilisateur, ce qui augmente considérablement le débit et l'efficacité énergétique.
- Un nombre plus élevé d'antennes BS annule les effets du bruit non corrélé et des évanouissements à petite échelle, et réduit l'énergie transmise par bit.
- L'utilisation d'un MIMO massif permet d'atteindre un niveau plus élevé de SNR (Les performances du débit de données augmentent avec le SNR, qui dépend de l'augmentation du nombre d'antennes et des utilisateurs limités à l'intérieur des cellules) [13].
- Le MIMO massif peut être construit avec des composants peu coûteux et de faible puissance. Avec le MIMO massif, les amplificateurs coûteux et ultra-linéaires de 50 watts utilisés dans les systèmes conventionnels sont remplacés par des centaines d'amplificateurs bon marché avec une puissance de sortie de l'ordre du milliwatt [1].

1.8. Les défis du système MIMO massif :

➤ Contamination des pilotes :

Dans les systèmes MIMO massifs multi-cellules multi-utilisateurs montré par la figure 1.8, les BS obtiennent l'estimation du canal descendant en exploitant la séquence pilote de la liaison montante dans un temps de cohérence. Pendant la durée de transmission des données, tous les utilisateurs envoient de manière synchrone des données à leurs BS correspondantes. Pour un système MIMO massif typique, les séquences pilotes utilisées dans une cellule spécifique sont orthogonales, mais le même groupe pilote est généralement réutilisé dans les cellules adjacentes en raison du nombre limité de séquences pilotes orthogonales [14]. L'estimation du canal du $k^{\text{ème}}$ utilisateur dans la $i^{\text{ème}}$ cellule, à savoir H_{iik} , est une combinaison linéaire des canaux H_{ijk} pour $1 \leq j \leq L$, qui inclut les canaux des utilisateurs dans les autres cellules associées avec la même séquence pilote [12].

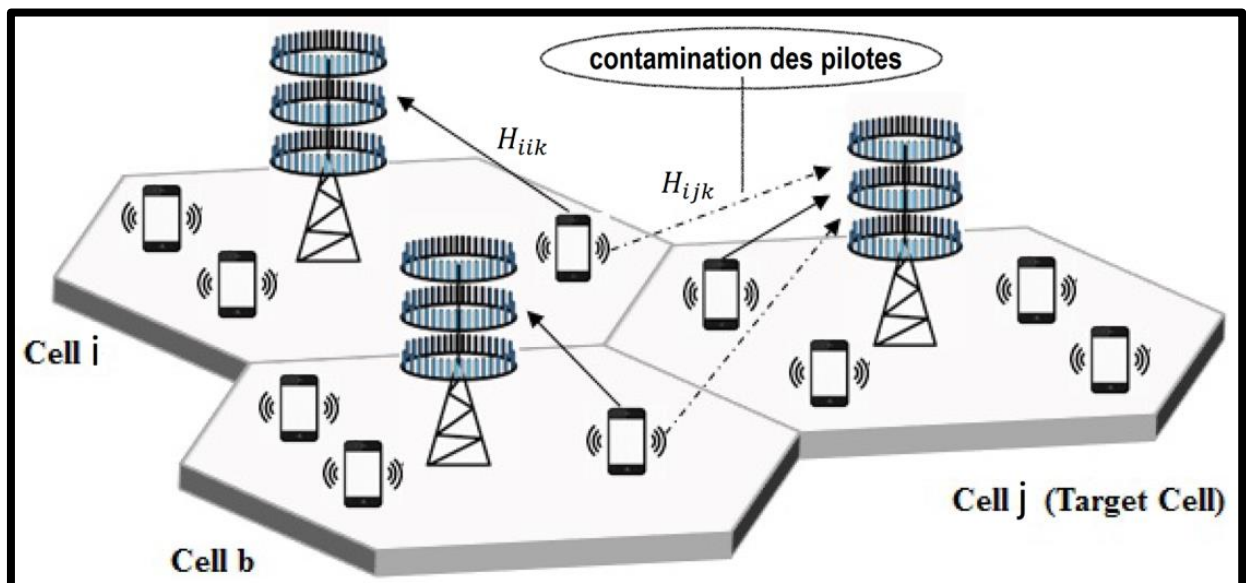


Figure 1. 8: Contamination des pilotes dans un système MIMO massif [16].

➤ Propagation défavorable :

MIMO massif fonctionne dans des environnements de propagation favorables (ce qui signifie que la matrice des canaux entre le réseau d'antennes BS et les utilisateurs est bien conditionnée). Cependant, dans la pratique, il peut y avoir des environnements de propagation où les canaux ne sont pas favorables. Par exemple, dans des

environnements de propagation où le nombre de diffuseurs est faible par rapport au nombre d'utilisateurs, ou lorsque les canaux des différents utilisateurs vers la BS partagent certains diffuseurs communs, le canal n'est pas favorable. Une possibilité pour résoudre ce problème est de distribuer les antennes BS sur une grande surface [11].

➤ **De nouvelles normes et conceptions sont requises :**

Ce sera très efficace si MIMO massif peut être déployé dans les systèmes actuels tels que le LTE. Cependant, la norme LTE n'autorise que jusqu'à 8 ports d'antenne sur le BS. En outre, LTE utilise les informations de canal supposées. Par exemple, une option de la liaison descendante dans LTE est que la BS transmet les signaux de référence à travers plusieurs faisceaux fixés. Ensuite, les utilisateurs rapportent à la BS le faisceau le plus puissant. La BS utilisera ce faisceau pour la transmission en liaison descendante. En revanche, MIMO massif utilise les informations de canal estimées (mesurées). Par conséquent, pour réduire MIMO massif à la pratique, de nouvelles normes sont nécessaires [11].

1.9. Conclusion :

Dans ce chapitre, les systèmes MIMO conventionnels ont été présentés afin d'introduire les systèmes MIMO massifs. Les améliorations apportées par le nombre important des antennes dans les systèmes MIMO massifs en termes d'efficacité spectrale et énergétique ont été soulignées. Les défis confrontés par ces systèmes ont été exposés à la fin de ce chapitre.

Chapitre 2: Efficacité énergétique

2.1. Introduction :

Avec une consommation électrique excessive dans les réseaux de communication sans fil, les émissions de carbone et les dépenses des opérateurs augmentent d'une année à l'autre. En conséquence, l'Efficacité Energétique est devenue l'une des mesures importantes pour évaluer les performances des systèmes de communication sans fil avec certaines contraintes BE (Efficacité de la bande passante) données [15].

La technique de sélection d'antenne est parmi les solutions proposées pour l'optimisation de l'efficacité énergétique. Elle consiste à choisir un sous ensemble d'antenne parmi l'ensemble global des antennes afin de réduire le nombre des chaînes radio fréquences RF consommatrices d'énergie.

Dans ce chapitre on va introduire l'efficacité énergétique d'un système MIMO massif puis, on va détailler la consommation de puissance de chaque composant du système. Ensuite, on va aborder la technique de la sélection d'antenne et un état de l'art sur cette dernière sera présenté à la fin de ce chapitre.

2.2. Efficacité énergétique :

La limitation du réchauffement climatique passe par la diminution des gaz à effets de serre et donc par la diminution de la consommation énergétique. Dans ce contexte, les Techniques de l'Information et de la Communication (TIC) représentent un pourcentage non négligeable, qui, contrairement à la plupart des autres domaines d'activité, continue à croître. En effet, le volume de données échangées dans les réseaux de communication a été multiplié par un facteur de 10 tous les 5 ans. En conséquence de cette tendance, la consommation énergétique due aux TIC est passée de 3% en 2008 à 4.7% en 2012, soit une augmentation de 56% en 4 ans, et les prévisions estiment une consommation de l'ordre de 30% vers 2030 [16]. En conséquence, les technologies de communication éco-énergétiques ont reçu beaucoup d'attention à la fois dans l'industrie et dans les universités. La conservation d'énergie et les MIMO massifs sont deux technologies émergentes pour améliorer l'efficacité énergétique [17].

L'explosion du trafic mobile, entraînée par le succès des smartphones, a montré les limites du réseau cellulaire classique basé sur le déploiement des stations de base caractérisées par une haute puissance rayonnée afin de garantir une couverture continue du service radio-mobile. La densification du réseau à travers le déploiement massif des stations de base à bas coût (Small Cell), capable d'offrir des services très haut débit, représente la solution clé pour atteindre les exigences de la capacité de la 5G. Dans les villes du futur, des Small Cells utilisant un mix de technologies seront capables d'offrir des services hétérogènes tels que l'internet des objets, la réalité virtuelle et le contrôle du flux des véhicules. Cependant, les coûts du réseau pourraient augmenter en raison du nombre des Small Cells supplémentaires requises. Pour cela, des mécanismes capables d'adapter la consommation d'énergie à la charge du réseau sont nécessaires : la technologie 5G a l'objectif d'être 100 fois plus économe en énergie que la 4G [16].

2.2.1 Définition de l'efficacité énergétique :

L'efficacité énergétique d'un système de communication est mesurée en bit/Joule et calculée comme étant le rapport entre le débit moyen (bit/seconde) et la consommation en puissance moyenne (Watt=Joule/second). Dans un scenario multi-utilisateurs, l'EE totale, en considérant les deux cas de la liaison montante et la liaison descendante, prend la forme suivante [18] :

$$EE = \frac{\sum_{k=1}^K (E\{R_k^{UL}\} + E\{R_k^{DL}\})}{P_{TX}^{UL} + P_{TX}^{DL} + P_{CP}} \quad (2.1)$$

$$\text{Ou : } E\{R_k^{UL}\} + E\{R_k^{DL}\} = (1 - \frac{\tau_{sum}^K}{U})\bar{R} \quad (2.2)$$

$$\text{Avec : } \tau_{sum} = \tau^{UL} + \tau^{DL}$$

τ^{UL} et τ^{DL} représentent successivement les temps occupés par un symbole utilisé pour la signalisation en voie montante et descendante.

U est le bloc de cohérence temps-fréquence.

\bar{R} est le débit :

$$\bar{R} = B \log_2(1 + \rho(M - K)) \quad (2.3)$$

ρ est un paramètre proportionnel au rapport signal sur interférence (SINR).

B est largeur de bande de fréquence.

$$P_{TX} = P_{TX}^{UL} + P_{TX}^{DL} = \frac{B\sigma^2\rho S_X}{\eta} K \quad (2.4)$$

σ^2 Représente la variance de bruit.

$S_X = E_X\{(l(x))^{-1}\}$ Représente la distribution des usagers et l'environnement de propagation. Et $l(x)$ modèle d'évanouissements à grande échelles.

η est l'efficacité en puissance $0 < \eta < 1$.

P_{CP} Représente la consommation en puissance due à la circuiterie.

2.2.2 La puissance consommée par la circuiterie :

La P_{CP} est la somme des puissances consommée par les différentes composantes de traitement de signal analogique et numérique.

$$P_{CP} = P_{Fix} + P_{TC} + P_{CE} + P_{C/D} + P_{BH} + P_{LP} \quad (2.5)$$

P_{Fix} est une quantité correspondante à la consommation en puissance fixe utilisée pour le refroidissement de la circuiterie, les signalisations de contrôle, et les traitements en bande de base.

