



Université ABBES LAGHROUR Khenchela
Faculté des Sciences et de la Technologie
Département de Génie Industriel
جامعة عباس لغرور خنشلة
كلية العلوم والتكنولوجيا
قسم الهندسة الصناعية



N° Série :

Mémoire de fin d'étude

Pour l'obtention du diplôme de Master

Filière : Télécommunications

Spécialité : Systèmes des Télécommunications

THEME

Optimisation d'un réseau d'antennes par l'algorithme PeSOA

Réalisé par : - FARSI ABDELKADIR
- NOUREDDINE SABER

Soutenu le / /2021 Devant le jury composé de :

Dr. BEDDIAF Abdelaziz

Dr. MAAMRI Fouzia

Dr. CHERGUI Laid

Président

Rapporteur

Examineur

Université Abbes Laghrou-Khenchela

Université Abbes Laghrou-Khenchela

Université Abbes Laghrou-Khenchela

Promotion 2020/2021

ملخص

في هذا العمل ، قمنا باقتراح خوارزمية تسمى خوارزمية تحسين البحث (PeSOA) ، بناءً على إستراتيجية صيد البطريق التعاونية. في السنوات الأخيرة ، تم اقتراح طرق فعالة مختلفة ، مستوحاة من الطبيعة وتستند إلى إستراتيجيات تعاونية ، لحل المشاكل الصعبة التي لا يمكن العثور فيها على حل في وقت محدود. تبدأ عملية التحسين الشاملة بعملية بحث فردية لكل بطريق ، والتي يجب أن تنتقل موقعها وعدد الأسماك التي تم العثور عليها لمجموعتها. يهدف هذا التعاون إلى مزامنة الغوص من أجل الوصول إلى حل شامل. يتم اختيار الحل الشامل عن طريق اختيار أفضل مجموعة من طيور البطريق التي أكلت أكبر عدد من الأسماك لغرض تنفيذ و اختبار الخوارزمية على شبكة الهوائيات. سمح لنا هذا العمل في التحكم بشبكة الهوائيات بطريقة مثلى ، من وجهة نظر الاتجاهية و التقليل من الفص الثانوي.

كلمات مفتاحية: التحسين، الخوارزمية PeSOA ، الاتجاهية، الفص الثانوي، مستعمرة النمل.

Abstract

In this work we propose a new meta-heuristic algorithm called penguins Search Optimization Algorithm (PeSOA), based on collaborative hunting strategy of penguins. In recent years, various effective methods, inspired by nature and based on cooperative strategies, have been proposed to solve hard problems in which, no solutions in polynomial time could be found. The global optimization process starts with individual search process of each penguin, who must communicate to his group its position and the number of fish found. This collaboration aims to synchronize dives in order to achieve a global solution. The global solution is chosen by election of the best group of penguins who ate the maximum of fish.

This work allowed us to optimize the control of the antenna array, from the point of view of directivity and reduction of the secondary lobe.

Keywords: Meta-heuristic, Optimization, PeSOA, Bio-inspiration, antenna array, directivity, secondary lobe.

Résumé

Nous proposons l'algorithme méta-heuristique appelé pingouins Search Optimisation Algorithm (PeSOA), basé sur la stratégie de chasse des pingouins. Au cours des dernières années, différentes méthodes, inspirées de la nature et basées sur des stratégies coopératives, ont été proposées pour résoudre des problèmes difficiles dans lesquels, aucune solution en pourrait être trouvée. Le processus d'optimisation globale commence par processus de recherche individuel de chaque pingouin, qui doit communiquer à son regroupement sa position et le nombre de poissons trouvés. Cette collaboration vise synchroniser les plongées afin de parvenir à une solution globale. La solution globale est choisie par élection du meilleur groupe de pingouins qui ont mangé le maximum de poisson dans le but de mettre en œuvre et de tester l'algorithme sur les antennes.

Ces travaux nous ont permis d'optimiser le contrôle du réseau d'antennes, du point de vue de la directivité et de la réduction du lobe secondaire.

Mots-clés : Méta-heuristique, Optimisation, PeSOA, Bio-inspiration, réseau d'antennes, directivité lobe secondaire.

DEDICACE

Je dédie ce modeste travail à

A mes très chers parents ;

A Ma famille

A Tous mes amis;

N.SABER

DEDICACE

Je dédie ce modeste travail à

A mes très chers parents ;

A Ma famille

A Tous mes amis;

A. FARSI

REMERCIEMENT

*Nous remercions **ALLAH** le tout puissant de nous avoir donné la force et le courage pour réaliser ce travail.*

*Nous tenons à remercier notre encadreur : Dr **Maamri Fouzia** Nous la remercions infiniment pour avoir accepté de diriger ce travail, pour sa patience, sa gentillesse, pour ses conseils précieuses.*

*Nous remercions également Dr: **Beddiaf Abdelaziz** pour avoir accepté de présider mon jury, Je suis également honoré par l'acceptation de Dr. **Cherghi Laid** de juger notre travail et qui je le remercie beaucoup.*

Un grand remerciement à nos amis. Un merci particulier aux personnes qui nous ont soutenu et encouragé

Sommaire

| | |
|---|----|
| Dédicaces | |
| Remerciements | |
| Listes des figures | |
| Introduction générale | 2 |
| Chapitre I : Généralités sur les antennes | |
| I.1-Introduction | 4 |
| I.2- Bref historique | 4 |
| I.3-Bases théorique des antennes | 5 |
| I.3. 1-système de coordonnées sphériques | 5 |
| I. 3. 2- Rayonnement électromagnétique | 5 |
| I. 3. 3-Caractéristique d'une antenne | 5 |
| I.4-Les antennes | 6 |
| I.4.1-Antenne d'émission | 6 |
| I. 4.2-Antenne de réception | 6 |
| I.4.3- caractéristique d'une antenne | 6 |
| I.5- Puissance rayonnée par une antenne | 7 |
| I.5.1-Réciprocité | 8 |
| I.5.2-Principe de rayonnement | 9 |
| I.5.3-Diagramme de rayonnement | 9 |
| I.7- Les réseaux d'antennes | 13 |
| I.7.1-Présentation du concept | 14 |
| I.8- Analyse d'une antenne | 15 |
| I.8.2- Etude d'un réseau à 2 éléments non isotropes | 17 |
| I.8.3-Etude d'un réseau linéaire à n éléments régulièrement espacés | 19 |
| I.8.4-Analyse du rayonnement en trois dimensions | 22 |
| I.8.5 -Analyse d'un réseau plan | 23 |
| I.8.6- Prise en compte de l'alimentation | 24 |
| I.8.7- Evolution de la directivité | 24 |
| I.8.7.1 Evolution de la directivité en fonction de la distance entre éléments | 25 |
| I.9- Conclusion | 28 |
| Chapitre II : Les algorithmes méta-heuristiques | |
| II.1 – Introduction | 30 |
| II.2 - Les problèmes d'optimisation | 30 |
| II.3 - Les éléments d'optimisation | 31 |
| II.4 - L'optimisation combinatoire | 32 |
| II.5 - La démarche heuristique | 32 |
| II.6 - Les méta-heuristiques | 33 |

| | |
|--|----|
| II.6.1- Organisation g é n é rale | 34 |
| II.6. – Applications | 35 |
| II.6.3 - M é t a- heuristique à recuit simul é | 35 |
| II.6.4 - Les m é t a- heuristiques é volutionnaires (g é n é t iques) | 36 |
| II.6.5 - Les m é t a- heuristiques é thologiques (colonies de fourmis) | 36 |
| II.6.5.1 - Colonies de fourmis | 37 |
| II.6.5.2 - Les pistes de ph é romones | 37 |
| II.7 – PeSOA : Strat é gie de chasse des pingouins | 38 |
| II.8 – L’algorithme PeSOA | 39 |
| II.9- Conclusion | 40 |
| Chapitre III : Optimisation par algorithme API | |
| III.1-Introduction | 43 |
| III.2-Th é orie de la m é thode de synth è se | 43 |
| III.3-R é sultats de simulation | 44 |
| III.4-Utilisation de l’algorithme PeSOA | 48 |
| III.5-Conclusion | 53 |
| Conclusion G é n é rale | 56 |
| Bibliographie | 59 |

Liste des Figures

| | |
|--|----|
| <i>Figure I.1 : Historique des radiocommunications</i> | 4 |
| <i>Figure I.2 : Représentation du vecteur en coordonnées sphériques</i> | 5 |
| <i>Figure I.2 : Onde TEM</i> | 5 |
| <i>Figure I.4 : Schéma générale d'antenne</i> | 7 |
| <i>Figure I.5: Mécanisme de rayonnement</i> | 9 |
| <i>Figure I.6: Angle et angle solide</i> | 9 |
| <i>Figure I.7: Forme d'un diagramme de rayonnement tracé en coordonnées polaires</i> | 11 |
| <i>Figure I.8: Association de plusieurs éléments rayonnants ou réseau d'antennes</i> | 14 |
| <i>Figure I.9: Représentation des deux antennes au rayonnement Isotrope et du point d'observation P</i> | 15 |
| <i>Figure I.10: Evolution du diagramme de rayonnement d'un réseau de 2 éléments en fonction de la distance entre éléments, dans le plan du réseau.</i> | 18 |
| <i>Figure I.11: Evolution du diagramme de rayonnement d'un réseau de 2 éléments en fonction de θ, dans le plan du réseau.</i> | 19 |
| <i>Figure I.12: Réseau aligné de n éléments régulièrement espacés</i> | 20 |
| <i>Figure I.13: Evolution du diagramme de rayonnement d'un réseau de 2 éléments en fonction du nombre d'éléments.</i> | 20 |
| <i>Figure I.14: facteur de réseau pour un réseau composé de 8 éléments</i> | 21 |
| <i>Figure I.15: Rayonnement en $\cos(\theta)$ (vert), 16 antennes isotropes (rose), 16 antennes en $\cos(\theta)$ (bleu).</i> | 22 |
| <i>Figure I.16: Représentation d'un réseau plan</i> | 24 |
| <i>Figure I.17: Evolution du diagramme de rayonnement d'un réseau de 2 éléments en fonction de θ, dans le plan du réseau.</i> | 27 |
| <i>Figure II.1 : Eléments indispensable d'optimisation</i> | |
| <i>Figure II.2 : Comportement d'une fourmi naturelle lors de la recherche de nourriture</i> | 36 |
| <i>Figure II.3 : Le chemin entre le nit et la nourriture.</i> | 37 |
| <i>Figure III.1 : Diagramme de rayonnement avec un gabarit</i> | 44 |
| <i>Figure III.2: Evolution de la directivité en fonction du déphasage $\Psi(N=16, d$</i> | |

=0.0137)

| | |
|--|----|
| <i>Figure III.3 diagramme de rayonnement en fonction du d éphasage $\Psi(N=2, N=12, N=16$ et $N=32, d =0.0137)$</i> | 45 |
| <i>Figure III.3 diagramme de rayonnement en fonction du d éphasage $\Psi(N=2, N=12, N=16$ et $N=32, d =0.0137)$</i> | 46 |
| <i>Figure III.4 diagramme de rayonnement en fonction du d éphasage $\Psi(N=2, N=12, N=16$ et $N=32, d =0.0137)$</i> | 47 |
| <i>Figure III.5 : La procédure principale utilisée pour l'optimisation</i> | 49 |
| <i>Figure III.6 : La valeur de la distance 'd' en utilisant l'algorithme PeSOA $N=16, \lambda=0.0566$ m et $\Psi=0.79$</i> | 50 |
| <i>Figure III.7 : La valeur de la distance 'd' en utilisant l'algorithme PeSOA $N=16, \lambda=0.0566$ m et $\Psi=0.79$</i> | 51 |
| <i>Figure III.8 : La valeur de la distance 'd' en utilisant l'algorithme PeSOA $N=16, \lambda=0.0566$ m et $\Psi=0.79$</i> | 51 |
| <i>Figure III.9 : La valeur de la distance 'd' en utilisant l'algorithme PeSOA $N=16, \lambda=0.0566$ m et $\Psi=2.3$</i> | 52 |
| <i>Figure III.10 : La valeur de la distance 'd' en utilisant l'algorithme PeSOA $N=16, \lambda=0.0566$ m et $\Psi=2.3$</i> | 53 |

Introduction g n rale

Introduction générale

L'invention des composants et circuits électromagnétiques de bonne qualité bouleversa le monde des télécommunications, surtout avec l'apparition des travaux sur les antennes et les réseaux. Durant la seconde guerre mondiale, des avancées très significatives ont été réalisées. Au début des années 60, la nécessité de piloter le faisceau d'un réseau d'antennes pour le radar à balayage électronique conduisit à l'apparition de circuits d'alimentation multifaisceaux. A cette époque, plusieurs solutions furent adoptées par les concepteurs ; celles à base de systèmes quasi-optiques, utilisés généralement dans le domaine spatial ou des télécommunications par satellite. La directivité et le diagramme de rayonnement visent à concentrer et l'énergie seulement dans les directions souhaitables. Au contraire dans les systèmes d'antennes traditionnels, les transmissions omnidirectionnelles de radio fréquence sont soumises aux interférences, ce qui donne une qualité plutôt médiocre. En effet, ce type de couverture est nécessaire car l'emplacement de l'utilisateur est inconnu. Ce type de transmission a pour conséquence d'envoyer la puissance dans des directions inutiles. Donc il est devenu nécessaire de rechercher des solutions pour améliorer les performances des antennes. Parmi les solutions disponibles qui ont connu un grand succès nous citons les méta-heuristiques, il s'agit de principes algorithmiques permettant d'obtenir une solution en respectant certains principes de construction.