P_{TC} est la puissance consommée par les composants de la circuiterie de chaque antenne à la station de base P_{BS} et de chaque antenne d'utilisateur UE P_{UE} et la puissance consommée par l'oscillateur local P_{SYN} .

$$P_{TC} = MP_{BS} + P_{SYN} + KP_{UE} \quad (2.6)$$

P_{CE} est la consommation en puissance totale due au processus d'estimation de canal dans la voie montante et descendante.

$$P_{CE} = \frac{B 2\tau^{UL}MK^2}{U L_{BS}} + \frac{B 4\tau^{DL}K^2}{U L_{UE}} \quad (2.7)$$

L_{BS} Efficacité de calcul à la BS.

L_{UE} Efficacité de calcul à UE.

$P_{C/D}$ est la puissance requise pour exécuter le processus de codage/décodage pour les deux liaisons montante et descendante.

$$P_{C/D} = \sum_{k=1}^K (E\{R_k^{UL}\} + E\{R_k^{DL}\}) (P_{COD} + P_{DEC}) \quad (2.8)$$

P_{BH} est la puissance nécessaire pour le transfert de donnée (liaisons montante et descendante) entre la station de base et le core network.

$$P_{BH} = \sum_{k=1}^K (E\{R_k^{UL}\} + E\{R_k^{DL}\}) P_{BT} \quad (2.9)$$

Ou P_{BT} est la puissance du trafic de liaison.

P_{LP} est la puissance consommée par le traitement linéaire (précodage et détection).

$$P_{LP} = B \left(1 - \frac{(\tau^{UL} + \tau^{DL})K}{U} \right) \frac{2MK}{P_{BS}} + P_{LP-C} \quad (2.10)$$

Si un l'algorithme de ZF est utilisé en voie montante pour la détection et en voie descendante pour le pré-codage $P_{LP-C} = \frac{B}{U} \left(\frac{K^3}{3L_{BS}} + \frac{3MK^2 + MK}{L_{BS}} \right) Watt$ est consommée.

Les coefficients de C_i et D_i sont représenté dans le tableau suivant :

Coefficient C_i	Coefficient D_i
$C_0 = P_{FIX} + P_{SYN}$	$D_0 = P_{BS}$
$C_1 = P_{UE}$	$D_1 = \frac{B}{UL_{BS}} \left(2 + \frac{1}{U} \right)$
$C_2 = \frac{4\beta\tau^{dl}}{UL_{UE}}$	$D_2 = \frac{B}{UL_{BS}} (3 - 2\tau^{dl})$
$C_3 = \frac{B}{3UL_{UE}}$	$A = P_{COD} + P_{DEC} + P_{BT}$

Tableau 2. 1: Les coefficients C_i et D_i .

L'équation de l'efficacité énergétique est la suivante :

$$EE = \frac{K \left(1 - \frac{\tau_{sum} K}{U} \right) \bar{R}}{\frac{B\sigma^2 \rho S_X K}{\eta} + \sum_{i=0}^3 C_i K^i + M \sum_{i=0}^2 D_i K^i + AK\alpha \bar{R}} \quad (2.11)$$

L'augmentation du nombre d'antennes à la station de base dans les systèmes MIMO massifs n'assure pas toujours des améliorations dans l'efficacité énergétique (EE), car la dépense énergétique due à la circuiterie augmente aussi en parallèle.

2.3. Sélection d'antennes :

Il est certes que l'utilisation de plusieurs antennes peut augmenter la capacité et la fiabilité de tout système de communication. Cependant, l'utilisation d'un grand nombre d'antennes, au niveau de l'émetteur ou du récepteur, se fait au prix d'une complexité matérielle, d'un coût et d'une consommation d'énergie accrus, qui est causée par la demande d'un nombre accru de chaînes radio fréquence RF. Pour ces raisons, et contrairement aux éléments d'antenne, les chaînes RF sont non seulement chères, mais également des éléments très gourmands en énergie. Par conséquent, la réduction du nombre de chaînes RF peut considérablement améliorer l'EE des systèmes de communication [5]. La technique proposée pour réduire les chaînes RF est la sélection d'antennes (SA). Cette technique consiste en sélection aléatoire pour avoir le meilleur ensemble d'antennes parmi toutes les antennes disponibles, afin de diminuer le nombre des chaînes radio RF au mesure du nombre d'utilisateurs K .

Une sélection d'antenne optimale peut être obtenue via une recherche exhaustive, où toutes les différentes combinaisons de sous-ensembles d'antennes sont testées, et le sous-ensemble qui donne la meilleure mesure de performance sera sélectionné. Cependant, avec un grand nombre d'antennes, cette méthode devient interdite en raison de son énorme exigence de complexité. Par conséquent, des solutions sous-optimales avec moins de complexité doivent être appliquées [5].

Les méthodes de la sélection d'antenne peuvent être appliquées dans les deux systèmes MU MIMO et MIMO point à point. Dans les systèmes MIMO point à point, la sélection d'antenne peut être appliquée à l'émetteur, au récepteur ou aux deux en même temps. Alors que dans les systèmes MU MIMO, la SA est généralement appliqué à la BS car, dans la plupart des scénarios, les utilisateurs mobiles ne sont équipés que d'une seule antenne [5].

La sélection d'antennes est capable d'exploiter efficacement la sélectivité spatiale introduite par un grand nombre d'antennes et d'améliorer le gain de diversité du système. En effet, lorsqu'il existe un grand nombre d'antennes d'émission mais un

nombre limité de chaînes RF, les performances du système peuvent être grandement améliorées en sélectionnant un sous-ensemble d'antennes d'émission avec de bonnes conditions de canal [19].

2.4. Principe de la technique de sélection d'antenne :

La sélection d'antenne présentée par la figure 2.1 consiste à choisir les meilleurs signaux d'antenne N sur M , ou $N \leq M$ (soit à une extrémité ou aux deux extrémités de la liaison), convertis et traités. Cela réduit le nombre de chaînes RF nécessaires de N à L , et conduit ainsi à des économies importantes [20]. La réduction du nombre de chaîne RF diminue l'énergie de la circuiterie ce qui conduit à maximiser l'efficacité énergétique.

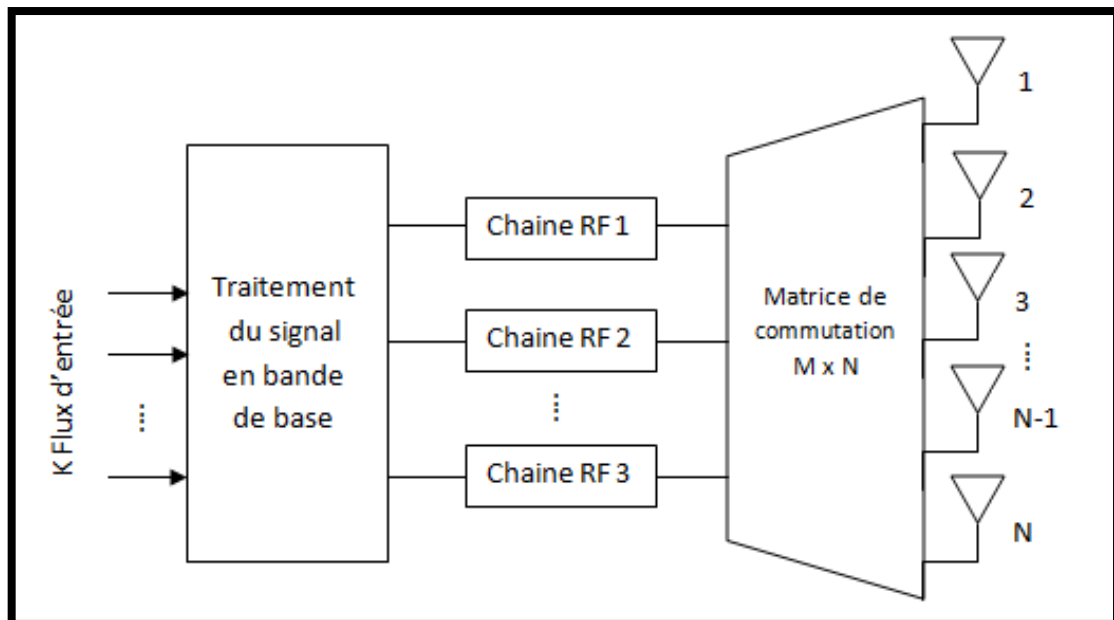


Figure 2. 1: Technique de la sélection d'antennes.

2.5. Distribution des antennes sélectionnées :

Comme montré dans la figure 2.2, trois configurations des antennes sélectionnées peuvent être distinguées ; le réseau complet (Full array) comprenant toutes les antennes du réseau, le réseau distribué (distributed array) comprenant des antennes distantes l'une de l'autre dans le réseau et le sous réseau qui comprend des antennes adjacentes.

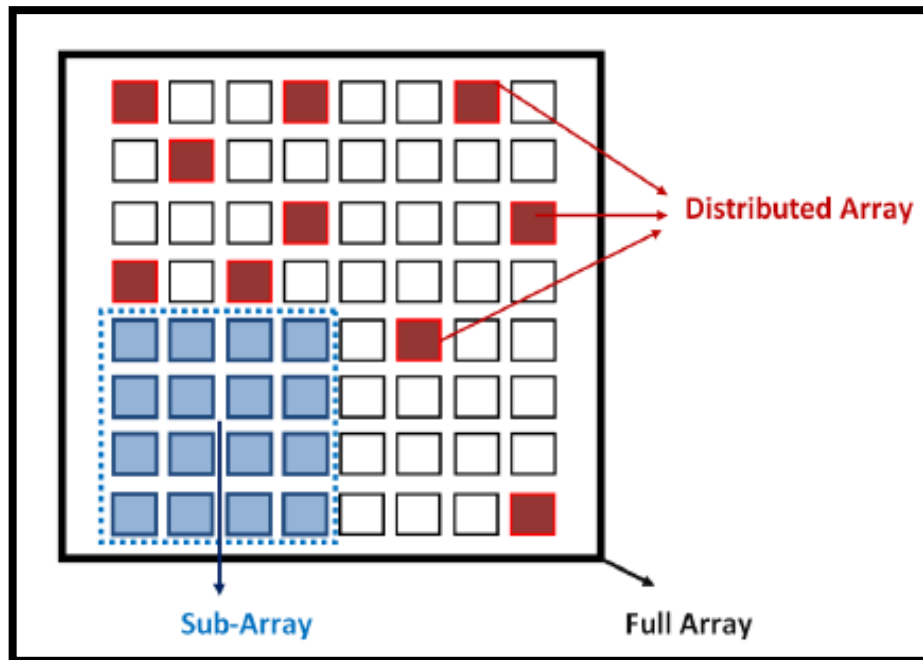


Figure 2. 2: Distribution des antennes [22].

2.6. Etat de l'art sur la technique de sélection d'antenne :

En [21], il a été démontré que toutes les antennes ne contribuent pas de manière égale et qu'il est possible de réduire le nombre d'antennes en sélectionnant celles qui contribuent le plus et en rejetant le reste. Une telle sélection d'antennes peut simplifier la conception de la BS de MIMO massif et à déployer un grand nombre d'antennes mais moins de chaînes RF, en exploitant le fait que les antennes sont relativement peu coûteuses alors que les chaînes RF sont coûteuses et consommatrices d'énergie.