Il existe un grand nombre de méta-heuristiques différentes, allant de la simple recherche locale à des algorithmes complexes de recherche globale. Ces méthodes utilisent cependant un haut niveau d'abstraction, leur permettant d'être adaptées à une large gamme de problèmes différents.

L'objectif de notre travail consiste à optimiser l'emplacement d'un réseau d'antennes par des méta-heuristiques inspirés du comportement des pingouins. Cette optimisation se traduit par trouver des caractéristiques optimales d'un réseau d'antenne.

Pour mener à bien notre travail nous avons élaboré le plan suivant :

Le premier chapitre: présentera les différents types d'antennes et leurs caractéristiques.

Le deuxième chapitre: nous donnerons des généralités sur l'optimisation et leur classification, nous présentons également les méta-heuristiques, qui sont des méthodes permettant d'obtenir une valeur approchée de la solution optimale en un temps raisonnable, et nous focaliserons sur l'algorithme PeSOA.

Le troisième chapitre est réservé pour l'évaluation de l'algorithme PeSOA en optimisation d'un réseau d'antenne. Et nous terminerons par une conclusion générale.

Chapitre I
Généralités sur les antennes

I.1. Introduction

Dans ce premier chapitre, on rappellera quelques notions générales sur la propagation des ondes électromagnétiques, puis on décrira un certain nombre des caractéristiques importantes des antennes et on finira par une présentation des antennes les plus courantes.

I.2 Bref historique

Les premiers systèmes de communication furent la télégraphie introduite en 1844, suivie par la téléphonie en 1878. Dans ces systèmes, les signaux sont transmis par des lignes de transmission.

La théorie des antennes intervient après des développements mathématiques de James Maxwell, en 1854, corroborés par les expériences d’Hertz en 1887 et les premiers systèmes de radiocommunication de Marconi en 1901 (première communication trans-océanique sans fils entre l’Angleterre et le Canada sur une fréquence de 820 kHz).

En 1916, Marconi réalisa des expériences avec des signaux de 2 à 3 m de longueur d’onde en utilisant des réflecteurs paraboliques.

Dans la décade 1910-1920, de nouvelles techniques ont vu le jour, comme les aides à la navigation aérienne, les communications sous-marines, les systèmes de commande à distance.

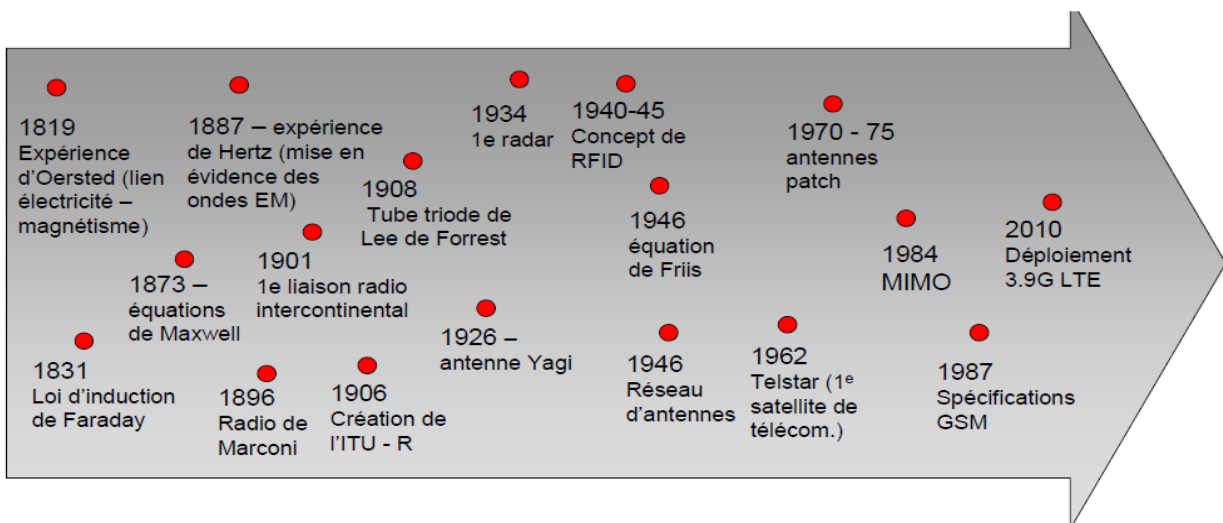


Figure I-2 : Historique des radiocommunications

I.3 Base théorique des antennes

I.3.1 Système de coordonnées sphériques

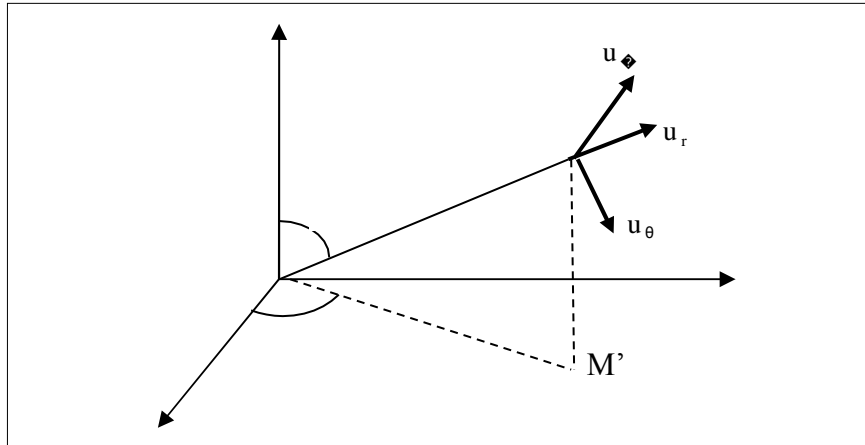


Figure I-2 : Représentation du vecteur en coordonnées sphériques

On utilise en électromagnétisme les coordonnées sphériques pour représenter un vecteur. Le système de coordonnées sphériques est défini par le repère mobile (M, u_r, u_θ, u_ϕ) illustré par la figure I.1.

I.3.2 Rayonnement électromagnétique

Une onde électromagnétique (EM) est donc constituée d'un champ électrique E et d'un champ magnétique H . Dans le vide, ces deux champs sont orthogonaux et transverses (perpendiculaires à la direction de propagation) : c'est une onde TEM (Transverse Electro-Magnétique) (figure(I.2)).

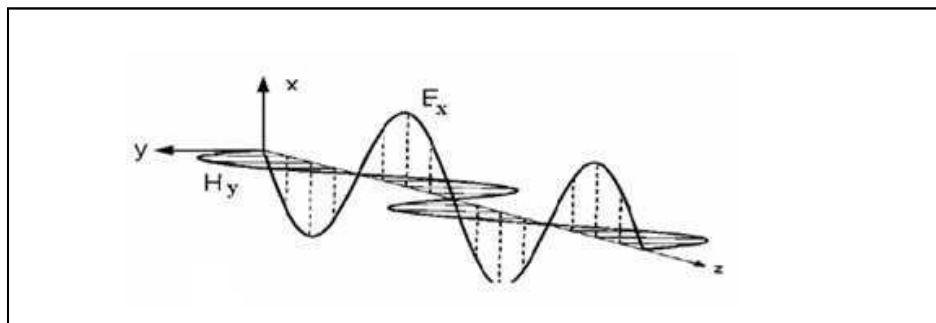


Figure 0-3: Onde TEM

I.4-Les antennes

Les antennes sont des dispositifs utilisés pour rayonner le champ électromagnétique dans l'espace, ou pour le capter. Il existe de nombreux types d'antennes, important d'avoir une connaissance globale de leur fonctionnement lors du choix d'un dispositif rayonnant. La compréhension de ce fonctionnement aidera, en plus, à classer les antennes par rapport à leur principe de fonctionnement et par rapport à leur rôle dans les systèmes. Les premières antennes sont apparues à la fin du XIXe siècle, à une époque où les travaux sur l'électromagnétisme ont connu un développement considérable. Depuis, leur réalisation n'a cessé d'évoluer, d'abord, grâce aux progrès scientifiques de l'électromagnétisme, plus tard, sous la pression de nombreuses demandes technologiques dans des domaines d'application variés [2].

I.4.1-Antenne d'émission

Une antenne en émission est un élément servant de transition entre une onde guidée (dans une ligne coaxiale ou guide d'onde) et l'espace libre. De par sa structure, elle permet le détachement des champs électromagnétiques de leur support métallique et leur rayonnement dans l'espace. Une antenne en réception effectue l'opération inverse (figure I.3) [3].

I.4.2- Antenne de réception

De façon inverse, la puissance rayonnée peut être captée par une antenne de réception. Dans ce sens, l'antenne apparaît comme un capteur et un transformateur de puissance rayonnée en puissance électromagnétique guidée. Elle joue le même rôle qu'un télescope qui capte la lumière issue des étoiles et la transforme [3].

I.4.3-Caractéristique d'une antenne

Les antennes émettrices. Cependant, il est nécessaire de supprimer toute distinction entre antenne émettrice et antenne réceptrice, en introduisant le principe de réciprocité : toute structure qui reçoit une onde électromagnétique peut transmettre une onde électromagnétique. Une antenne

passive peut réciproquement être utilisée en émission et en réception. Les propriétés de l'antenne resteront les mêmes qu'elle soit utilisée en émission ou en réception. La figure 03 présente la structure générale d'une antenne émettrice. (Une antenne réceptrice présente une structure similaire, l'alimentation est remplacée par un récepteur, le sens des flèches indiquant le transfert de puissance est inversé) :[9]

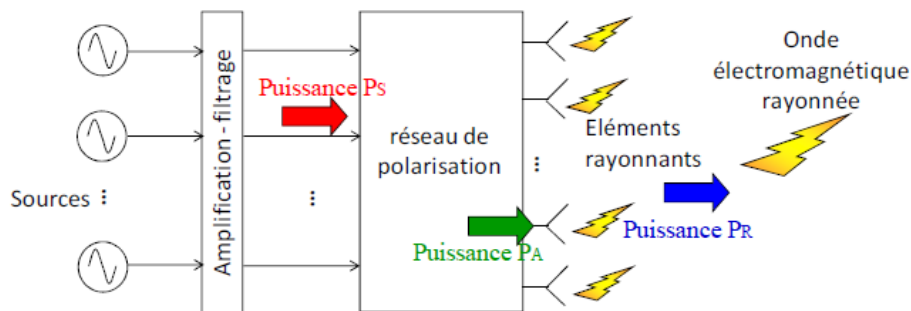


Figure 0-4: Schéma générale d'antenne

Quel que soit la fréquence de fonctionnement de l'antenne, quel que soit sa structure physique, le rayonnement des antennes est caractérisé par des propriétés communes. Le but de ce chapitre est de les présenter. Ces propriétés doivent permettre de répondre aux questions suivantes:

- _ Comment une antenne rayonne-t-elle la puissance qui lui est fournie dans l'espace ? Dans quelle(s) direction(s) ?
- _ Avec quelle efficacité se fait le transfert d'énergie entre la puissance de l'émetteur et la puissance rayonnée ?
- _ Sur quelle bande de fréquence l'antenne rayonne de manière optimale ?
- _ Quelles sont les propriétés données par l'antenne à l'onde électromagnétique émise ?[5]

I.5-Puissance rayonné par une antenne

Une antenne sert à convertir une puissance électrique en une puissance rayonnée, c'est-à-dire transportée par une onde électromagnétique, qui peut se propager dans toutes les directions de l'espace. Les directions dans lesquelles cette puissance va dépendre des caractéristiques de l'antenne. Commençons par exprimer la puissance rayonnée par une antenne quelconque, dont le centre est placé au centre d'un repère sphérique. Et connectée à une source qui lui fournit une puissance électrique PA. La puissance rayonnée dans une direction quelconque (θ, φ) dans un angle solide (exprimé en stéradian sr) est donnée par l'équation. La puissance fournie à une surface élémentaire située à une distance R est donnée par l'équation. La puissance rayonnée totale correspond à la somme des puissances rayonnées dans toutes les directions de l'espace[11].