Il y a eu récemment un travail considérable sur la sélection d'antenne dans les systèmes MIMO massifs grâce à son utilité pour de nombreux buts et objectifs (optimisation de l'efficacité spectrale ou énergétique, maximisation de la capacité, réduction de la complexité ou le coût du matériel...). Dans ce travail de thèse, on focalise sur l'optimisation de l'efficacité énergétique en utilisant des algorithmes bio-inspirés, nous allons citer quelques recherches et études sur l'optimisation de l'efficacité énergétique ou sur les algorithmes bio-inspirés qui ont utilisé la technique de sélection d'antenne.

2.6.1 Optimisation de l'efficacité énergétique en utilisant la sélection d'antenne :

En [22], la sélection d'antenne a été appliquée en utilisant un algorithme de faible complexité pour le but de maximiser l'efficacité énergétique.

En [23], la puissance de transmission, le nombre de chaînes RF actives et les sous-ensembles d'antennes ont été optimisés conjointement afin de maximiser l'efficacité énergétique du système en utilisant des algorithmes sous-optimaux pour réduire la complexité.

En [24], il a été démontré que la sélection d'antenne aléatoire donne une très bonne approximation de la sélection d'antenne optimale.

En [25], deux algorithmes de sélection d'antennes simples mais efficaces ont été proposés pour maximiser l'efficacité énergétique. Il a été démontré que si la puissance du circuit est beaucoup plus grande, ou similaire, à la puissance d'émission, l'utilisation d'un nombre important d'antennes supplémentaires peut réduire l'efficacité énergétique. Cependant, si la puissance d'émission domine totalement la consommation électrique du circuit, l'efficacité énergétique augmente de façon monotone tant que le nombre d'antennes sélectionnées augmente.

En [26], un algorithme qui conjoint la sélection d'antenne et l'allocation des puissances (JASPA) a été proposé pour le but de maximiser l'efficacité énergétique.

Toutes les recherches et les études citées ci-dessus ont démontrés que la sélection d'antennes peut améliorer considérablement l'efficacité énergétique mais ils n'ont pas utilisés des algorithmes bio-inspirés.

2.6.2 Utilisation des algorithmes bio-inspirés dans la sélection d'antenne :

En [27], un schéma de sélection d'antenne efficace a été développé en utilisant des algorithmes génétiques. L'algorithme qui a été proposé est générique dans le sens où il peut être utilisé dans les cas ayant des fonctions d'objectif différentes, méthodes de précodage, niveaux d'informations d'état de canal disponibles et modèles de canal. Les résultats ont montré que l'algorithme atteint presque le même débit que l'approche optimale basée sur la recherche exhaustive, avec moins de complexité.

En [28], un schéma de sélection d'antenne basé sur un algorithme génétique pour les systèmes MIMO massifs en présence d'erreur d'estimation de canal a été présenté. L'algorithme proposé surpasse les algorithmes de sélection d'antenne traditionnels en termes de capacité de canal, en particulier pour les scénarios à faible SNR. Les résultats ont démontré que l'algorithme proposé surpasse les algorithmes de sélection d'antenne traditionnels en termes de capacité de canal.

En [29], un nouvel algorithme génétique est présenté pour la sélection conjointe d'antenne d'émission et de réception. L'algorithme proposé peut atteindre des performances proches de l'algorithme optimal avec une complexité de calcul beaucoup plus faible.

En [30], la sélection des antennes de réception a été étudié dans le but de maximiser la capacité en utilisant l'algorithme d'optimisation des essaims de particules (PSO). Les résultats de l'expérience ont montré que l'algorithme PSO peut trouver un meilleur équilibre entre les performances de capacité et la complexité de calcul.

En [31], une méthode basée sur l'optimisation des essaims de particules binaires (BPSO) pour la sélection conjointe d'antennes d'émissions et de réceptions a été proposée. Les résultats ont démontré que BPSO réduit considérablement la complexité de calcul et atteint presque les mêmes performances optimales que l'algorithme de sélection exhaustif.

En [5] et [32], les algorithmes bio-inspirés : algorithme génétique (GA), optimisation par essaims particules (PSO) et algorithme de colonie d'abeilles artificielles (ABC) ont été appliqué et comparé avec d'autres algorithmes dans le but de réduire la complexité et le coût du matériel. Il a été démontré que l'application de l'algorithme GA résulte en une meilleure capacité et une vitesse de convergence plus rapide que les deux algorithmes PSO et ABC.

2.6.3 Optimisation de l'efficacité énergétique en utilisant des algorithmes bio-inspirés pour la sélection d'antenne :

En [33], l'algorithme PSO a été utilisé dans la sélection des antennes de transmission active de faible complexité dans le but de maximiser l'efficacité énergétique correspondant à l'antenne spécifiée qui est représentée par les particules. Les résultats ont démontré que l'algorithme PSO à faible complexité converge vers une solution optimale et peut être mis en œuvre pour avoir des systèmes efficace en énergie.

En [34], un compromis fondamental entre l'efficacité spectrale et l'efficacité énergétique pour les systèmes MIMO massifs avec précodage linéaire et sélection d'antenne d'émission a été proposé, où la consommation électrique du circuit et les évanouissements à grande échelle sont pris en compte. Deux algorithmes bio-inspirés

ont été développés (WS-PSO) et (NBI-PSO). Les résultats ont démontré que les deux algorithmes peuvent atteindre le compromis EE-SE optimal.

En [35], l'algorithme ABC a été appliqué pour sélectionner le nombre optimal d'antennes qui doivent être activées afin de maximiser l'efficacité énergétique. Les résultats ont montré que l'algorithme ABC est capable de résoudre le problème d'optimisation de l'efficacité énergétique avec moins de temps de calcul.

En [36], les trois algorithmes bio-inspirés : GA, PSO et ABC ont été encore comparés avec d'autres algorithmes dans la sélection des antennes d'émissions optimales en considérant un problème multi-objectif qui maximise, à la fois, la capacité et l'efficacité énergétique relative. Les résultats ont montré que l'application de l'algorithme GA résulte en une meilleure capacité et EE relative, suivi par l'algorithme ABC et en dernier, l'algorithme PSO.

2.7. Conclusion:

Dans ce chapitre, nous avons introduit la notion de l'efficacité énergétique dans les systèmes de communication sans fil, précisément les systèmes MIMO massifs. On a détaillé par la suite la consommation en puissance des différentes parties du système. Ensuite, la technique de la sélection d'antenne a été abordée et un état de l'art sur l'application de cette technique pour l'optimisation de l'efficacité énergétique a été exposé à la fin de ce chapitre.

Chapitre 3: Les algorithmes bio-inspirés

3.1. Introduction:

Les techniques bio-inspirées ont été largement utilisées pour résoudre plusieurs problèmes d'ingénierie. L'idée principale derrière tout algorithme bio-inspiré est d'évoluer une population de candidats vers une meilleure solution pour un problème donné, en utilisant des opérateurs inspirés de la sélection naturelle. Dans ce chapitre, trois algorithmes bio-inspirés seront abordés (GA, PSO et ABC). Les deux algorithmes GA et PSO seront exposés brièvement. En revanche, l'algorithme ABC qui sera exploité dans ce travail, sera présenté en détail.

3.2. Algorithmes bio-inspirés :

Les algorithmes bio-inspirés sont des méta-heuristiques stochastiques, pour l'optimisation, inspirées de différents phénomènes du monde naturel. Ces algorithmes s'inspirent particulièrement des comportements sociaux des animaux et insectes, les évolutions des espèces ou les comportements intelligents de certains organismes. Dans la nature, ces espèces et organismes arrivent toujours à adopter la bonne stratégie (comportement) pour se défendre (ex : système immunitaire), pour trouver de la nourriture (ex : fourmis et abeilles) ou s'adapter à un environnement (ex : évolution génétique). Ces différentes tâches de la vie courante, dans la nature, peuvent être considérées comme des problèmes d'optimisation complexes, vu la difficulté à les résoudre et l'énorme nombre de possibilités de solutions que nous pouvons trouver dans la nature. Les stratégies adoptées par les différentes espèces, pour résoudre ces problèmes et pour arriver à certains objectifs, peuvent être considérées, quant à elles, comme des algorithmes d'optimisation [37].

D'après [5], [32], [35], [36], [38]. Les algorithmes bio-inspirés les plus adéquats pour notre objectif sont :

- Algorithme génétique (GA).
- Colonie d'abeille artificielle (ABC).
- Optimisation par essaim de particules (PSO).

3.2.1. Algorithme génétique (GA) :

Les algorithmes génétiques ont été inventés par John Holland. Ils offrent une alternative aux techniques d'optimisation traditionnelles en utilisant des recherches aléatoires dirigées pour localiser des solutions optimales dans des paysages complexes [39].

La figure 3.1 montre le principe de fonctionnement de l'algorithme génétique. Au début, un certain nombre de chromosomes sont générés aléatoirement. Chaque chromosome peut être représenté comme un vecteur de «gènes» (dans ce cas des bits, 0s ou 1s), et le nombre de 1s dans chaque chromosome est égal à N_s . La valeur de fitness pour chaque chromosome sera ensuite calculée et les meilleurs chromosomes K seront choisis dans un pool d'accouplement pour le processus de reproduction.

1) Processus de reproduction: Dans le processus de reproduction, les meilleurs chromosomes K seront appariés au hasard en paires de chromosomes, ces chromosomes subiront ensuite certaines opérations pour produire une nouvelle population de chromosomes.

2) Processus de croisement: dans ce processus, un masque de longueur N_r est généré de façon aléatoire avec des valeurs de 0 et 1, où la probabilité que chaque bit soit 0 est égale à la probabilité d'être 1 (50% chacun). Dans le processus de croisement, et pour chaque gène du chromosome, si les valeurs des deux chromosomes dans chaque paire n'étaient pas égales et que la valeur du masque était de 1 à l'emplacement du gène actuel, alors les deux chromosomes échangeront leurs gènes pour produire un nouveau chromosome.

Cependant, cela pourrait poser un problème, car le nombre total de 1 dans le nouveau chromosome peut être inférieur ou supérieur à N_s . Pour surmonter ce problème, après avoir généré chaque chromosome, le nombre de 1 dans ce chromosome sera vérifié. S'il est inférieur à N_s , les emplacements aléatoires du chromosome changeront leurs valeurs de 0 à 1, jusqu'à ce que le nombre total de 1s soit égal à N_s . En revanche, si le nombre total de 1 dans un chromosome généré est supérieur à N_s , les gènes aléatoires seront ignorés de sorte que le nombre total de 1 dans n'importe quel chromosome sera égal à N_s .

3) Processus de mutation: Le dernier processus de l'algorithme GA est le processus de mutation, où un masque de mutation sera généré qui se compose de 0 et 1 selon la probabilité de mutation P_m . Par la suite, deux gènes aléatoires dans le chromosome correspondant échangeront leurs informations. Si les deux gènes ont la même

information, ce qui implique que les deux étaient des zéros ou des uns, le chromosome restera le même après le processus de mutation.

Après avoir terminé toutes les étapes, la valeur de fitness sera calculée pour la nouvelle population et les meilleurs chromosomes K suivront le même processus à la prochaine itération jusqu'à ce que le nombre maximum d'itérations soit atteint. Dans la dernière étape, le chromosome avec la valeur de fitness la plus élevée sera choisi [32].