I.5.1-Réciprocité

Dans la plupart des cas, une antenne peut être utilisée en réception ou en émission avec les mêmes propriétés rayonnantes. On dit que son fonctionnement est réciproque. Ceci est une conséquence du théorème de réciprocité qui sera démontré plus loin. Dans quelques cas exceptionnels pour lesquels les antennes comportent des matériaux non linéaires ou bien anisotropes, elles ne sont pas réciproques. Du fait de la réciprocité des antennes, il ne sera pratiquement jamais fait de différence entre le Rayonnement en émission ou en réception. Les qualités qui seront annoncées pour une antenne le seront dans les deux modes de fonctionnement, sans que cela soit précisé dans la plupart des cas[6]

I.5.2-Principe de rayonnement

Deux points importants :

- a- la plupart des antennes sont métalliques
- b- la grande majorité est de type antennes résonantes

Dans un métal, les électrons libres se déplacent par défaut de façon erratique. Quand on crée une différence de potentiel (sinusoïdale par exemple), le champ interne commande alors la répartition de ces charges.

Les courants et charges créés sont alors autant de sources élémentaires de champ électromagnétique. Mais selon leur répartition et leurs phases relatives, le champ global dérivé par un élément métallique est la somme de toutes les contributions de ces sources élémentaires [1]. Des charges transitant sur un métal droit à vitesse constante ne produisent pas de rayonnement. Si les charges rencontrent une discontinuité (rupture, courbure...) leur vitesse change, il y a alors rayonnement. Dans une structure en résonance, les charges oscillent en permanence, créant un flux de rayonnement continu.

a. Pas de rayonnement



b. Rayonnement



c. Rayonnement

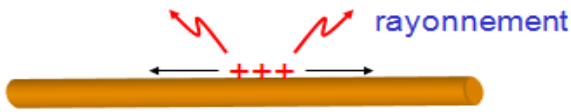


Figure I.5: Mécanismes de rayonnement

I.5.3- Diagramme de rayonnement

C'est la coupe par un plan de la surface caractéristique. Dans le cas où notre antenne rayonne de la même façon dans toutes les directions (cas d'une antenne isotrope ou omnidirectionnel), le diagramme de rayonnement sera un cercle[7].

a-Cylindriques

- une hauteur, un rayon, un site $Z, r, \theta \Rightarrow dz, dr, rd\theta$

b-Sphériques

- un rayon, un site, un gisement : $(r, \theta, \varphi) \Rightarrow dr, rd\theta, r\sin\theta d\varphi$

c-Polaires

- un rayon, un site : $(r, \theta) \Rightarrow dr, d\theta$

On adoptera les coordonnées sphériques de telle sorte qu'a partir de l'origine 0, choisit comme point source, on définira n'importe quel point de l'espace par:

- _ r : sa distance à la source
- _ θ : son site, définissant sa direction $\Delta(\theta)$
- _ φ : son gisement.

d- plan horizontal

Angle sous lequel est vu un arc de cercle

$$\Delta\alpha = \frac{dl}{R}$$

I.1

Angle solide sous lequel est vue une calotte sphérique de surface "ds".

$$\Delta\Omega = \frac{ds}{R^2} \quad \text{I.2}$$

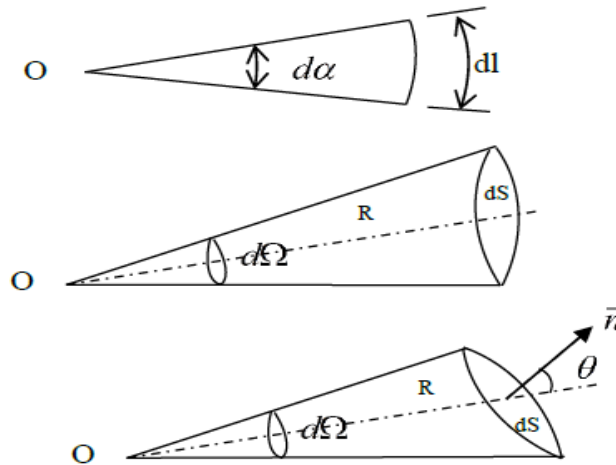


Figure I.5: Angle et angle solide

La totalité de la sphère est vue sous un angle [5] :

$$\int_0^\Omega d\Omega = \Omega = \frac{1}{R^2} \int_{\text{sphere}} ds = \frac{1}{R^2} 4\pi R^2 = 4\pi \quad \text{I.3}$$

Dans le cas où ds ne serait pas normale au rayon de la sphère, on prend sa projection ds' sur le plan normal telle que: [5]

$$ds' = ds \cos\theta \quad \text{I.4}$$

I.5.4-Puissance rayonnée

Si l'antenne est une source isotropique (fictive et omnidirectionnelle), la puissance qu'elle rayonne est uniformément répartie autour d'elle sur une sphère de rayon R [6].

$$P = \frac{P}{4\pi R^2} \quad \text{I.5}$$

Elle correspond à une densité de puissance puisque c'est une répartition par unité de surface.

La puissance rayonnée par unité d'angle solide sera:

$$P = \frac{p}{4\pi} \quad \text{I.}$$

Il représente les lieux géométriques des puissances de rayonnement.

- La valeur maximale de ce rapport est 1.
- Ses variations caractérisent la façon dont l'énergie rayonnée par l'antenne se répartie dans l'espace.
- Ses variations sont fonction de θ et φ et sont indépendantes de la distance à la quelle sont effectués les mesures.

Les systèmes rayonnants sont conçus de façon à concentrer l'énergie dans une Direction déterminée; c'est la directivité

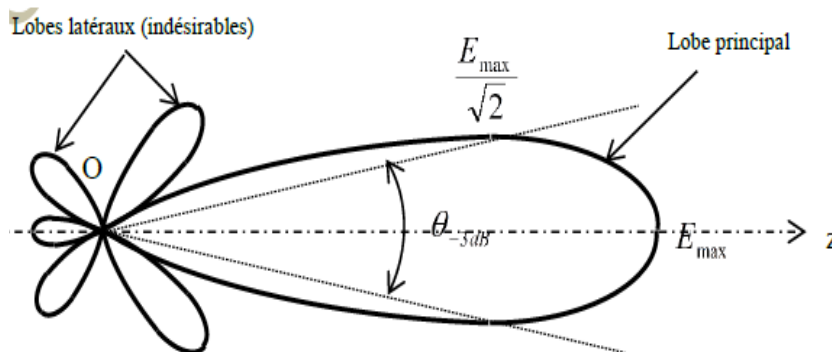


Figure I.6: Forme d'un diagramme de rayonnement tracé en coordonnées polaires

La majeure quantité de cette énergie est localisée dans la partie principale du diagramme de rayonnement; c'est le lobe principal du rayonnement. Elle représente l'énergie utile qu'il faut optimiser [1].

Le reste est réparti à travers l'autre partie du diagramme de rayonnement. Ce sont les lobes secondaires ou latéraux du rayonnement dont il faut chercher à minimiser le nombre et les amplitudes pour éviter des rayonnements dans des directions indésirables.

Si les lobes secondaires sont suffisamment faibles, la presque quasi-totalité de la puissance rayonnée est contenue entre les directions correspondant au rayonnement à demi puissance ou à -3dB.

Ces directions limiteront la largeur du lobe principale à une valeur appelée ouverture à -3dB du diagramme de rayonnement. C'est l'angle $\theta=-3\text{dB}$ qui exprime la directivité de l'antenne.

Elle exprime le rapport de l'intensité de rayonnement dans la direction $\Delta(\theta, \varphi)$ à la valeur moyenne de l'intensité de rayonnement pour toutes les directions de l'espace).

$$D = \frac{U(\theta, \varphi)}{\frac{1}{4\pi \iint U(\theta, \varphi) d\Omega}} = \frac{dPr/d\Omega}{Pr/4\pi} \tag{I.7}$$

Le rendement étant défini par:

$$\eta = \frac{Pr}{Pa} \tag{I.8}$$

Il est facile de voir que

$$G(\theta, \varphi) = D(\theta, \varphi) \tag{I.9}$$

I.5.5-Directivité

On parle d'une antenne plus ou moins directive. Afin de quantifier cette propriété la notion de directivité a été introduite. La directivité dans une direction est le rapport entre la valeur de la fonction caractéristique de rayonnement dans cette direction à sa valeur moyenne dans tout l'espace[9].

$$D(\theta, \varphi) = \frac{P(\theta, \varphi)}{PR} = \frac{4\pi P(\theta, \varphi)}{PR} \tag{I.10}$$

Une valeur faible pour la moyenne de la fonction caractéristique de rayonnement, correspond à une antenne directive : la puissance n'est envoyée que dans un cône d'angle solide petit. Dans ce cas, d'après la définition, la valeur moyenne étant au dénominateur entraîne une valeur élevée de la directivité[10].

La directivité dans une direction permet de comparer la densité de puissance rayonnée dans cette direction à la puissance moyenne rayonnée dans l'espace.

La directivité étant égale à un rapport de puissances, peut être exprimée soit sur une échelle linéaire, soit sur une échelle logarithmique. Dans ce dernier cas, elle s'exprime en décibel (dB), comme dix fois son logarithme en base dix.

Remarquons que la directivité peut être inférieure ou supérieure à 1 sur une échelle linéaire, ou bien positive ou négative sur une échelle logarithmique.

Le maximum de directivité est obtenu dans la direction de l'axe de l'antenne, lorsque la fonction caractéristique normalisée est égale à 1 [10].

I.6-Gain d'une antenne

Soit P_t la puissance d'alimentation d'une antenne. Cette puissance est transformée en une puissance rayonnée P_0 . Dans le sens de l'émission, la puissance rayonnée est inférieure à la puissance d'alimentation. L'antenne est un transformateur imparfait. Il y a des pertes lors de la transformation d'énergie, comme dans tout système. L'efficacité de l'antenne est définie par [11]:

$$\eta_1 = \frac{P_0}{P_t} \text{ telle que } \eta_1 \leq 1 \quad \text{I.1}$$

À la réception, la transformation a lieu en sens inverse. La puissance P_r reçue sur le récepteur est inférieure à la puissance P_0 rayonnée arrivant sur l'antenne.

Le gain dans une direction est défini par le rapport de la densité de puissance rayonnée dans une direction à la densité de puissance S_{ri} qui serait rayonnée par une antenne isotrope sans pertes, les deux antennes étant alimentées par la même puissance et placées à la même position.

$$G(\theta, \varphi) = \frac{S_r(\theta, \varphi)}{S_{ri}} \quad \text{I.1}$$

I.7-Les réseaux d'antenne

Généralement, une source rayonnante unique, même de structure compliquée, ne permet pas toujours d'obtenir le diagramme de rayonnement désiré. En outre, ce diagramme est fixé par la structure de la source et ne peut pas être facilement ou rapidement modifié [12].

Or, il est possible de s'affranchir de ces deux restrictions, au moins partiellement, en groupant convenablement des sources rayonnantes.

En agissant sur l'un des paramètres de ce groupement d'antennes, tels que les amplitudes et/ou les phases des tensions d'alimentation des éléments, on peut facilement modifier le diagramme pour :

- Augmenter la directivité
- Obtenir des diagrammes de rayonnement très proches du diagramme optimal désiré
- Changer quasi instantanément la forme du faisceau.
- Augmenter le rapport signal à interférence et bruit (SINR) pour réduire, significativement, les rayonnements parasites dans certaines directions choisies.

L'utilisation des réseaux d'antennes devient ainsi indispensable dans certains domaines d'application tels que l'aviation, le radar, les systèmes de télécommunications mobiles etc.

I.7.1-Présentation du concept

L'idée est de combiner le rayonnement de plusieurs éléments rayonnants afin d'accroître le rayonnement de l'antenne dans une ou plusieurs directions données, comme le montre la figure (4). En d'autres termes, il s'agit de créer une interférence constructive entre les ondes électromagnétique issues de différentes sources. La combinaison de ces différentes ondes va dépendre de la disposition et de la séparation entre les éléments rayonnants, ainsi que des propriétés en amplitude et en phase de l'excitation. Le réseau d'antennes comprend les différents éléments rayonnants ainsi que les structures permettant de modifier l'excitation de chaque élément rayonnant. Les éléments peuvent être quelconques : dipôles, patches, fentes rayonnantes. L'unique condition est que la mise en réseau de ces éléments ne modifie pas leurs caractéristiques propres. Par rapport aux éléments rayonnants, le gain et l'angle d'ouverture du réseau d'antenne seront donc modifiés.

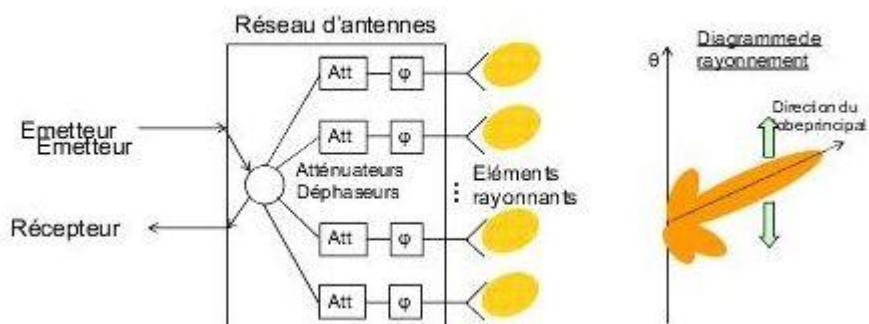


Figure I.6: Association de plusieurs éléments rayonnants ou réseau d'antennes

I.8- Analyse d'une antenne

Afin d'appréhender « l'effet réseau », nous allons considérer une antenne au rayonnement isotrope : une telle antenne n'a pas de réalité physique, sa seule vertu est de permettre une évaluation immédiate des modifications qui sont susceptibles d'intervenir sur son diagramme de rayonnement.

I.8.1-Etude d'un réseau à 2 éléments isotropes

Nous considérons deux antennes identiques au rayonnement isotrope. Nous allons partir de la situation initiale où ces deux antennes sont superposées à l'origine : il est alors évident que le diagramme de rayonnement est omnidirectionnel et identique à celui d'une seule antenne [10-12]

Nous allons ensuite laisser une antenne à l'origine et éloigner progressivement la deuxième antenne en la positionnant à une distance d de l'origine sur l'axe des x Figure (5). Nous pourrions alors observer progressivement la déformation du diagramme de rayonnement global lorsque l'on écarte les deux antennes.

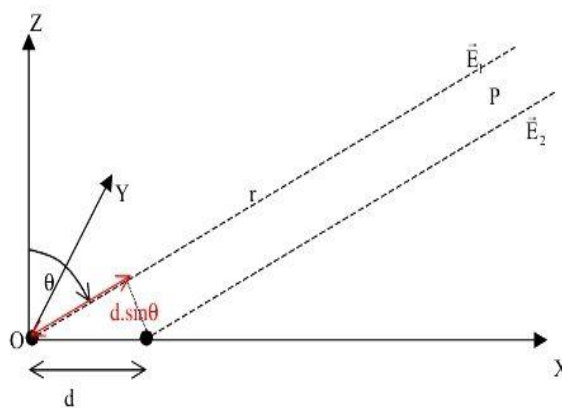


Figure I.7: Représentation des deux antennes au rayonnement Isotrope et du point d'observation P

L'antenne située à l'origine rayonne au point P situé dans le plan $y = 0$ un champ électrique que l'on peut modéliser par la relation [1] :

$$\vec{E}_1(P) = \alpha \frac{e^{-jKr}}{r} \vec{e}_p \quad \text{I.13}$$

Dans laquelle α est une constante et \vec{e}_p le vecteur qui porte la polarisation au point P. L'antenne située sur l'axe des x, à la distance d de l'origine rayonne au point P. Un champ un champ électrique que l'on peut modéliser par la relation [45] :

$$\vec{E}(P) = \alpha \frac{e^{-jK(r-d \sin\theta)}}{r-d \sin\theta} \vec{e}_p \tag{I.14}$$

Suivant les approximations classiques du champ lointain, on peut négliger la distance d.sin(θ) sur le terme d'amplitude du champ, mais non sur sa phase.

Le champ total au point P s'obtient en sommant les deux contributions précédentes [1] :

$$\vec{E}(P) = \alpha \left\{ \frac{e^{-jKr}}{r} + \frac{e^{-jK(r-d \sin\theta)}}{r} \right\} \vec{e}_p = \alpha \frac{e^{-jKr}}{r} \vec{e}_p \{1 + e^{jkd \sin\theta}\}$$

Et l'observation des relations (12) et (14) montre que la modification introduite par la deuxième antenne à la distance d de la première, dans le plan y = 0, est donné par le terme entre accolades de la relation (14)[47] :

$$1 + e^{jKd \sin\theta} = e^{(jKd \sin\theta)/2} \left\{ e^{-\frac{(jKd \sin\theta)}{2}} + e^{\frac{(jKd \sin\theta)}{2}} \right\} = 2e^{\frac{(jKd \sin\theta)}{2}} \cos\left\{\frac{Kd \sin\theta}{2}\right\} \tag{I.16}$$

Ce terme exprimé de différentes manières dans l'expression (15) est appelé Facteur de réseau. Il traduit la modification apportée au diagramme de rayonnement d'une antenne seule lorsqu'elle est mise en réseau avec une deuxième[1].

Le champ total rayonné s'exprime alors sous la forme :

$$\vec{E}(P) = 2\alpha \frac{e^{-jKr}}{r} e^{\frac{(jKd \sin\theta)}{2}} \cos\left(\frac{Kd \sin\theta}{2}\right) \vec{e}_p \tag{I.17}$$

Et le diagramme de rayonnement correspondant dans le plan y = 0 s'écrit, à une distance donnée r et en prenant le module de (16) [10] :

$$E(\theta) = \left| \cos\left(\frac{Kd \sin\theta}{2}\right) \right| \tag{I.18}$$

I.8.2- Etude d'un réseau à 2 éléments non isotropes

Lorsque les éléments des réseaux sont des antennes réelles, leur rayonnement dans le plan du réseau peut être décrit par une fonction $E(\theta)$.

Le rayonnement des deux sources en champ lointain peut alors être modélisé par les relations [9]

$$\vec{E}_1(p) = E(\theta) \frac{e^{-jKr}}{r} \vec{e}_p \text{ et } \vec{E}_2(p) = E(\theta) \frac{e^{-jK(r-d \sin\theta)}}{r-d \sin\theta} \vec{e}_p \tag{I.19}$$

Un raisonnement analogue au précédent conduit au champ total rayonné par les deux sources, dans le plan du réseau [51] :

$$\vec{E}(p) = \left\{ 2e^{\frac{jKd \sin\theta}{2}} \cos\left(\frac{Kd \sin\theta}{2}\right) \right\} \left\{ (\theta) \frac{e^{-jKr}}{r} \vec{e}_p \right\} \tag{I.2}$$

On en déduit une propriété générale des réseaux linéaires : Le champ total rayonné par un réseau d'éléments identiques est égal au produit du champ rayonné par un élément du réseau par le facteur de réseau : ce sont les deux termes entre accolade de l'expression [8][9].

Et le diagramme de rayonnement correspondant dans le plan $y = 0$ s'écrit, à une distance donnée r et en prenant le module de (20) :

$$E(\theta) = \left| \cos\left(\frac{Kd \sin\theta}{2}\right) \right| \tag{I.2}$$

L'évolution de ce diagramme en fonction de la distance d est représentée par la figure suivante :

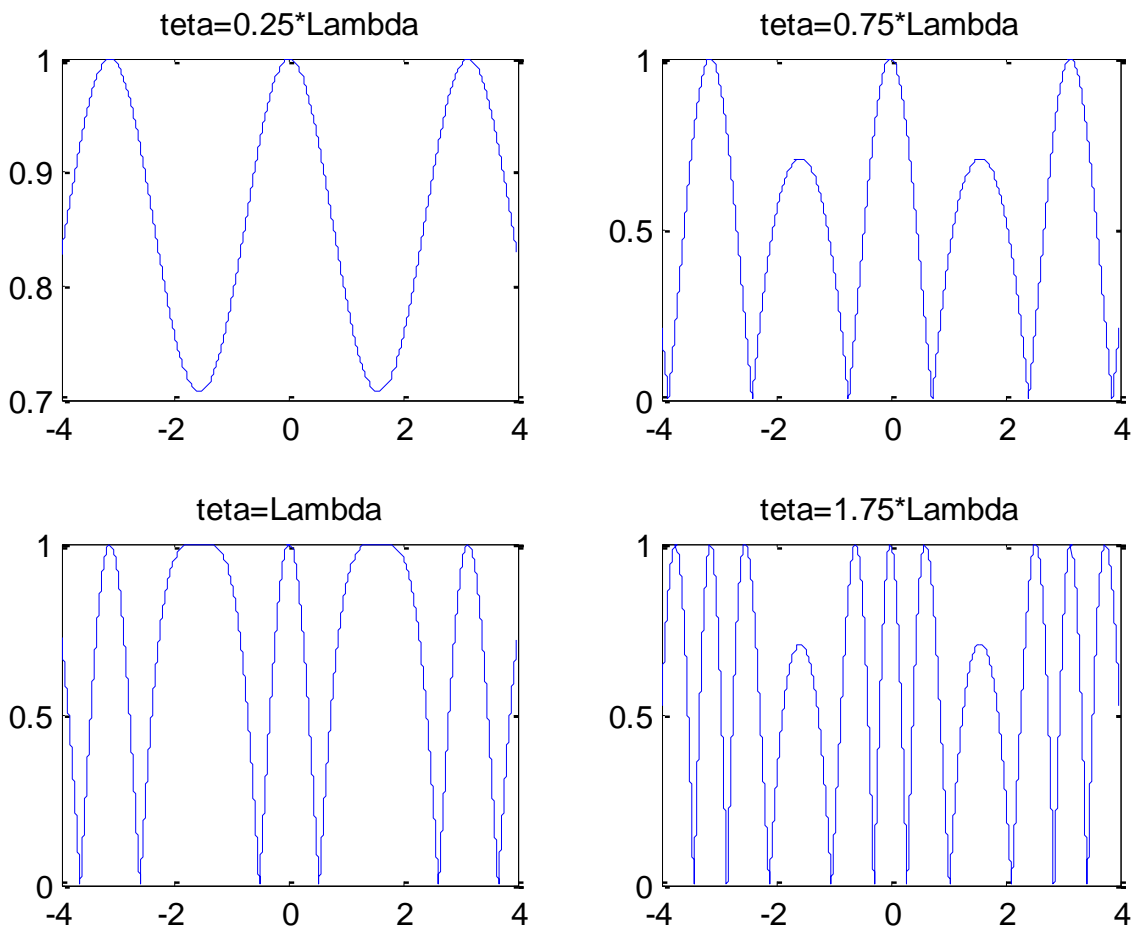


Figure I.8: Evolution du diagramme de rayonnement d'un réseau de 2 éléments en fonction de la distance entre éléments, dans le plan du réseau.

Les principales observations sur cette évolution sont les suivantes :

- Jusqu'à une distance $d = \lambda/2$, il n'y a qu'un seul lobe de réseau qui devient de plus en plus directif au fur et à mesure que d augmente.
- Pour $\lambda/2 < d < \lambda$, il y a apparition de deux lobes latéraux, dont le maximum est croissant avec d .
- Pour $\lambda < d < 2\lambda$, il y a 3 lobes de rayonnement maximum, avec apparition progressive de 2 lobes de rayonnement latéraux.

On déduit de ces remarques que la distance entre éléments sera en général choisie entre $\lambda/2$ et λ .

- La recherche d'une directivité maximum, qui a lieu aux environs de $d = 0.75\lambda$

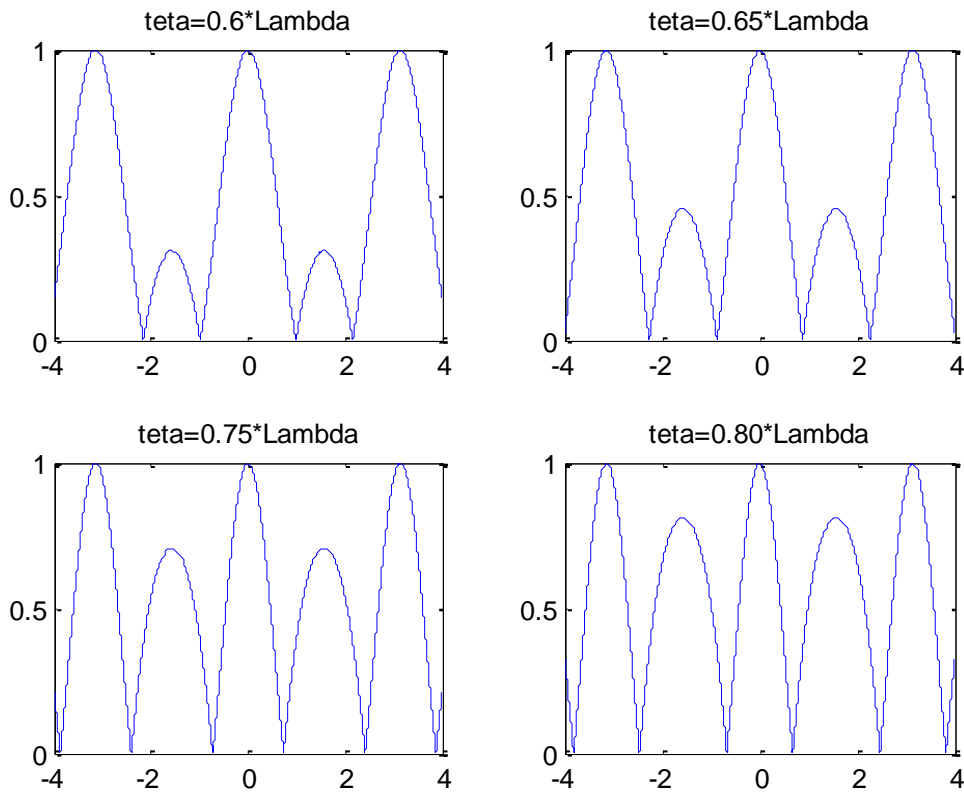


Figure I.9: Evolution du diagramme de rayonnement d’un réseau de 2 éléments en fonction de θ , dans le plan du réseau.