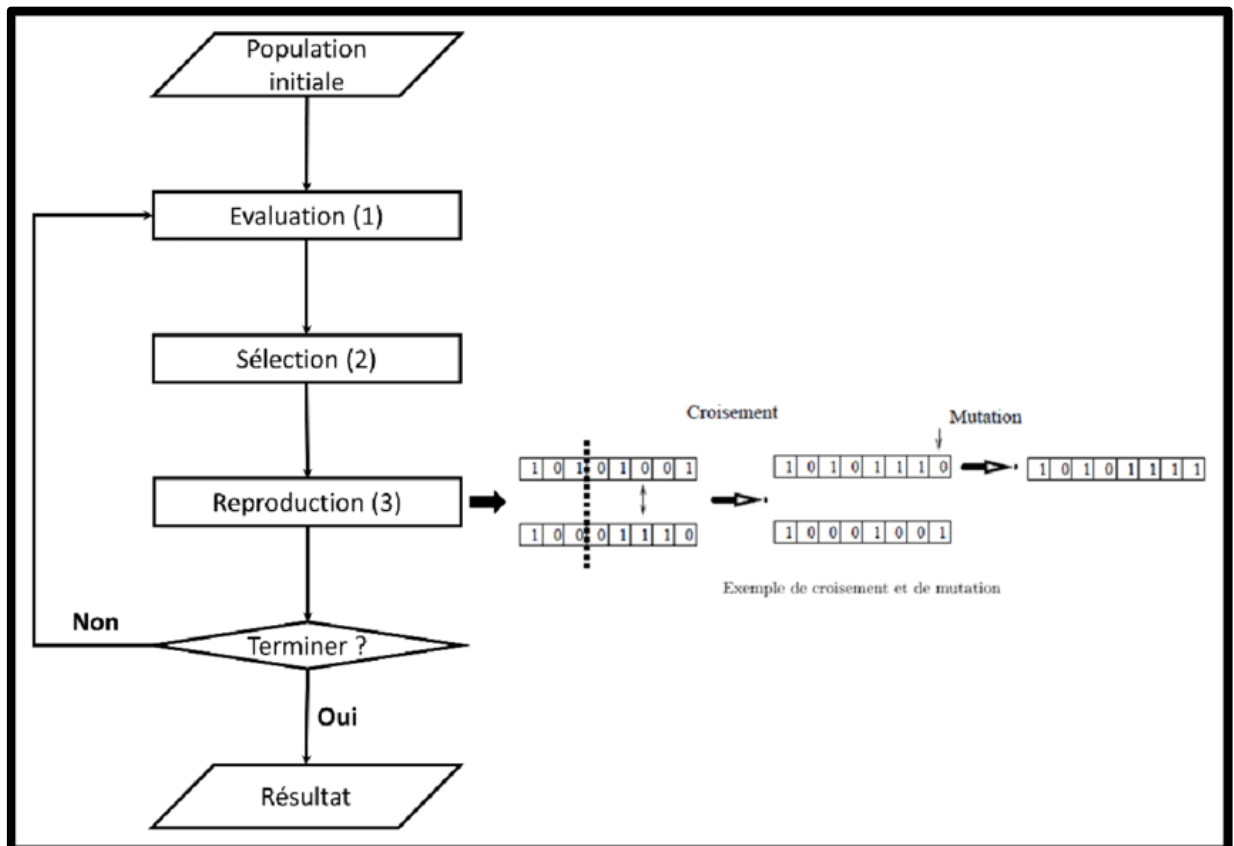


Figure 3. 1: Principe de fonctionnement d'un algorithme génétique.

3.2.2. Optimisation par essaim de particules (PSO):

PSO est une technique d'optimisation stochastique basée sur la population, développée par Eberhart et Kennedy en 1995, inspirée par le comportement social du vol d'oiseaux. Les particules volent dans l'espace et ont deux capacités de raisonnement essentielles: leur mémoire de leur propre meilleure position et leur connaissance de la meilleure de l'essaim, la «meilleure» signifiant simplement la position avec la plus petite valeur objective. Les membres d'un essaim se communiquent les bonnes positions entre eux et ajustent leur propre position et vitesse en fonction de ces bonnes positions. Il y a deux façons principales :

- Un record global connu de tous est immédiatement mis à jour lorsqu'une nouvelle position optimale est trouvée par n'importe quelle particule dans l'essaim.
- Les meilleurs « voisinages » où chaque particule communique immédiatement avec un sous-ensemble de l'essaim au sujet des meilleures positions.

Chaque particule garde une trace de ses coordonnées dans l'espace qui est associées à la meilleure solution (fitness) obtenue jusqu'à présent. La valeur de fitness est également stockée. Si une autre meilleure valeur est trouvée par l'optimisateur d'essaim de particules, elle devient la meilleure valeur obtenue jusqu'à présent par n'importe quelle particule par les voisins de la particule. Lorsqu'une particule prend toute la population comme ses voisins topologiques, la meilleure valeur est la meilleure valeur globale. Le concept d'optimisation de l'essaim de particules consiste, à chaque pas de temps, à changer la vitesse d'accélération de chaque particule vers ses meilleurs emplacements (version locale de PSO) [39].

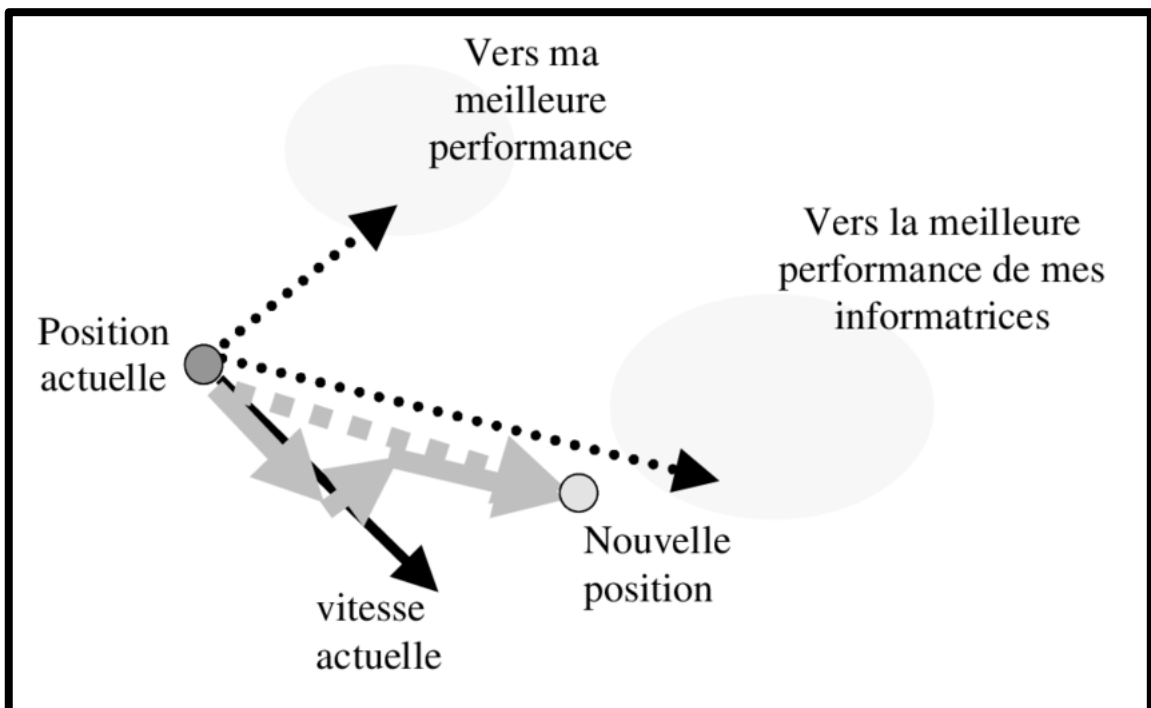


Figure 3. 2: Principe de fonctionnement de l'algorithme d'optimisation par essaim de particule.

3.2.3. Colonie d'abeille artificielle (ABC):

En informatique et en recherche opérationnelle, l'algorithme des colonies d'abeilles artificielles est un algorithme d'optimisation basé sur le comportement de recherche de nourriture intelligente de l'essaim d'abeilles, proposé par Derviş Karaboğa en 2005 [40].

L'algorithme ABC est développé en inspectant les comportements des vraies abeilles sur la source de nourriture trouver, qui est appelée le nectar, et en partageant les informations de la source de nourriture avec les autres abeilles de la ruche [41]. En termes de problèmes d'optimisation, la région de solution réalisable correspond à l'espace de recherche de la colonie d'abeilles; chaque source alimentaire correspond à une solution au problème d'optimisation considéré. Une solution mieux réalisable aura une meilleure condition physique et attirera ainsi plus d'abeilles à se nourrir de cette source de nourriture. La population de la colonie d'abeilles artificielles dans l'algorithme ABC peut être classée en trois groupes d'abeilles : les abeilles employées, les abeilles spectatrices et les abeilles scout [35].

Une position de source de nourriture représente une solution possible au problème à optimiser. La quantité de nectar d'une source de nourriture correspond à le fitness, (qualité) de la solution représentée par cette source de nourriture. Premièrement, chaque abeille scoute qui trouve un emplacement de source de nourriture enregistre l'emplacement actuel dans sa mémoire et devient une abeille employé.

➤ **Phase d'abeilles employées :**

Dans cette phase, les abeilles employées sont des abeilles qui ont déjà été affectées à une source de nourriture. Chacune d'entre elles enregistre la position de la source de nourriture et sélectionne une autre source de nourriture chez son voisin, puis choisit parmi les deux celle qui a un meilleur nectar. Ensuite, elles retournent à la ruche et commencent à danser une danse qui exprime la qualité du nectar de leur source de nourriture associée [41].

➤ **Phase d'abeilles spectatrices :**

Une abeille spectatrice observe des abeilles employées à la ruche et sélectionne une abeille employée en fonction des danses observées afin que la probabilité de choisir une abeille employée soit proportionnelle à la qualité de nectar de cette dernière. Ensuite, l'abeille spectatrice reçoit les informations de l'abeille employée choisie qui a été associée à la source de nourriture (la position de la source de nourriture et sa qualité de nectar) et devient une abeille employée associée à cette source de nourriture. Désormais, la nouvelle abeille employée (ancienne spectatrice) effectue la même mission que l'abeille employée dans la phase précédente, c'est-à-dire, rechercher une nouvelle source de nourriture chez le voisinage de sa source de nourriture associée pour une meilleure

qualité de nectar et enregistrer la meilleure source de nourriture et son nectar dans sa mémoire [41].

➤ **Phase d'abeilles scoutes :**

Les abeilles scoutes sont des abeilles libres qui sont responsables de trouver de nouvelles sources de nourriture et d'évaluer leur nectar. Dès qu'une abeille scoute trouve une source de nourriture, elle se transforme à une abeille employée. Si une solution qui représente une source de nourriture n'est pas améliorée par un nombre prédéterminé d'essais, alors cette source de nourriture est abandonnée par son abeille employée, cette dernière est convertie en une abeille scoute. Le nombre d'essais pour libérer une source de nourriture est égal à la valeur « Limite » qui est un paramètre de contrôle important de l'algorithme ABC [41].