Le diagramme de rayonnement du facteur de réseau s’écrit donc dans le plan $y=0$:

$$F(\theta) = \left| \frac{\sin\left(\frac{nKd \sin\theta}{2}\right)}{\sin\left(\frac{Kd \sin\theta}{2}\right)} \right| \tag{I.22}$$

I.8.3-Etude d’un réseau linéaire à n éléments régulièrement espacés

Nous disposons maintenant des outils pour décrire le rayonnement de n sources alignées suivant un axe que nous choisirons porté par OX Figure(5) :

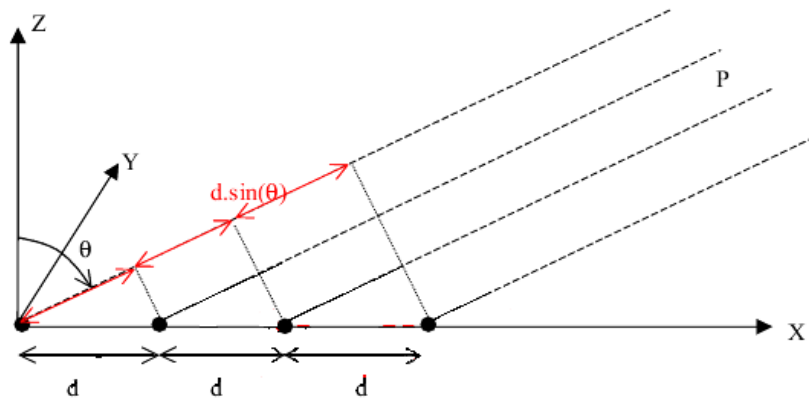
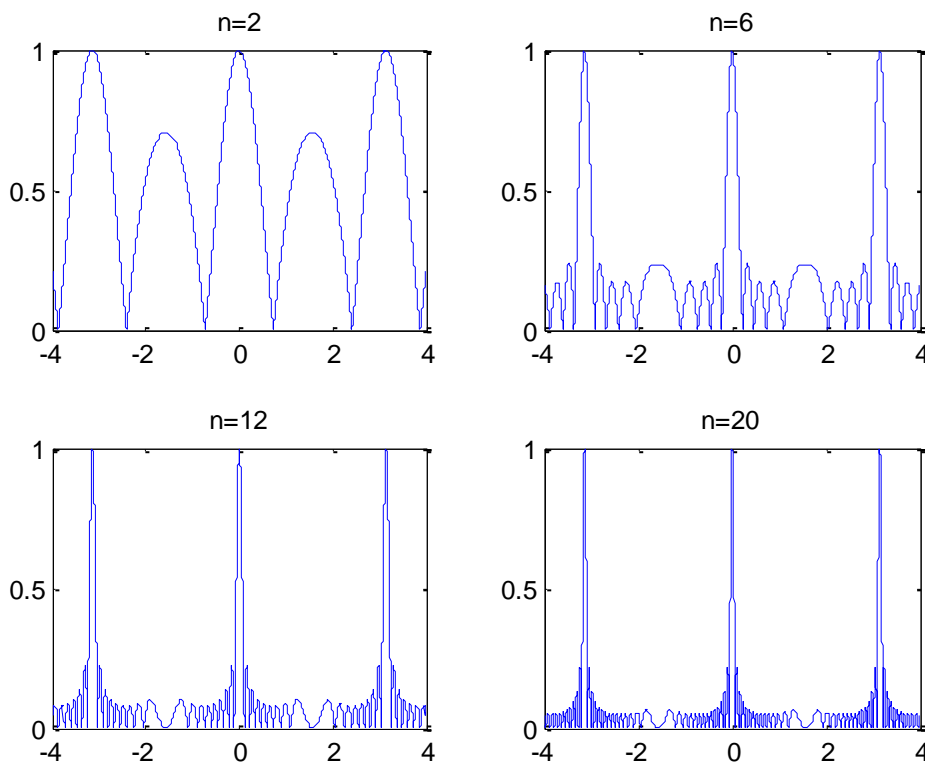


Figure I.10: Réseau aligné de n éléments régulièrement espacés

Les figures suivantes présentent le diagramme de rayonnement d'un réseau d'antennes pour différentes valeurs de N .



$$d = 0.75 \cdot \lambda$$

Figure I.11: Evolution du diagramme de rayonnement d'un réseau de 2 éléments en fonction du nombre d'éléments.

Le facteur de réseau devient de plus en plus directif au fur et à mesure que le nombre d'éléments augmente.

Le facteur de réseau dans le plan du réseau se construit par un raisonnement analogue précédent :

$$F = 1 + e^{jKd \sin\theta} + e^{2jKd \sin\theta} + e^{3jKd \sin\theta} + \dots + e^{(n-1)jKd \sin\theta} \quad \text{I.23}$$

On reconnaît dans l'expression (20) une progression géométrique de raison $e^{jKd \sin\theta}$, dont on sait évaluer la somme :

$$F = \frac{1 - e^{jKnd \sin\theta}}{1 - e^{jKd \sin\theta}} = \frac{e^{\frac{jnKd \sin\theta}{2}} e^{-\frac{jnKd \sin\theta}{2}} - e^{\frac{jnKd \sin\theta}{2}} e^{-\frac{jnKd \sin\theta}{2}}}{e^{\frac{jKd \sin\theta}{2}} e^{-\frac{jKd \sin\theta}{2}} - e^{\frac{jKd \sin\theta}{2}} e^{-\frac{jKd \sin\theta}{2}}} = \frac{e^{\frac{jnKd \sin\theta}{2}} \sin\left(\frac{nKd \sin\theta}{2}\right)}{e^{\frac{jKd \sin\theta}{2}} \sin\left(\frac{Kd \sin\theta}{2}\right)} \quad \text{I.24}$$

D'où l'expression du champ rayonné dans le plan $y = 0$:

$$\vec{E}(\mathbf{p}) = \left\{ \frac{e^{\frac{jnKd \sin\theta}{2}} \sin\left(\frac{nKd \sin\theta}{2}\right)}{e^{\frac{jKd \sin\theta}{2}} \sin\left(\frac{Kd \sin\theta}{2}\right)} \right\} \left\{ E(\theta) \frac{e^{-jKr}}{r} \vec{e}_p \right\} \quad \text{I.25}$$

Le diagramme de rayonnement du facteur de réseau s'écrit donc dans le plan $y=0$:

$$F(\theta) = \left| \frac{\sin\left(\frac{nKd \sin\theta}{2}\right)}{\sin\left(\frac{Kd \sin\theta}{2}\right)} \right| \quad \text{I.26}$$

Le facteur de réseau devient de plus en plus directif au fur et à mesure que le nombre d'éléments augmente.

Si l'on souhaite obtenir le diagramme de rayonnement réel du réseau, nous devons multiplier le facteur de réseau par le diagramme de rayonnement de chaque antenne [3].

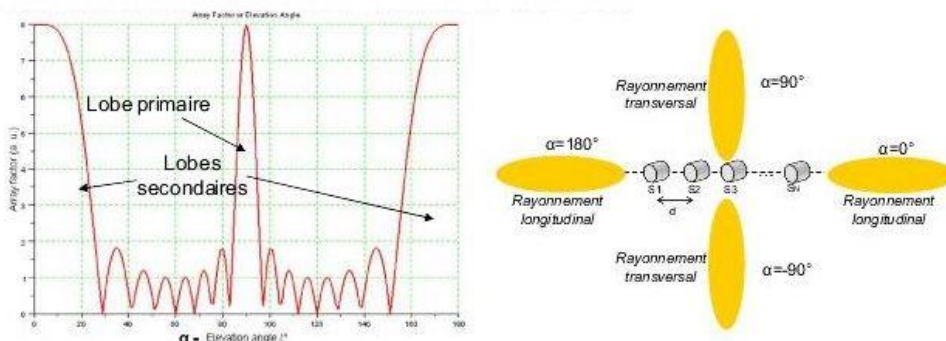


Figure I.12: facteur de réseau pour un réseau composé de 8 éléments

La figure (5) présente un exemple de tracé du facteur de réseau en fonction de l'angle d'élevation pour un réseau de 8 antennes colinéaires séparées de $d = \lambda$, et sans déphasage entre les excitations ($\Phi = 0^\circ$). On pose $A_0 = 1$. 3 maximum apparaissent pour $m = -1, 0$ et 1 . La valeur maximale prise par le facteur de réseau est de $8A_0$. Un lobe primaire apparaît pour $m = 0$ ($\psi = 0$) c'est-à-dire une élévation $\alpha = 90^\circ$ (rayonnement transversal). Deux lobes secondaires apparaissent pour $m = \pm 1$ ($\psi = \pm 2\pi$) c'est-à-dire des élévations $\alpha = 0/180^\circ$ (rayonnement longitudinal). Dès que le nombre n d'éléments devient important (disons supérieur à 10 pour fixer les idées), le diagramme de rayonnement global dépend essentiellement du facteur de réseau, et peu du diagramme de rayonnement de chaque antenne [3].

Pour illustrer cette remarque de manière simple, considérons une antenne dont le diagramme serait en $\cos(\theta)$ en vert sur la figure I.13 et comparons le rayonnement de cette antenne mise en réseau (16 éléments), avec le Facteur de réseau correspondant, qui, rappelons-le, correspond au rayonnement de 16 antennes isotropes.

On constate que le lobe principal est identique, et que les premières différences notables apparaissent à partir du 3^{ème} lobe de réseau qui est de plus faible amplitude pour l'antenne en $\cos(\theta)$, ce que l'on comprend en constatant qu'elle rayonne moins dans cette direction qu'une antenne isotrope.

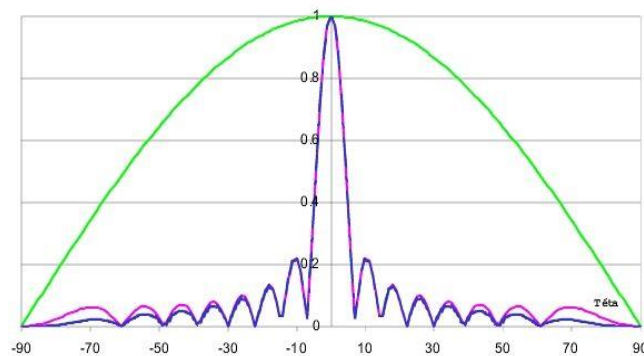


Figure I.13: Rayonnement en $\cos(\theta)$ (vert), 16 antennes isotropes (rose), 16 antennes en $\cos(\theta)$ (bleu).

I.8.4-Analyse du rayonnement en trois dimensions

Les analyses précédentes ont été simplifiées dans un souci de clarification des phénomènes, le diagramme de rayonnement était représenté dans le plan du réseau, choisi comme le plan $y = 0$, ce qui correspond en coordonnées polaire au plan $\varphi = 0$.

Dans les autres directions de l'espace, nous devons prendre en compte la dépendance en φ .

Si on reprend une notation déjà utilisée en désignant par M la position courante à l'abscisse x d'une antenne du réseau ; le déphasage de propagation par rapport à l'antenne servant de référence de phase située à l'origine est donné par le produit scalaire :

$$\vec{KOM} = K(x \sin \theta \cos \Phi + Y \sin \theta \sin \Phi + Z \cos \theta)$$

I.27

Qui se réduit à $K \cdot x \sin \theta \cos \Phi$ lorsque le réseau est aligné suivant l'axe des x .