L'algorithme ABC suppose qu'il n'y a qu'une seule abeille employée pour chaque source de nourriture; ainsi le nombre d'abeilles employées est égal au nombre de sources de nourriture autour de la ruche. L'abeille employée dont sa source de nourriture a été épuisée par les abeilles devient une abeille scoute.

L'algorithme ABC nécessite trois paramètres de contrôle: taille de la colonie, cycle limite et cycle max. La taille de la colonie est le nombre de butineuses qui cherchent. L'algorithme itère jusqu'au nombre de cycle max. La limite fait référence au nombre d'essais requis pour éliminer une source de nourriture après plusieurs mises à jour. Dans ABC, le problème d'optimisation se transforme en un problème de recherche de riches sources de nourriture artificielle qui minimisent ou maximisent une fonction objective. Partant d'une population sélectionnée au hasard, les abeilles artificielles les améliorent de manière itérative en évoluant vers de meilleures solutions à l'aide d'un mécanisme de recherche voisin tandis que les sources pauvres seront éliminées [35].

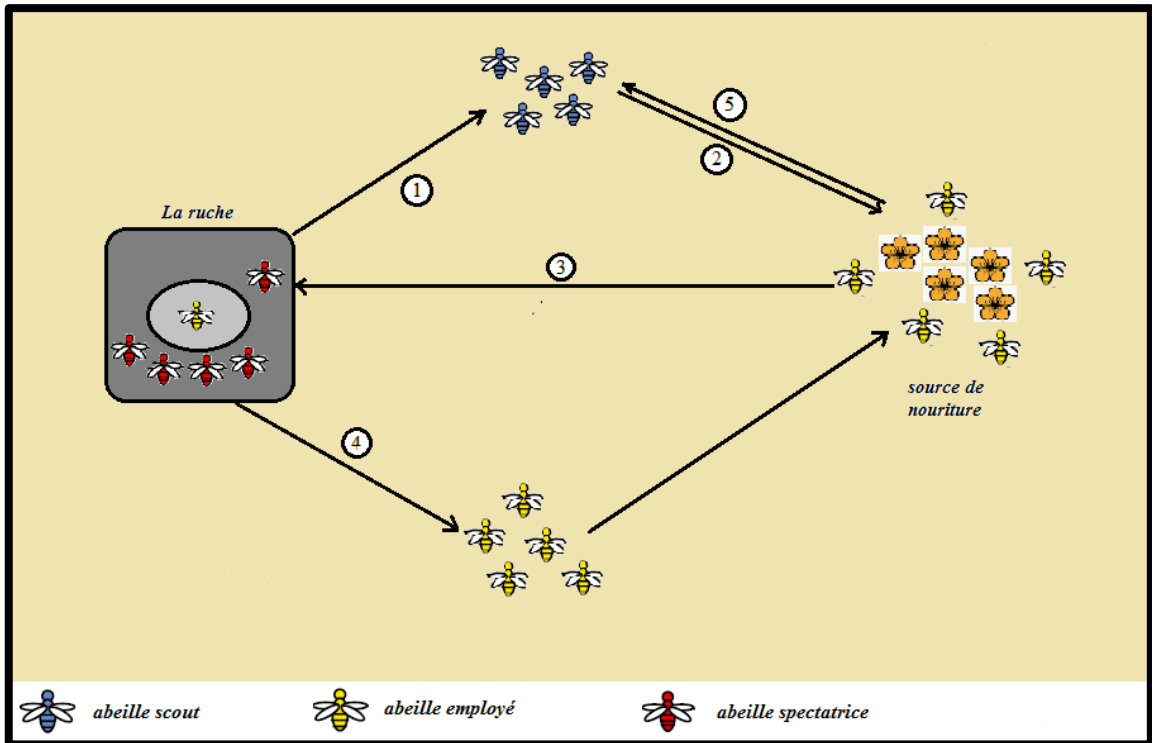


Figure 3. 3: Principe de fonctionnement de l’algorithme de colonie d’abeilles artificielles.

- Ces algorithmes ont été utilisés et comparés pour obtenir une meilleure sélection d'antenne avec une capacité, une efficacité énergétique et spectrale plus élevée et moins de complexité et de temps CPU. Les trois algorithmes sont simples avec une complexité de calcul réduite, efficace pour optimiser un large éventail de fonctions et sont faciles à découvrir une solution optimale globale. Bien que les algorithmes GA et PSO sont convenables pour trouver une solution sous-optimale, il semble que l’algorithme ABC est celui qui trouve la solution la plus optimale. Par contre, l’algorithme ABC à un taux de convergence le plus lent. Les algorithmes PSO et GA sont rapides mais une convergence prématurée peut se produire. Tous ces algorithmes ont plusieurs paramètres qui doivent être optimisés afin d'obtenir les meilleures performances [38].

3.3. L’algorithme ABC:

Les étapes de l’algorithme ABC sont décrites ci-dessous :

3.3.1 Initialisation de la population :

Les paramètres de l'algorithme ABC sont : le nombre de sources de nourriture « SN », le nombre d'essais à la suite desquels une source de nourriture doit être abandonnée « Limite » et le critère de terminaison.

Au début, une première source de nourriture « solution » $X_{(i,j)}$ constituée de SN solutions avec un vecteur dimensionnel D est générée aléatoirement avec la formule suivante:

$$X_{(i,j)} = X_{(min,j)} + rand(0,1)(X_{(max,j)} - X_{(min,j)}) \quad (3.1)$$

Où $i = 1, 2 \dots SN$, $j = 1, 2 \dots D$.

$X_{(max,j)}$ et $X_{(min,j)}$ sont respectivement les bornes inférieure et supérieure de $j^{ème}$ dimension.

3.3.2 Phase d'abeille employée :

Chaque abeille employée est associée à une source de nourriture. L'abeille employée doit trouver une nouvelle solution candidate $\overline{X_{(i,j)}}$.

$$\overline{X_{(i,j)}} = X_{(i,j)} + \phi_{(i,j)}(X_{(i,j)} - X_{(k,j)}) \quad (3.2)$$

Où $k \in 1, 2, \dots, SN$ et $j \in 1, 2, \dots, D$. Ce sont des indices choisis au hasard.

k est différent de i.

$\phi_{(i,j)}$ est un nombre aléatoire dans $[-1, 1]$.

$\overline{X_{(i,j)}}$ sera comparé à $X_{(i,j)}$. Si le fitness de $\overline{X_{(i,j)}}$ est égale ou supérieure à celui de $X_{(i,j)}$, $\overline{X_{(i,j)}}$ remplacera $X_{(i,j)}$ comme une nouvelle source de nourriture et le compteur d'essai est mis à 0, sinon $X_{(i,j)}$ est conservé et le compteur d'essai est incrémenté de 1.

3.3.3 Phase d'abeille spectatrice :

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

$$P_i = \frac{fit_i}{\sum_{j=1}^{SN} fit_j} \quad (3.3)$$

Où fit_i est la qualité de nectar ou la valeur de fitness de la solution $i^{ème}$.

La probabilité P_i est proportionnelle à la valeur fit_i , où les sources alimentaires avec des valeurs de fitness plus élevées se verront attribuer des valeurs de probabilité plus élevées.

fit_i est calculé par:

$$fit_i = \begin{cases} \frac{1}{f_i + 1} & si f_i \geq 0 \\ 1 + |f_i| & si f_i < 0 \end{cases} \quad (3.4)$$

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 de fitness 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 est remis à 0; sinon, $X_{(i,j)}$ est conservé et le compteur d'essai est incrémenté de 1.

3.3.4. Phase d'abeilles scouts :

Une source de nourriture qui ne peut pas être améliorée, même si les abeilles employées et les abeilles spectatrices l'ont visitée plusieurs fois, est considérée comme un aliment abandonné. 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 au hasard une nouvelle source de nourriture pour remplacer celle abandonnée. Les étapes « **B.** » « **C.** » « **D.** » sont répétés jusqu'à ce qu'un critère de terminaison soit satisfait. Le nombre de paramètres à optimiser est de 2 (nombre d'antennes à la station de base et nombre d'utilisateurs dans la cellule).

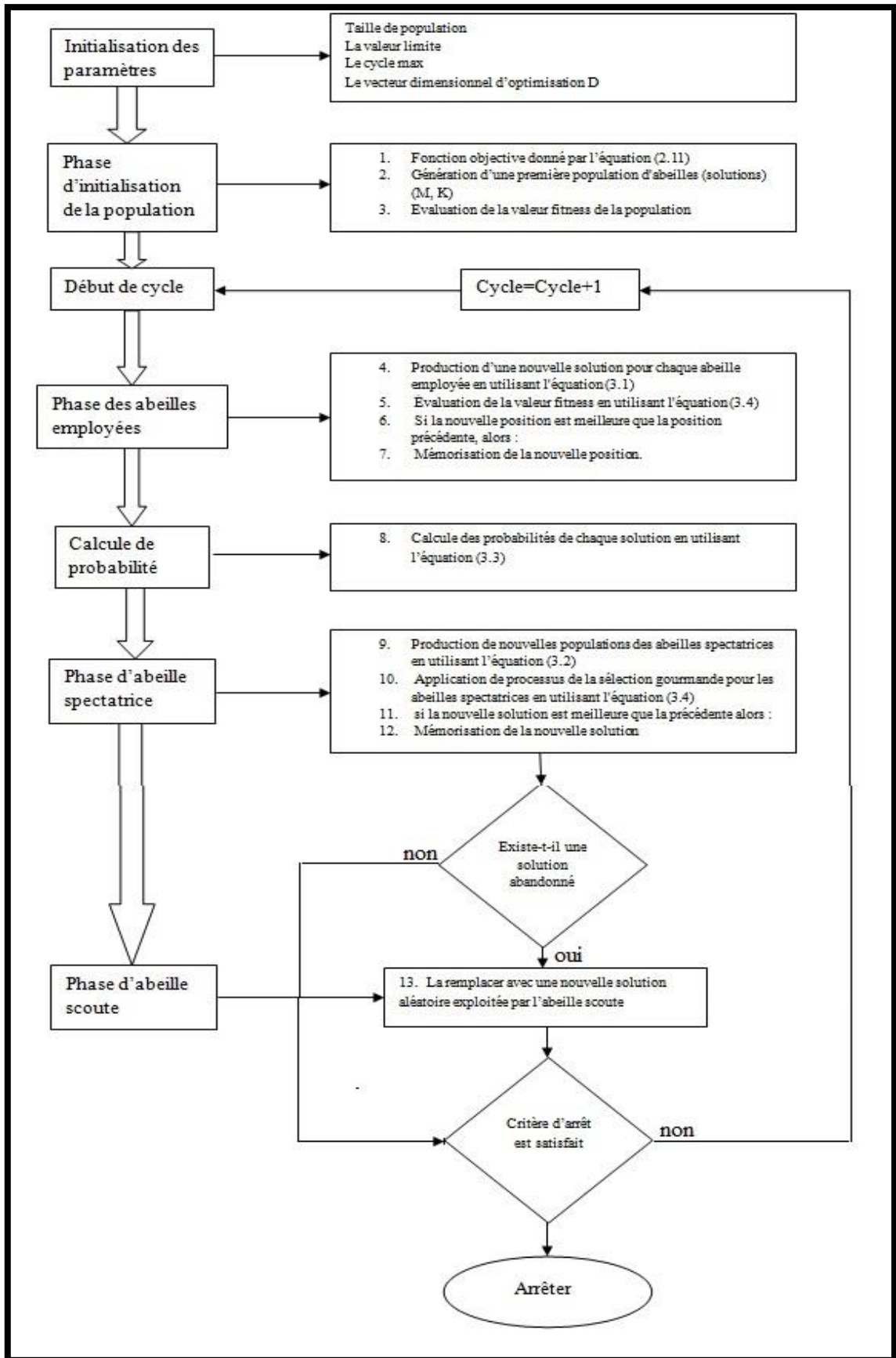


Figure3. 4: Organigramme du modèle de base de l'algorithme ABC.