Reprenant la relation I.25, on en déduit que le facteur de réseau dans une direction (θ, Φ) quelconque s'écrit, pour un réseau linéaire régulièrement espacé d'une distance d , disposé suivant l'axe des x [8]

$$F = \frac{e^{j \frac{Kd \sin \theta \cos \Phi}{2}} \sin\left(\frac{nKd \sin \theta \cos \Phi}{2}\right)}{e^{j \frac{Kd \sin \theta \cos \Phi}{2}} \sin\left(\frac{Kd \sin \theta \cos \Phi}{2}\right)}$$

I.28

I.8.5 -Analyse d'un réseau plan

Nous avançons progressivement dans la généralisation, en considérant un réseau plan constitué par M éléments suivant l'axe des x , et N éléments suivant l'axe des y .

Nous supposerons également que ces éléments sont régulièrement espacés, mais d'une distance qui peut être différente suivant l'axe des x , et suivant l'axe des y : nous désignerons ces distances par dx et dy .

L'élément courant sera désigné par (m, n) , tandis que l'élément $(m=0, n=0)$ sera situé à l'origine Figure (8)[8].

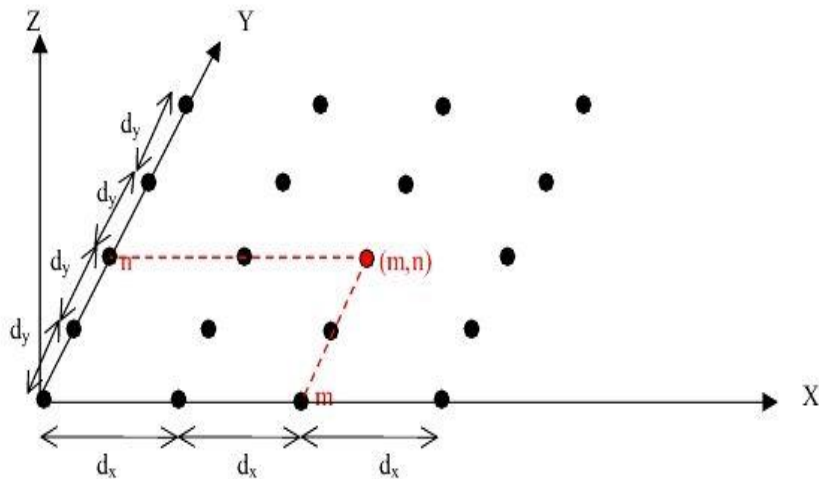


Figure I.14: Représentation d'un réseau plan

Dans ces conditions, le facteur de réseau s'écrit :

$$F = \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} e^{jK(md_x \cos \varnothing \sin \theta + nd_y \sin \varnothing \sin \theta)} \quad \text{I.29}$$

I.8.6- Prise en compte de l'alimentation

Pour des raisons divers (pointage, abaissement des lobes secondaires, ...), on peut souhaiter moduler l'amplitude et la phase du signal appliqué à chaque antenne élémentaire du réseau. Si on désigne l'amplitude complexe de ce signal par [8-10] :

$$a_{m,n} = |a_{m,n}| e^{j\beta_{m,n}} \quad \text{I.30}$$

On obtient une expression générale permettant de calculer le facteur de réseau, et le diagramme de rayonnement d'un réseau plan :

$$F(\theta, \Phi) = \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} |a_{m,n}| e^{jK(md_x \cos \varnothing \sin \theta + nd_y \sin \varnothing \sin \theta + j\beta_{m,n})} \quad \text{I.31}$$

$$\vec{E}(r, \theta, \Phi) = F(\theta, \Phi) E(\theta, \Phi) \frac{e^{-jKr}}{r} \vec{e}_p(\theta, \Phi)$$

I.32

Dans laquelle la dépendance en (θ, ϕ) de chaque paramètre a été clairement explicitée, avec F :facteur de réseau, E : diagramme de rayonnement de chaque antenne élémentaire, le dernier terme de l'équation I.30 représentant le vecteur unitaire de polarisation dans chaque direction de l'espace.

La fonction qui représente le facteur de réseau étant relativement complexe, il n'est plus possible de faire un calcul analytique de directivité : il devient nécessaire de faire appel à des méthodes d'intégration numérique afin d'obtenir la puissance totale rayonnée.

De plus, il n'est plus possible de simplifier le problème par une analyse à une dimension dans laquelle le rayonnement resterait isotrope en θ ou en ϕ , comme en témoignent toutes les relations obtenues précédemment.

I.8.7.1 Evolution de la directivité en fonction de la distance entre éléments

Afin de bien identifier l'influence de la distance entre éléments, nous allons considérer un réseau de 2 éléments au rayonnement isotrope, disposés sur l'axe du x , et séparés par une distance variable d . Dans ces conditions, le diagramme de rayonnement est donné par la relation [8] :

$$E(\theta, \Phi) = \left| \cos \frac{e^{Kd \sin \theta \cos \phi}}{2} \right| \tag{I.33}$$

$$\iint_s \frac{E^2(\theta, \phi)}{\eta} ds = \int_0^\pi \int_0^{2\pi} \frac{E^2(\theta, \phi)}{\eta} r^2 \sin \theta d\phi d\theta \tag{I.34}$$

Par définition, la directivité dans une direction quelconque de l'espace est donnée par la relation :

$$D(\theta, \Phi) = \frac{\frac{E^2(\theta, \phi)}{\eta}}{\int_0^\pi \int_0^{2\pi} \frac{E^2(\theta, \phi)}{\eta} r^2 \sin \theta d\phi d\theta} 4\pi r^2 \tag{I.35}$$

Lorsque $d = 0$, on déduit de (I.32) et (I.34) que la directivité est constante et égale à 1 : les deux éléments sont superposés à l'origine et rayonnent ensemble de manière isotrope.

Lorsque d augmente, la directivité maximum obtenue dans la direction $\theta = 0$ prend la forme :

$$D_{max}(\theta, \Phi) = 4\pi \frac{1}{\int_0^\pi \int_0^{2\pi} \left(\cos \frac{Kd \sin \theta \cos \phi}{2} \right)^2 \sin \theta d\phi d\theta} \tag{I.36}$$

On constate que le maximum de directivité est atteint au voisinage de $d = 0.7 \lambda$: c'est la distance qu'il faudra chercher à atteindre lors de la réalisation de réseaux directifs. (I-7-b)

Evolution de la directivité en fonction du nombre d'éléments

Rappelons le diagramme de rayonnement d'un réseau aligné de n éléments isotropes régulièrement espacés d'une distance d (23), étendu à toutes les directions de l'espace :

$$F(\theta) = \left| \frac{\sin\left(\frac{nKd \sin\theta \cos\varphi}{2}\right)}{\sin\left(\frac{Kd \sin\theta \cos\varphi}{2}\right)} \right| \tag{I.37}$$

Et un raisonnement analogue au précédent conduit à l'expression de la directivité maximum suivante :

$$D_{max}(\theta, \varphi) = 4\pi \frac{n^2}{\int_0^\pi \int_0^{2\pi} \left(\frac{\sin\left[\left(\frac{nKd \sin\theta \cos\varphi}{2}\right)\right]}{\sin\left[\left(\frac{Kd \sin\theta \cos\varphi}{2}\right)\right]} \right)^2 \sin\theta d\varphi d\theta} \tag{I.38}$$

Pour $d = 0.5 \lambda$, le tableau ci-dessous résume les résultats obtenus :

| | | | | | | | |
|----------------------------|---|---|---|---|----|----|----|
| Nombre d'éléments : n | 1 | 2 | 4 | 8 | 16 | 32 | 64 |
| Directivité maximale en Db | 0 | 3 | 6 | 9 | 12 | 15 | 18 |

Pour $d = 0.5 \lambda$, un réseau de $n=2^k$ éléments a une directivité égale à $(3 \cdot k)$ dB. Ainsi, un réseau ayant un gain de 27 dB doit comporter au minimum $2^9 = 512$ éléments.

On ne peut cependant espérer augmenter indéfiniment le gain d'un réseau. Au fur et à mesure que le nombre d'éléments augmente, il faut répartir et distribuer l'énergie à chacun de ces éléments, ce qui induit des pertes qui annihilent l'effet réseau au-delà d'un certain nombre d'éléments.

Pratiquement la limite actuelle de gain, pour des réseaux d'antennes imprimées aux fréquences microondes, est d'une trentaine de dB.

I.8.8 -Le pointage électronique

Les exemples présentés jusqu'à présent concernent des réseaux dont le maximum de rayonnement se situe dans l'axe normal au réseau.

Pour obtenir un maximum dans une autre direction, disons la direction θ_0 de la figure (III-8), il est nécessaire de compenser chaque déphasage de propagation $k d \sin(\theta_0)$ par un déphasage opposé apporté à chacune des sources, de sorte que le rayonnement de chaque source parvienne en phase au point P.

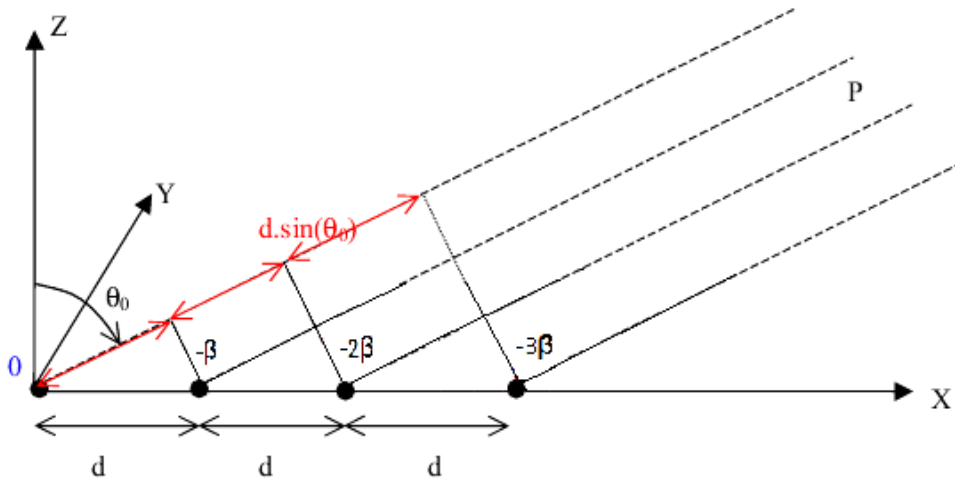


Figure I.15: Evolution du diagramme de rayonnement d'un réseau de 2 éléments en fonction de θ , dans le plan du réseau.

La source à l'origine étant prise comme référence, la deuxième source devra être déphasée de $-k d \sin(\theta_0)$, la troisième de $-2k d \sin(\theta_0)$...etc.

Si on désigne par β le gradient de phase entre deux sources successives, la direction de pointage du réseau θ_0 sera donnée par la relation

$$\beta = K d \sin(\theta_0) \quad \theta_0 = \text{Arc sin} \left(\frac{\beta \lambda}{2 \pi d} \right) \tag{I.39}$$

Pour un réseau à n éléments, le Facteur de réseau devient :

$$F(\theta, \varphi) = \left| \frac{\sin \left(\frac{n K d \sin \theta \cos \varphi - n \beta}{2} \right)}{\sin \left(\frac{K d \sin \theta \cos \varphi - \beta}{2} \right)} \right| \tag{I.40}$$

Et on peut donner une représentation du diagramme de rayonnement dans le plan $\varphi = 0$, en fixant arbitrairement le nombre d'éléments à $n = 16$, et la distance entre éléments à $d = \lambda / 2$ [7].

I.9 .Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons donné des généralités sur les antennes et leurs caractéristiques. Nous avons également tracé le diagramme de rayonnement d'un réseau d'antennes pour différentes valeurs de la distance entre les deux éléments rayonnants d ainsi que pour différentes valeurs du nombre d'antennes N .

Chapitre II
Les algorithmes méta-
heuristiques

II.1. Introduction

Les méta-heuristiques sont des algorithmes itératifs, souvent inspirés de la nature (insectes, animaux...), conçus pour résoudre les problèmes d'optimisation complexes. Parmi les méta-heuristiques les plus utilisées celle inspirées des fourmis.

La plupart des animaux sont beaucoup moins intelligents que l'homme, mais sont cependant capables de réalisations assez évoluées. Considérons par exemple les insectes. Individuellement, une fourmi ou une abeille n'est pas capable de s'adapter aux situations nouvelles. Pourtant, le groupe réalise des tâches très évoluées, comme la construction d'une ruche ou d'une fourmilière. Les insectes sociaux semblent compenser leurs faiblesses individuelles par une coordination globale qui donne à la colonie une forme d'intelligence bien supérieure à celles de ses membres [11].

Les fourmis sont devenues dès lors une nouvelle source d'inspiration pour la conception de méthodes de résolution de problèmes complexes. De plus cette source d'inspiration n'est pas unique étant donné que les fourmis sont dotées d'une grande diversité de caractéristiques disjointes et de comportements collectifs variés.

Ce présent chapitre est consacré à présenter une introduction au monde des fourmis biologiques, ainsi les algorithmes reproduisant les facultés de l'insecte « fourmis » qui forment ainsi une classe de méta heuristique récemment proposée pour les problèmes d'identification [11].

II.2 - Les problèmes d'optimisation

La résolution des problèmes d'optimisation est utilisée dans un grand nombre de domaines. A l'origine, ce sont les militaires qui se sont intéressés à ces questions au cours de la seconde guerre mondiale. C'était en fait un nouveau domaine de recherche en mathématiques appliquées qui a vu le jour avec la recherche opérationnelle. Le développement de l'informatique a ouvert de nouveaux horizons à la résolution de ces problèmes, et a permis un élargissement massif des champs d'application de ces techniques.

La résolution d'un problème d'optimisation et un problème complexe, car de nombreux facteurs interviennent et interagissent entre eux. Néanmoins, l'optimisation appliquée au domaine d'électronique permet de résoudre des problèmes qui étaient insolubles auparavant et aboutit souvent à des solutions originales [12-13].

II.3 - Les éléments d'optimisation

L'optimisation est une des mathématiques consacré à l'étude des minimums ou des maximums d'une fonction à une ou plusieurs variables sur un certain domaine de définition, de l'étude de leur existence à leur détermination, en général par la mise en œuvre d'un algorithme et par suite un programme. Pour mener à bien une opération, plusieurs éléments sont indispensables et conditionnent la solution trouvée. La figure suivante présente les quatre éléments essentiels à la résolution d'un problème d'optimisation.

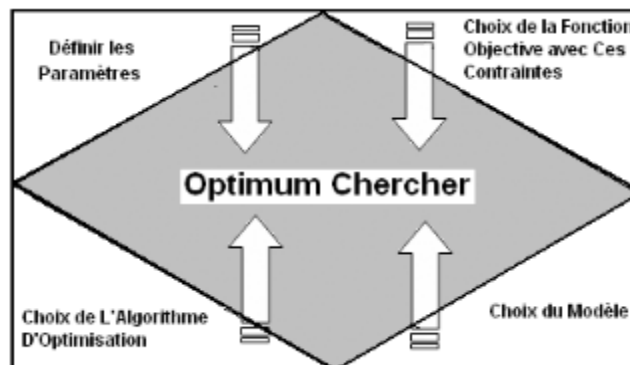


Figure II.1 : Eléments indispensable d'optimisation [13].

En général, un grand nombre de paramètres sont indispensables, il faut être capable de définir les paramètres utiles à l'optimisation. Certains paramètres ont une influence sur la fonction choisie, d'autres pas. Etant donné le coût des simulations, seul les paramètres influents sont à retenir :

Une fonction objective : définit l'objectif à atteindre. La définition de cette fonction est en fait un problème délicat. Car le problème est formulé en un problème d'optimisation par l'intermédiaire de la fonction objective. C'est elle qui est au centre de l'optimisation, c'est donc elle que dépend la pertinence de la solution.

Un modèle : précis, robuste et malléable du système étudié est indispensable. Ce modèle doit être utilisable sur un domaine d'étude le plus large possible.

Un algorithme d'optimisation : permet de trouver la solution. Différentes méthodes d'optimisation existent et en sont présentées [13].

II.4 - L'optimisation combinatoire

L'optimisation combinatoire occupe une place très importante en recherche opérationnelle, en mathématiques discrètes et en informatique. L'optimisation combinatoire est minimiser (ou maximiser) une fonction souvent appelée fonction coût ou fonction objective, d'une ou plusieurs variables soumises à des contraintes. Le sujet de l'optimisation combinatoire dans un domaine discret. Il faut trouver parmi toutes les possibilités, souvent en nombre fini, la possibilité optimale. Ceci paraît facile mais devient infaisable dès que la taille du problème est suffisamment grande. La taille pour laquelle la recherche d'un optimum devient infaisable est petite, très souvent plus petite que la taille des problèmes pratiques. En général, la difficulté d'un problème grandit très vite avec le nombre des variables. Il n'est pas alors faisable d'examiner toutes les possibilités.

Les méthodes d'optimisation peuvent être réparties en deux catégories :

- Méthodes exactes.
- Méthodes approchées.

Les méthodes exactes fournissent systématiquement une solution (optimale) au problème traité si une telle solution existe. Dans le cas contraire, ce type de méthode permet d'affirmer qu'il n'existe pas de solution au problème traité

Les méthodes approchées fournissent une solution approchée au problème traité. Elles sont en général conçues de manière à ce que la solution obtenue puisse être située par rapport à la valeur optimale : de telles méthodes permettent d'obtenir des bornes inférieures ou supérieures de la valeur optimale tel que :

- Méthodes Heuristiques ;
- Méthodes Méta heuristiques [14].

II.5 - La démarche heuristique

L'heuristique est une méthode, une technique ou un critère de guidage ou de décision, en général empirique ou obtenu par approximation, permettant de choisir la voie la plus prometteuse de recherche de la solution au problème posé ou d'éliminer les voies les moins intéressantes, sans garantie sur la validité ou la précision de l'information ainsi fournie.

Les heuristiques disposent d'une simplicité et donc d'une rapidité dans leur exécution plus élevée que les algorithmes classiques. Ces règles s'appliquant à un ensemble particulier la recherche des faits se voit simplifiée et accélérée (moins de possibilités). D'où une analyse des situations améliorées. Mais une méthode heuristique trop simplifiée ou au contraire trop générale peut conduire à des biais cognitifs, générant des erreurs de décision.

L'utilisation de plus de ces éléments simples (les heuristiques) afin de créer des éléments plus complexes (les méta-heuristiques) permet donc de réduire considérablement l'ensemble de recherche global de l'algorithme. L'une de leur caractéristique principale et à première vue défaut, dont hérite également les méta-heuristiques, est qu'ils peuvent dans certains cas ne pas proposer de solution optimale au problème. Mais au résultat s'y approchant d'assez près pour qu'il soit considéré comme correct, on parle alors de garantie de performance [15].

II.6 - Les méta-heuristiques

Les méta-heuristiques sont apparues dans les années 1980 et forment une famille d'algorithmes d'optimisation visant à résoudre des problèmes d'optimisation difficile, pour lesquels on ne connaît pas de méthode classique plus efficace. Elles sont généralement utilisées comme des méthodes génériques pouvant optimiser une large gamme de problèmes différents, sans nécessiter de changements profonds dans l'algorithme employé. Etymologiquement parlant ce mot est composé dans un premier temps du préfixe *méa* qui signifie «au delà» ou «plus haut» en grec puis de *heuristique* qui signifie «trouver». Cette décomposition permet de facilement comprendre le but premier de ces algorithmes : trouver des solutions à des problèmes en utilisant plusieurs (méta) heuristiques.

Méta-heuristiques utilisent des processus aléatoires comme moyens de chercher de l'information et de faire face à des problèmes comme l'explosion combinatoire. En plus de cette base stochastique, les méta-heuristiques sont généralement itératives, c'est-à-dire qu'un même schéma de recherche est appliqué plusieurs fois au cours de l'optimisation, et directes.

Elles tirent en particulier leur intérêt de leur capacité à éviter les optima locaux, soit en acceptant une dégradation de la fonction objective au cours de leur progression, soit en utilisant une population de points comme méthode de recherche [16].

Les méta heuristiques, du fait de leur capacité à être utilisées sur un grand nombre de problèmes différents, se prêtent facilement à des extensions. Pour illustrer cette caractéristique, citons notamment :

- **L'optimisation multi objectif** (dites aussi multicritère) : ou il faut optimiser plusieurs objectifs contradictoires. La recherche vise alors non pas à trouver un optimum global, mais un ensemble d'optima «au sens de Pareto» formant la «surface de compromis» du problème.
- **L'optimisation multimodale** : ou l'on cherche un ensemble des meilleurs optima globaux et/ou locaux.
- **L'optimisation de problèmes bruités** : où il existe une incertitude sur le calcul de la fonction objectif. Incertitude dont il faut alors tenir compte dans la recherche de l'optimum.
- **L'optimisation dynamique** : ou la fonction objective varie dans le temps. Il faut alors approcher au mieux l'optimum à chaque pas de temps.
- **La parallélisations** : ou l'on cherche à accélérer la vitesse de l'optimisation en répartissant la charge de calcul sur des unités fonctionnant de concert. Le problème revient alors à adapter les méta-heuristiques pour qu'elles soient distribuées.
- **L'hybridation** : qui vise à tirer parti des avantages respectifs de méta- heuristiques différentes en les combinant.

Enfin, la grande vitalité de ce domaine de recherche ne doit pas faire oublier qu'un des intérêts majeurs des méta- heuristiques est leur facilité d'utilisation dans des problèmes concrets. L'utilisateur est généralement demandeur de méthodes efficaces permettant d'atteindre un optimum avec une précision acceptable dans un temps raisonnable. Un des enjeux de la conception des méta- heuristiques est donc de faciliter le choix d'une méthode et de simplifier son réglage pour l'adapter à un problème donné [17].

II.6.1- Organisation générale

D'une manière générale, les méta- heuristiques s'articulent autour de trois notions :

-
1. **Exploration** : désigne les processus visant à récolter de l'information sur le problème optimisé
 2. **Exploitation** : vise à utiliser l'information déjà récoltée pour définir et parcourir les zones intéressantes de l'espace de recherche.
 3. **La mémoire** : est le support de l'apprentissage, qui permet à l'algorithme de ne tenir compte que des zones où l'optimum global est susceptible de se trouver, évitant ainsi les optimums locaux.

Les méta-heuristiques progressent de façon itérative, en alternant des phases d'intensification, de diversification et d'apprentissage. L'état de départ est souvent choisi aléatoirement, l'algorithme se déroulant ensuite jusqu'à ce qu'un critère d'arrêt soit atteint.

Certains problèmes d'optimisation combinatoire demeurent hors de portée des méthodes exactes. Un certain nombre de caractéristiques peuvent en effet être problématiques, comme l'absence de convexité stricte (multi-modalité), l'existence de discontinuités, une fonction non dérivable, présence de bruit,...etc. Dans de tels cas, le problème d'optimisation est dit "difficile", car aucune méthode exacte n'est capable de le résoudre exactement en un temps "raisonnable", on devra alors faire appel à des méta-heuristiques permettant une optimisation approchée [16-22].

II.6.2 - Applications

Les méta-heuristiques sont souvent inspirées par des systèmes naturels, qu'ils soient pris en physique (les méthodes de voisinage comme le recuit simulé et la recherche tabou), en biologie de l'évolution (les algorithmes évolutifs comme les algorithmes génétiques et les stratégies d'évolution) ou encore en éthologie (les algorithmes de colonies de fourmis) [17].

II.6.3 - Méta-heuristique à recuit simulé

La méthode de recuit simulé s'inspire du processus de recuit physique. Ce processus utilisé en métallurgie pour améliorer la qualité d'un solide cherche un état d'énergie minimale qui correspond à une structure stable du solide. Les origines du recuit simulé remontent aux expériences réalisées par Métropolis dans les années 50 pour simuler l'évolution d'un tel processus de recuit physique. Métropolis utilisent une méthode stochastique pour générer une suite d'états successifs du système en partant d'un état initial donné. Tout nouvel état est obtenu en faisant subir un déplacement (une perturbation) aléatoire à un atome quelconque.

Le recuit simulé constitue, parmi les méthodes de voisinage, l'une des plus anciennes et des plus populaires.

II.6.4 - Les méta- heuristiques évolutionnaires (génétiques)

Les algorithmes génétiques appartiennent à une famille d'algorithmes appelés méta- heuristique dont le but est d'obtenir une solution approchée, en un temps correct, à un problème d'optimisation, lorsqu'il n'existe pas de méthode exacte pour le résoudre. Les algorithmes génétiques utilisent la notion de sélection naturelle développée par le scientifique Charles Darwin au XIX^{ème} siècle.

L'utilisation d'algorithmes génétiques dans la résolution de problèmes est à l'origine des recherches de John Holland dès 1960. La nouveauté introduite a été la prise en compte d'un opérateur en complément des mutations, et c'est cet opérateur qui permet le plus souvent de se rapprocher de l'optimum d'une fonction en combinant les gènes contenus dans les différents individus de la population [18-20].

II.6.5 - Les méta- heuristiques éthologiques (colonies de fourmis)

Cette méta-heuristique s'inspire des comportements collectifs des fourmis dans leurs découvertes de nouvelles sources de nourriture: en effet ces insectes utilisent des phéromones afin de marquer les informations qu'ils ont recueillies sur leur environnement. L'utilisation de ces phéromones leur permettent de repérer le plus court chemin entre une source de nourriture et leur nid. Car malgré leur capacité cognitive limitée, elles sont collectivement capables de résoudre des problèmes complexes.