3.4. Conclusion :

Dans ce chapitre, les algorithmes bio-inspirés ont été introduits. Les algorithmes génétiques et PSO ont été exposés brièvement et l'algorithme ABC a été présenté en détail afin de l'appliquer dans les simulations présentées dans le prochain chapitre.

Chapitre 4: Simulation

4.1. Introduction :

Le but dans ce chapitre est d'exploiter l'algorithme d'abeilles artificielles (ABC) pour la sélection d'antenne dans un système MIMO massif multi-usager à cellule unique afin de maximiser l'efficacité énergétique. Dans ce sens, On présente l'Upgraded ABC une version améliorée de cet algorithme pour accélérer sa convergence. Les résultats des simulations ont été obtenus en utilisant le logiciel Matlab.

4.2. Modèle du système :

On considère un système MIMO massif multi-utilisateurs mono-cellule avec une liaison montante et une liaison descendante. La station de base est supposée être équipée de 220 antennes qui communiquent avec 150 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 niveau de la BS est supposé pour des canaux radio non corrélés adéquats.

L'algorithme ABC est exploité pour la sélection de la combinaison optimale (M_{opt} , K_{opt}) qui offre un maximum d'efficacité énergétique. La taille de la population 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 , ou D représente le nombre de paramètres d'optimisation.

La formule de l'efficacité énergétique décrite déjà dans le chapitre 2 est donnée par :

$$EE = \frac{K(1 - \frac{\tau_{sum}K}{U})\bar{R}}{\frac{B\sigma^2\rho S_X K}{\eta} + \sum_{i=0}^3 C_i K^i + M \sum_{i=0}^2 D_i K^i + AK\alpha\bar{R}}$$

Les paramètres principaux de la simulation sont donnés dans le tableau ci-dessous :

Paramètres	valeurs
Nombre de cellule	1
Rayon de la cellule d_{max}	250m
Distance minimale d_{min}	35m
Largeur de bande B	20MHz
Bande de cohérence B_C	180KHz
Temps de cohérence T_C	10ms
Puissance totale de bruit	-96 dBm
Longueurs relatives des pilotes τ^{UL}, τ^{DL}	1
P_FIX	18W
P_SYN	2W
P_BS	1W
P_UE	0.1W
P_COD	0.1W/(Gbit/s)
P_DEC	0.8W/(Gbit/s)
P_BT	0.25W/(Gbit/s)
Efficacité de calcul au niveau de la BS	12.8 Gflops/W
Efficacité de calcul au niveau de l'UE	5Gflops/W

Tableau 4. 1: Paramètres de simulation.

4.3. Résultats de simulation de l'algorithme ABC:

Dans cette partie, on va présenter les résultats obtenus lors de l'application de l'algorithme ABC classique pour optimiser l'efficacité énergétique dans les réseaux MIMO massifs.

Les simulations sont faites sur un PC : Intel® Core™ i3-2348M CPU@2.30GHz, RAM 4Go et Windows 8.1

4.3.1. Effet de la génération aléatoire de la population initiale sur la convergence de l'algorithme ABC :

La figure 4.1 présente la trajectoire de la fonction coût (Efficacité énergétique) en fonction des itérations pour différentes exécutions. Chaque simulation présente un temps de convergence différent à cause de la génération aléatoire de la population initiale. Par conséquent, afin d'obtenir des résultats fiables, multiples essais avec des graines aléatoires différentes seront moyennés dans les simulations suivantes.

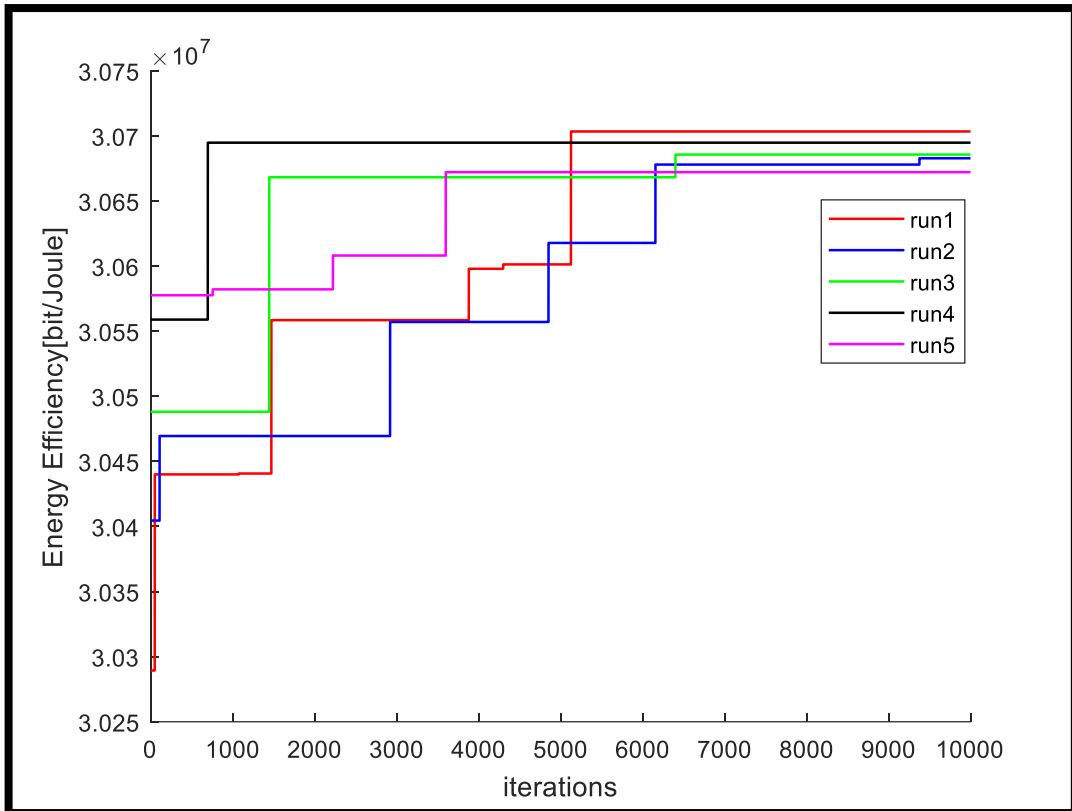


Figure 4. 1: Impact de la génération aléatoire de la population initiale.

4.3.2. Optimisation de l'efficacité énergétique en utilisant l'algorithme ABC classique :

La figure 4.2 montre l'efficacité énergétique en fonction du nombre d'antennes à la station de base (M) et du nombre d'utilisateurs dans la cellule (K). La taille de la colonie est fixée à 40 et limitée à 50. La valeur optimal de l'efficacité énergétique est 30,679 Mbit /Joule et le nombre optimal d'antennes et des utilisateurs sont $M = 150$ et $K = 95$ respectivement.

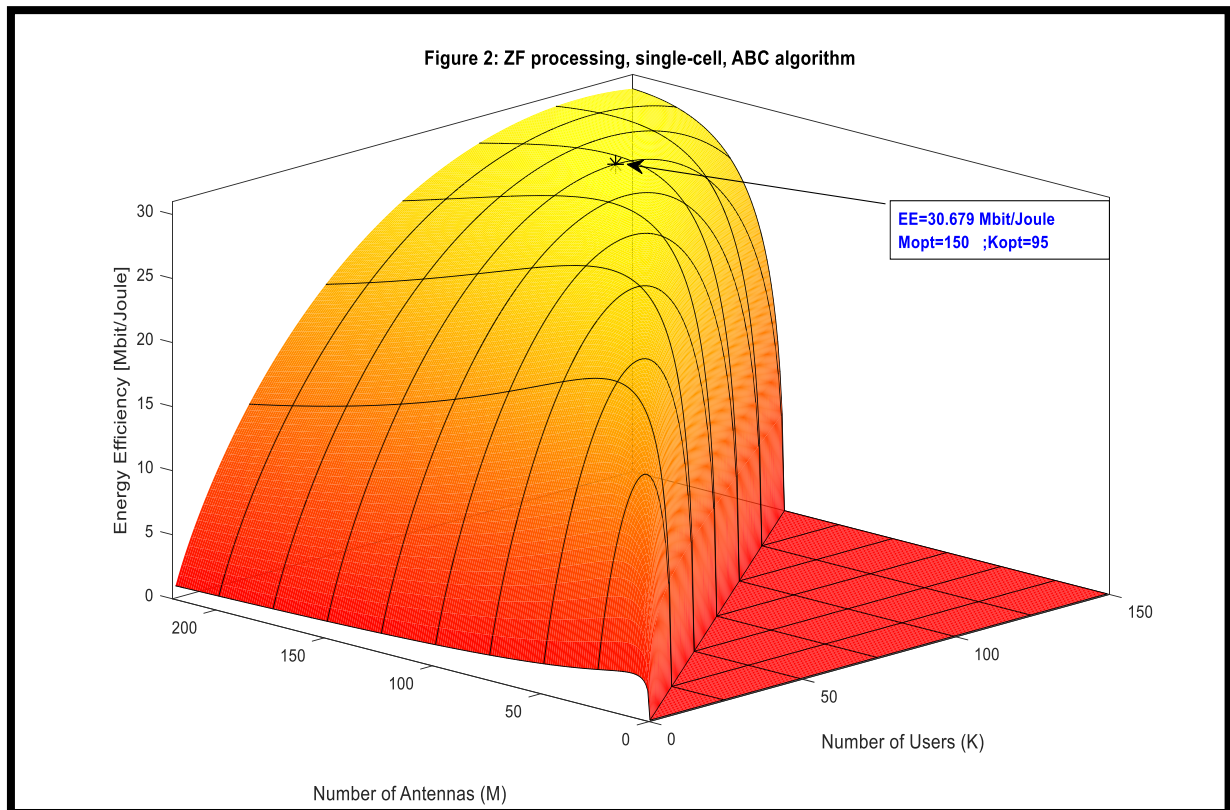


Figure 4. 2: Optimisation de l'Efficacité Energétique.

4.4. Algorithmes Upgraded ABC :

Il est bien connu que l'exploration et l'exploitation sont nécessaires pour les algorithmes d'optimisation basés sur la population. Dans ces algorithmes d'optimisation, l'exploration fait référence à la capacité d'étudier les différentes régions inconnues dans l'espace de solution pour découvrir l'optimum global. Alors que, l'exploitation se réfère à la capacité d'appliquer les connaissances des bonnes solutions précédentes pour trouver de meilleures solutions. En pratique, l'exploration et l'exploitation se contredisent, et pour obtenir de bonnes performances d'optimisation, les deux capacités doivent être bien équilibrées [42].

4.4.1. Description de l'algorithme UABC:

En [43], [44] un algorithme amélioré de colonie d'abeilles artificielles (UABC) est présenté. L'algorithme UABC améliore des caractéristiques des paramètres de contrôle de l'algorithme ABC afin de produire un meilleur équilibre entre l'exploitation et l'exploration des solutions candidates dans l'espace de recherche.

Dans l'algorithme UABC, les paramètres de contrôle CS, Cycle Max et limite sont conservés et trois nouveaux paramètres de contrôles sont ajoutés :

- **MRE** : taux de modification pour la phase d'abeille employées.

$$\text{Ou } X_{ij} = \begin{cases} X_{ij} + \phi_{ij}(X_{ij} - X_{kj}) & \text{si } R_{ij} < MRE \\ X_{ij} & \text{sinon} \end{cases} \quad (4.1)$$

- **MRO** : taux de modification pour la phase d'abeille spectatrice.

$$\text{Ou } X_{ij} = \begin{cases} X_{ij} + \phi_{ij}(X_{ij} - X_{kj}) & \text{si } R_{ij} < MRO \\ X_{ij} & \text{sinon} \end{cases} \quad (4.2)$$

Avec ϕ_{ij} est un nombre aléatoire entre $[-1,1]$ et R_{ij} est un nombre aléatoire réel entre $[0,1]$.

- **ISRP** : période de remplacement de solution irréalisable dans la phase d'abeille scout.

Afin de produire des solutions de voisinage, l'algorithme UABC utilise le paramètre MRE dans la phase d'abeille employée et le paramètre MRO dans la phase d'abeille spectatrice. Les deux paramètres prennent des valeurs comprises entre 0 et 1. Lorsque les valeurs de ces paramètres augmentent, la probabilité de changer le paramètre d'optimisation X_j , $j = 1, 2, \dots, D$ est plus élevé. On peut considérer que si l'un de ces deux paramètres prend la plus petite valeur, nous cherchons une nouvelle solution dans le voisinage le plus proche. Sinon, si l'un des deux paramètres prend la valeur la plus élevée, nous cherchons une nouvelle solution dans le voisinage le plus éloigné. Ces expériences montrent qu'il est avantageux d'amplifier l'exploitation en restant dans le voisinage le plus proche dans la phase d'abeille spectatrice de sorte que le paramètre MRO est réglé sur une petite valeur.

Dans la phase des abeilles scout, les sources de nourriture qui peuvent être abandonnées doivent être déterminées, c'est-à-dire qui ne valent plus la peine d'être exploitées. Ainsi, l'algorithme calcule les valeurs failure i , $i = 1, 2, \dots, S P / 2$, qui représentent le numéro de non-amélioration de la solution x_i utilisée pour l'abandon. Nous avons considéré que la solution peut être abandonnée si sa valeur failure i est supérieure ou égale à la valeur du paramètre de contrôle limite. Dans l'algorithme UABC, par le nouveau paramètre ISRP, la phase des abeilles scout est modifiée comme suit: après chaque itération $ISRP^{ème}$, chaque solution irréalisable et une

solution réalisable avec la valeur failure la plus élevée qui dépasse le seuil d'abandon (si de telles solutions existent) sont remplacées, chacune avec une nouvelle solution produite au hasard. Dans toute autre itération, une seule solution (irréalisable ou réalisable) avec la valeur failure la plus élevée qui dépasse le seuil d'abandon, si une telle solution existe, est remplacé par une nouvelle solution créée aléatoirement. Dans notre cas les contraintes sont inexistantes, par conséquent, toutes les solutions sont considérés réalisables.

4.4.2. Pseudo-code de l'algorithme UABC :

1. Fonction objective donnée dans l'équation (2.11)
 2. Génération d'une première population d'abeilles (solutions) (M, K)
 3. Évaluation de la valeur fitness de la population
 4. cycle d'initialisation = 1
 5. Phase d'abeille employée:
 6. Production d'une nouvelle solution pour chaque abeille employée en utilisant l'équation (4.1)
 7. Évaluation de la valeur fitness en utilisant l'équation (3.4)
 8. Si la nouvelle position est meilleure que la position précédente, alors :
 9. Mémorisation de la nouvelle position.
 10. Calcule des valeurs de probabilité P_i de chaque solution en utilisant l'équation (3.3)
 11. Phase d'abeille spectatrice :
 12. Production de nouvelles populations des abeilles spectatrices en utilisant l'équation (4.2)
 13. Application de processus de la sélection gourmande pour les abeilles spectatrices en utilisant l'équation (3.4)
 14. si la nouvelle solution est meilleure que la précédente alors :
 15. Mémorisation de la nouvelle solution
 16. S'il y a une solution abandonnée, alors :
 17. Remplacement de la position de la solution abandonnée par une nouvelle position aléatoire.
 18. Mémorisation de la meilleure solution obtenue jusqu'à présent.
- cycle = cycle + 1
19. si le critère de terminaison est satisfait, alors:
 20. arrêter sinon répéter à partir de l'étape 5.

4.4.3. Résultats de simulation de l'algorithme UABC :

4.4.3.1 Effet de la taille de colonie et de la valeur limite :

Afin d'étudier l'effet des paramètres limite et la taille de la colonie de l'algorithme UABC sur l'optimisation de l'efficacité énergétique (EE), cette dernière est calculée en variant différentes valeurs de limites et de taille de colonie avec un nombre d'itérations fixé à 1000 comme montré dans le table ci-dessous.

Le tableau 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 requis. Comme indiqué dans ce tableau, l'EEopt, Mopt, Kopt et le temps d'exécution sont respectivement de **3.0736e+07** bits / Joule, **164**, **102** et **1234.628677** s. Ces valeurs ont été obtenue pour une taille de colonie = 30 et limite = 50. On peut remarquer que des petites valeurs de limite ainsi que des valeurs importante de taille de colonie sont requis afin d'obtenir des résultats optimaux, ces résultats sont comparables à ceux obtenue en [18].

Max Cycle	Taille de la colonie	Limite	UABC			
			EE	Mopt	Kopt	Temps D'exécution (s)
1000	10	500	3.0257e+07	211	138	423.355082
		200	3.0464e+07	180	101	437.852021
		100	3.0534e+07	196	116	425.851668
		50	3.0601e+07	164	111	435.073067
	20	500	3.0682e+07	183	114	739.909573
		200	3.0620e+07	154	92	760.103447
		100	3.0637e+07	180	118	800.534297
		50	3.0630e+07	165	97	829.059232
	30	500	3.0697e+07	163	107	1121.594604
		200	3.0639e+07	148	97	1195.543787
		100	3.0651e+07	147	93	1170.602496
		50	3.0736e+07	164	102	1234.628677
	40	500	3.0664e+07	183	117	1500.899874
		200	3.0696e+07	171	103	1544.803569
		100	3.0635e+07	153	102	1545.581830
		50	3.0706e+07	179	112	1681.800310

Tableau 4. 2: Effet de la taille de la colonie et la valeur limite sur l'optimisation de l'efficacité énergétique.

4.4.3.2 Amélioration de la convergence par l'algorithme UABC :

Afin de comparer la convergence entre l'algorithme ABC et l'algorithme UABC les paramètres de contrôle pour les deux algorithmes sont fixé comme suit : La valeur de la taille de la colonie et la valeur limite fixé à 20 et 50 respectivement, runtime à 50 et max cycle à 10000, et les paramètres de contrôle de l'algorithme UABC sont : MRE à 0.9 MRO à 0.5 et ISRP à 100.

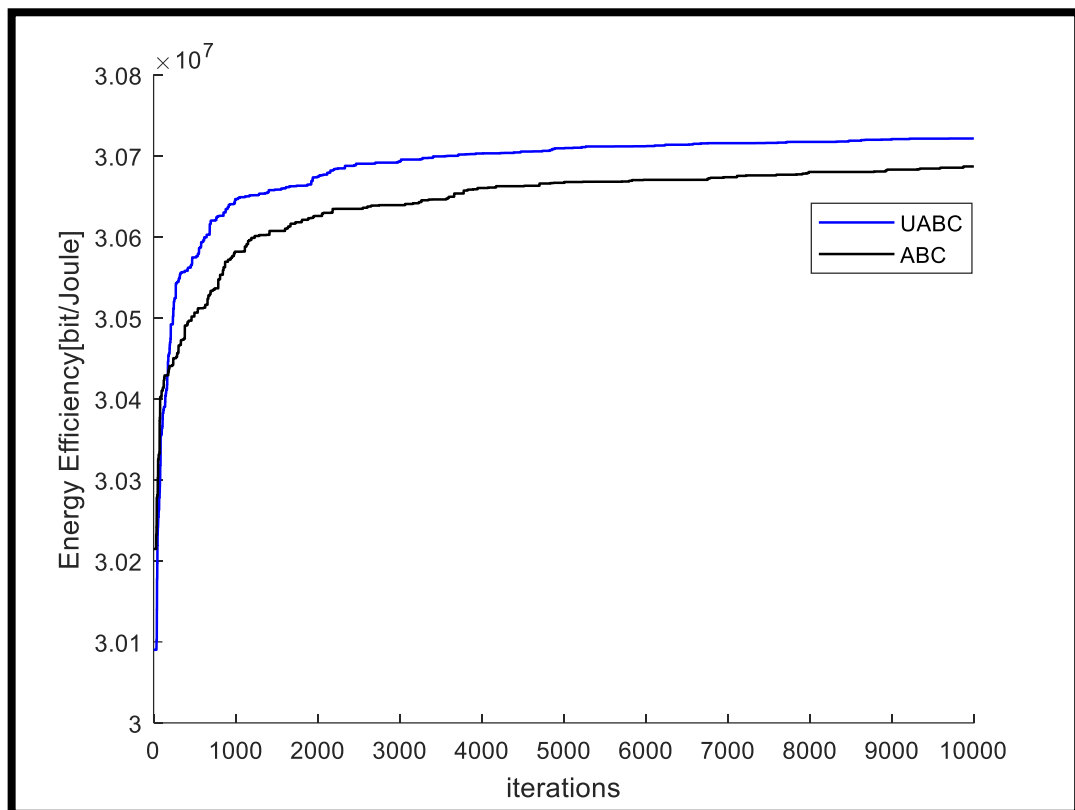


Figure 4. 3: Comparaison des courbes de convergence de l'algorithme ABC et UABC.

La figure 4.3 présente la comparaison des courbes de convergence des algorithmes ABC et UABC pour montrer les progrès des meilleures valeurs moyennes pour l'optimisation de l'efficacité énergétique. Les courbes de convergence montrent que l'algorithme UABC surpasse l'algorithme ABC et donne des résultats plus optimaux.

4.5. Conclusion :

Dans ce chapitre nous avons étudié les performances de l'algorithme ABC pour optimiser l'efficacité énergétique dans un système MIMO massif. Nous avons présenté également une version développée de l'algorithme ABC afin de produire un meilleur équilibre entre l'exploitation et l'exploration des solutions candidates dans l'espace de recherche ce qui résulte une convergence plus rapide et des résultats plus optimaux.

Conclusion générale

La technologie MIMO massif est une technologie émergente pour la 5^{ème} génération de la téléphonie mobile. Elle consiste à employer des centaines voir des milliers d'antennes à la station de base pour servir des dizaines d'utilisateurs. Ceci pour améliorer la capacité du canal et l'efficacité énergétique. Néanmoins, pour chaque antenne, une chaîne RF est attribuée. Avec le nombre élevé des antennes, une consommation importante de la puissance aura lieu. Par conséquent, il est important de considérer ce problème et de chercher à optimiser l'efficacité énergétique. Ce projet de fin d'étude est consacré à optimiser l'efficacité énergétique par la technique de sélection d'antenne, qui consiste à sélectionner un nombre optimal d'antennes à activer au lieu d'activer tout le temps toutes les antennes, afin de trouver la valeur optimale de l'efficacité énergétique. L'algorithme ABC est proposé pour appliquer ces techniques et d'obtenir des valeurs optimales.

Les paramètres de contrôle de l'algorithme ABC sont : La taille de la colonie, la limite et le MaxCycle. Afin de trouver les meilleures valeurs de ces paramètres pour obtenir de meilleures performances, plusieurs simulations ont été réalisées. Ensuite, selon ces paramètres, l'optimisation de l'efficacité énergétique a été simulée.

L'efficacité énergétique a été maximisée pour une valeur optimale $M_{opt} = 150$ d'antennes à la station de base et un nombre optimal d'utilisateurs $K_{opt} = 95$.

Aussi, on a proposé une version améliorée de l'algorithme ABC dans le même contexte. Cet algorithme a montré une convergence plus rapide par rapport à l'ABC original.

Bibliographie :

- [1] E. G. Larsson, O. Edfors, F. Tufvesson, et T. L. Marzetta, « Massive MIMO for next generation wireless systems », *IEEE communications magazine*, vol. 52, n° 2, p. 186–195, 2014.
- [2] S. MAHI, « Etude et implémentation d’algorithmes innovants de précodage MIMO associés aux codes LDPC », PhD Thesis, Université Aboubakr Belkaïd Tlemcen, 2018.
- [3] A. Diallo, « Systèmes multi-antennes pour diversité et MIMO », PhD Thesis, Université Nice Sophia Antipolis, 2007.
- [4] T. L. Marzetta, « How much training is required for multiuser MIMO? », in *2006 Fortieth Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers*, p. 359–363, 2006.
- [5] Z. A. Abdullah, « Low-complexity antenna selection techniques for massive MIMO systems », PhD Thesis, Newcastle University, 2019.
- [6] L. Li, W. Meng, et S. Ju, « A novel artificial bee colony detection algorithm for massive MIMO system », *Wireless Communications and Mobile Computing*, vol. 16, n° 17, p. 3139–3152, 2016.
- [7] A. Rozé, « Massive MIMO, une approche angulaire pour les futurs systèmes multi-utilisateurs aux longueurs d’onde millimétriques », PhD Thesis, Electronique. INSA de Rennes, 2016.
- [8] Z. A. Randriamiadana, P. A. Randriamitantoa, M. N. Ratsimba, et A. A. Randriamitantoa, « ETUDE DE LA CAPACITE DU CANAL POUR UN SYSTEME MIMO MASSIF ».
- [9] J.-C. Shen, J. Zhang, E. Alsusa, et K. B. Letaief, « Compressed CSI acquisition in FDD massive MIMO: How much training is needed? », *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 15, n° 6, p. 4145–4156, 2016.
- [10] R. C. de Lamare et R. S. Neto, « Detection and Estimation Algorithms in Massive MIMO Systems », *arXiv preprint arXiv:1408.4853*, 2014.
- [11] H. Q. Ngo, *Massive MIMO: Fundamentals and system designs*, vol. 1642. Linköping University Electronic Press, 2015.
- [12] N. Hassan et X. Fernando, « Massive MIMO wireless networks: An overview », *Electronics*, vol. 6, n° 3, p. 63, 2017.
- [13] A. Salh, L. Audah, N. S. M. Shah, et S. A. Hamzah, « A study on the achievable data rate in massive MIMO system », in *AIP Conference Proceedings*, 2017, vol. 1883, n° 1, p. 020014.
- [14] Y. Wu, T. Liu, M. Cao, L. Li, et W. Xu, « Pilot contamination reduction in massive MIMO systems based on pilot scheduling », *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking*, vol. 2018, n° 1, p. 1–9, 2018.
- [15] L. Zhao, H. Zhao, K. Zheng, et W. Xiang, *Massive MIMO in 5G networks: selected applications*. Springer, 2018.
- [16] A. De Domenico *et al.*, « Une architecture intelligente pour l’amélioration de l’efficacité énergétique du réseau cellulaire 5G », *La Revue de l’Electricité et de l’Electronique*, Société de l’Électricité, de l’Électronique et des Technologies de l’Information et de la Communication, 2016.
- [17] Z. Zhou, S. Zhou, J. Gong, et Z. Niu, « Energy-efficient antenna selection and power allocation for large-scale multiple antenna systems with hybrid energy supply », in *2014 IEEE Global Communications Conference*, 2014, p. 2574–2579.

- [18] E. Björnson, L. Sanguinetti, J. Hoydis, et M. Debbah, « Optimal design of energy-efficient multi-user MIMO systems: Is massive MIMO the answer? », *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 14, n° 6, p. 3059–3075, 2015.
- [19] M. Benmimoune, E. Driouch, W. Ajib, et D. Massicotte, « Joint transmit antenna selection and user scheduling for massive MIMO systems », in *2015 IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC)*, p. 381–386, 2015.
- [20] A. F. Molisch et M. Z. Win, « MIMO systems with antenna selection », *IEEE microwave magazine*, vol. 5, n° 1, p. 46–56, 2004.
- [21] X. Gao, O. Edfors, F. Tufvesson, et E. G. Larsson, « Massive MIMO in real propagation environments: Do all antennas contribute equally? », *IEEE Transactions on Communications*, vol. 63, n° 11, p. 3917–3928, 2015.
- [22] T.-H. Tai, W.-H. Chung, et T.-S. Lee, « A low complexity antenna selection algorithm for energy efficiency in massive mimo systems », in *2015 IEEE International Conference on Data Science and Data Intensive Systems*, p. 284–289, 2015.
- [23] C. Jiang et L. J. Cimini, « Antenna selection for energy-efficient MIMO transmission », *IEEE Wireless Communications Letters*, vol. 1, n° 6, p. 577–580, 2012.
- [24] B. M. Lee, J. Choi, J. Bang, et B.-C. Kang, « An energy efficient antenna selection for large scale green MIMO systems », in *2013 IEEE international symposium on circuits and systems (ISCAS)*, p. 950–953, 2013.
- [25] H. Li, L. Song, et M. Debbah, « Energy efficiency of large-scale multiple antenna systems with transmit antenna selection », *IEEE Transactions on Communications*, vol. 62, n° 2, p. 638–647, 2014.
- [26] H. Li, J. Cheng, Z. Wang, et H. Wang, « Joint antenna selection and power allocation for an energy-efficient massive MIMO system », *IEEE Wireless Communications Letters*, vol. 8, n° 1, p. 257–260, 2018.
- [27] B. Makki, A. Ide, T. Svensson, T. Eriksson, et M.-S. Alouini, « A genetic algorithm-based antenna selection approach for large-but-finite MIMO networks », *IEEE transactions on vehicular technology*, vol. 66, n° 7, p. 6591–6595, 2016.
- [28] Y. Wang et Y. Dong, « A genetic antenna selection algorithm for massive MIMO systems with channel estimation error », in *2015 Advances in Wireless and Optical Communications (RTUWO)*, p. 1–4, 2015.
- [29] H.-Y. Lu et W.-H. Fang, « Joint transmit/receive antenna selection in MIMO systems based on the priority-based genetic algorithm », *IEEE antennas and wireless propagation letters*, vol. 6, p. 588–591, 2007.
- [30] H. Yongqiang, L. Wentao, et L. Xiaohui, « Particle swarm optimization for antenna selection in MIMO system », *Wireless personal communications*, vol. 68, n° 3, p. 1013–1029, 2013.
- [31] J. Dong, Y. Xie, Y. Jiang, F. Liu, R. Shi, et D. Xiong, « Particle swarm optimization for joint transmit and receive antenna selection in MIMO systems », in *2014 IEEE International Conference on Communication Problem-solving*, p. 237–240, 2014.
- [32] Z. Abdullah, C. C. Tsimenidis, et M. Johnston, « Tabu search vs. bio-inspired algorithms for antenna selection in spatially correlated massive MIMO uplink channels », in *2016 24th European Signal Processing Conference (EUSIPCO)*, p. 41–45, 2016.

- [33] M. Sinaie, M. S. Tohidi, et P. Azmi, « Particle swarm optimization for energy efficient antenna selection in MIMO broadcasting channel », in *2013 21st Iranian Conference on Electrical Engineering (ICEE)*, p. 1–4, 2013.
- [34] Z. Liu, W. Du, et D. Sun, « Energy and spectral efficiency tradeoff for massive MIMO systems with transmit antenna selection », *IEEE transactions on vehicular technology*, vol. 66, n° 5, p. 4453–4457, 2016.
- [35] F. Z. Bouchibane, M. Bensebti, « Artificial bee colony algorithm for energy efficiency optimisation in massive MIMO system », *International Journal of Wireless and Mobile Computing*, vol. 15, n° 2, p. 97–104, 2018.
- [36] I. V. Rao et V. M. Rao, « Optimal Transmit Antenna Selection Using Improved GSA in Massive MIMO Technology », *Wireless Personal Communications*, vol. 109, n° 2, p. 1217–1235, 2019.
- [37] A. Douib, « Algorithmes bio-inspirés pour la traduction automatique statistique », PhD Thesis, Université de Lorraine, 2019.
- [38] P. D. Selvam et K. S. Vishvakshan, « Antenna Selection and Power Allocation in Massive MIMO », *Radioengineering*, vol. 28, n° 1, p. 341, 2019.
- [39] S. N. Sivanandam et S. N. Deepa, « Genetic algorithms », in *Introduction to genetic algorithms*, Springer, 2008, p. 15–37.
- [40] D. Karaboga, « An idea based on honey bee swarm for numerical optimization », Technical report-tr06, Erciyes university, engineering faculty, computer ..., 2005.
- [41] S. Aichouche, « Amélioration des Performances de Certaines Méthodes de Calcul Numérique a L'aide des Algorithmes Evolutionnaires », PhD Thesis, Université Mohamed Khider-Biskra, 2016.
- [42] G. Zhu et S. Kwong, « Gbest-guided artificial bee colony algorithm for numerical function optimization », *Applied mathematics and computation*, vol. 217, n° 7, p. 3166–3173, 2010.
- [43] I. Brajevic et M. Tuba, « An upgraded artificial bee colony (ABC) algorithm for constrained optimization problems », *Journal of Intelligent Manufacturing*, vol. 24, n° 4, p. 729–740, 2013.
- [44] M. Tuba, « Artificial bee colony (abc) algorithm exploitation and exploration balance », *Latest Advances in Information Science and Applications*, p. 11–13, 2012.