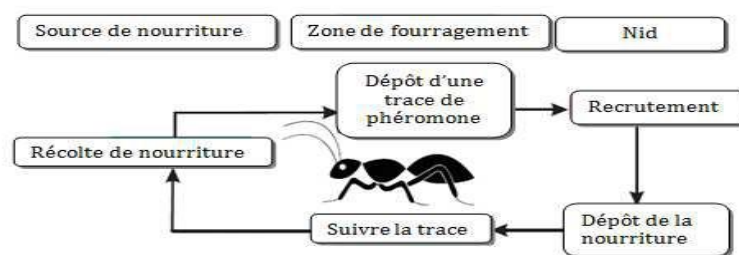


Figure II.2 : Comportement d'une fourmi naturelle lors de la recherche de nourriture [16].

II.6.5.1 - Colonies de fourmis

La place des fourmis dans l'étude des sociétés animales est centrale car elles ont développé des formes très avancées de socialité allant jusqu'à partager leur activité de reproduction en confiant la transmission de leurs gènes à quelques individus de la colonie [16].

II.6.5.2 - Les pistes de phéromones

Les fourmis ont la particularité d'employer pour communiquer des substances volatiles appelées phéromones. Elles sont attirées par ces substances, qu'elles perçoivent grâce à des récepteurs situés dans leurs antennes. Ces substances sont nombreuses et varient selon les espèces. Les fourmis peuvent déposer des phéromones au sol, grâce à une glande située dans leur abdomen, et former ainsi des pistes odorantes, qui pourront être suivies par leurs congénères (Figure 2.3).

Les fourmis utilisent les pistes de phéromone pour marquer leur trajet, par exemple entre le nid et une source de nourriture. Une colonie est ainsi capable de choisir (sous certaines conditions) le plus court chemin vers une source à exploiter, sans que les individus aient une vision globale du trajet.

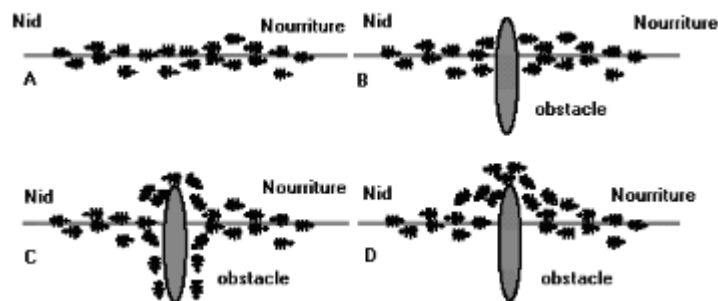


Figure II.3 : Le chemin entre le nid et la nourriture [16].

- (a) Dans cette figure les fourmis réelles suivent un chemin entre le nid et la nourriture.
- (b) Un obstacle apparaît sur le chemin : Les Fourmis choisissent de tourner soit à gauche soit à droite avec une probabilité égale.
- (c) La phéromone est déposée plus rapidement sur le chemin le plus court.
- (d) Toutes les fourmis ont choisi le chemin le plus court.

Il est difficile de connaître avec précision les propriétés physico-chimiques des pistes de phéromone, qui varient en fonction des espèces et d'un grand nombre de paramètres. Cependant, les méta-heuristiques d'optimisation de colonies de fourmis s'appuient en grande partie sur le phénomène d'évaporation des pistes de phéromone. Or, on constate dans la nature que les pistes s'évaporent plus lentement que ne le prévoient les modèles.

Les fourmis disposent en effet «d'heuristiques» leur apportant un peu plus d'informations sur le problème (par exemple une information sur la direction). Il faut garder à l'esprit que l'intérêt immédiat de la colonie (trouver le plus court chemin vers une source de nourriture) peut être en concurrence avec l'intérêt adaptatif de tels comportements. Si l'on prend en compte l'ensemble des contraintes que subit une colonie de fourmis (prédation, compétition avec d'autres colonies, etc.), un choix rapide et stable peut être meilleur, et un changement de site exploité peut entraîner des coûts trop forts pour permettre la sélection naturelle d'une telle option [17].

II.7 – PeSOA : Stratégie de chasse des pingouins

La théorie de l'optimalité du comportement de recherche de nourriture a été modélisée dans les travaux de [23]. Ces deux études ont émis l'hypothèse que le comportement alimentaire peut s'expliquer par raisonnement économique : lorsque le gain d'énergie est supérieur à la dépense nécessaire pour obtenir ce gain, il s'agit donc d'une activité de recherche alimentaire rentable. Les pingouins, en tant qu'êtres biologiques, utilisent cette hypothèse pour extraire des informations sur le temps et le coût des recherches de nourriture et le contenu énergétique des proies, d'une part, et le choix de chasser ou non dans la zone choisie, en fonction de sa forte ressource et la distance entre les zones d'alimentation, d'autre part. La surface est un endroit pour les pingouins car ils sont obligés de revenir après chaque voyage de recherche de nourriture. Un voyage implique une immersion en apnée. La durée d'un voyage est limitée par les réserves d'oxygène des manchots et la vitesse à laquelle ils l'utilisent, c'est-à-dire leur métabolisme. Les pingouins volent dans l'eau et peuvent plonger à plus de 520 m pour chercher de la nourriture. Bien que ce soit plus efficace et moins fatiguant de nager sous l'eau qu'à la surface, ils doivent revenir régulièrement à la surface pour respirer.

Les pingouins se nourrissent de poissons et de calmars. Pour cela, ils doivent chasser en groupe et se synchroniser leurs plongées pour optimiser la recherche de

nourriture [18]. Les pingouins communiquent avec les uns les autres avec des vocalises. Ces vocalisations sont propres à chaque pingouin (comme les empreintes digitales chez les humains). Par conséquent, ils permettent l'identification unique de chaque pingouin et la reconnaissance des pingouins entre eux [18]. Ce facteur d'identification et de reconnaissance est important car il y a une grande taille de la colonie et une grande similitude des manchots. Le montant du nécessaire la nourriture pour un pingouin est variable selon l'espèce, l'âge, la variété et la quantité de nourriture disponible dans chaque région. Des études ont montré qu'une colonie de 5 millions des pingouins peuvent manger quotidiennement 8 millions de livres de krill et de petits poissons [18].

II .8- L'algorithme PeSOA

Pour résumer les observations du comportement de recherche de nourriture des manchots, les règles suivantes sont présentées [19].

Règle 1 : Une population de manchots se compose de plusieurs groupes. Chaque groupe contient un nombre de manchots qui varie en fonction de la disponibilité de nourriture dans la région d'alimentation correspondante.

Règle 2 : Chaque groupe de manchots commence à se nourrir à une profondeur spécifique sous l'eau en fonction des informations sur le gain d'énergie et le coût pour l'obtenir.

Règle 3 : Ils se nourrissent en équipe et suivent leur guide local qui s'est nourri de la plupart des aliments lors de la dernière plongée. Les pingouins scrutent l'eau à la recherche de nourriture

jusqu'à ce que leurs réserves d'oxygène soient épuisées.

Règle 4 : Après un certain nombre de plongées, les manchots reviennent à la surface pour partager avec ses affiliés locaux, via la communication intragroupe, les emplacements et l'abondance des sources de nourriture.

Règle 5 : Si le support alimentaire est moindre pour les pingouins d'un groupe donné une partie du groupe (ou l'ensemble du groupe) migre vers un autre endroit via la communication intergroupe. Dans le tableau 1, nous relierons ces règles aux principes des heuristiques d'optimisation. La mer correspond à l'espace de solution et le but de la recherche de manchots est de localiser la meilleure position sous l'eau montrant les bancs de poissons les plus abondants. La position de chaque manchot individuel est donc une solution candidate au problème d'optimisation. L'énergie du pingouin obtenue en

Chapitre II Les algorithmes méta-heuristiques

attrapant des proies en termes de quantité de poissons autour d'une position est analogue à l'aptitude de la solution. La réserve d'oxygène d'un pingouin reflète son état de santé qui sert de coefficient d'accélération dans une instance de nage. Enfin, les deux formes de communication représentent les stratégies de recherche méta-heuristiques pour augmenter la probabilité de cibler l'optimum global.

Les idées générales de la PeSOA fonctionnent comme suit. Les pingouins sont divisés en groupes (pas nécessairement avec la même cardinalité) et chaque groupe commence à se nourrir avec une région spécifique. Le statut de chaque pingouin est représenté par sa position et sa réserve d'oxygène. Après plusieurs plongées, le pingouin revient à la surface et partage avec les membres de son groupe la position et la quantité de nourriture trouvée.

Le meilleur local de chaque groupe s'améliore continuellement au fur et à mesure que plus de membres signalent les sources de nourriture. Après tout un cycle de la communication intra-groupe de tous les groupes de manchots, les manchots pourraient migrer vers d'autres l'habitat du groupe selon la probabilité de croissance existence de chaque groupe en termes de quantité de nourriture trouvée par tous ses membres. La collaboration d'équipe la recherche de nourriture se répète jusqu'à ce qu'un nombre maximal de cycles aient été effectués. Avec les notes définies dans le tableau 2, les heuristiques de recherche effectuées par le PeSOA sont articulées comme suit dans l'algorithme, chaque pingouin est représenté par le trou "i" et le niveau "j" et le nombre de poissons mangés. La distribution des manchots est basée sur des probabilités de l'existence de poissons dans les trous et les niveaux. Les pingouins sont divisés en groupes (pas nécessairement la même cardinalité) et commencent la recherche dans des positions aléatoires. Après un nombre fixe de plongées, les pingouins retournent sur la glace pour partager avec ses la profondeur (niveau) et la quantité (nombre) de nourriture trouvée par l'affilié (Inter-groupe La communication). Les pingouins d'un ou plusieurs groupes avec peu de nourriture, suivent à la plongée suivante, les pingouins qui chassaient beaucoup de poissons.

II.10- Conclusion

Ce chapitre décrit les principales méta-heuristiques, leurs origines, leurs principes de fonctionnement et leurs algorithmes sous-jacents. De plus, nous avons introduit les deux méthodes que nous avons adaptées pour résoudre notre problème, l'algorithme PeSOA

Chapitre II Les algorithmes méta-heuristiques

basé sur le comportement de recherche de la façon dont les pingouins recherchent de la nourriture.

.

Chapitre III
Utilisation de l'algorithme
PeSOA pour l'Optimisation

III.1- Introduction

Dans le premier chapitre nous avons étudié la relation entre le nombre d'antennes N , l'influence de la distance inter-antenne d ainsi que le déphasage Ψ entre deux antennes adjacentes et l'amélioration de la directivité du diagramme de rayonnement. Dans ce chapitre nous allons montrer l'intérêt d'identifier ces paramètres afin d'optimiser le rayonnement d'un réseau d'antennes. Ce chapitre présente ainsi l'application de la méthode méta-heuristique PeSOA afin d'optimiser l'efficacité des réseaux d'antennes.

Les réseaux d'antennes sont principalement utilisés dans les applications requérant une très bonne directivité comme les systèmes de télécommunication et les radars, la téléphonie mobile, Antennes sur stations de bases Satellites, télévision directe domestique ou embarquée sur véhicules, réseaux à faisceaux commutés à couverture reconfigurable...etc.

III.2- Théorie de la méthode de synthèse

Tous les problèmes d'optimisations peuvent se réduire à la minimisation d'une fonction appelée "fonction objectif" ou "fonction d'erreur". Cette fonction est une représentation de la différence qui existe entre les performances réelles (synthétisées) et désirées (imposées) de l'application que l'on traite. On note $ERR(x)$ cette fonction d'erreur :

$$\underline{x} = \begin{bmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} \rightarrow \text{err}(x_1, \dots, x_n)$$

III.1

Le vecteur x représente l'ensemble des paramètres accessibles à l'utilisateur et donc modifiable pendant le processus d'optimisation.

Dans notre travail la fonction objective à optimiser est la minimisation de l'erreur quadratique donné par l'équation (III.2).

L'identification des paramètres, la fonction objective F_{obj} est donné par :

$$\min F_{obj} = \sum_{\theta} \|F_s(\theta) - F_d(\theta)\|^2$$

III.2

Où

$F_s(\theta)$ et $F_d(\theta)$ représentent l'état calculé et désiré respectivement du système en fonction de (θ) .

Le processus d'optimisation est exécuté à plusieurs reprises afin d'identifier les données d'entrées-sorties par l'algorithme méta-heuristique PeSOA. On peut facilement modifier le diagramme pour :

- Augmenter la directivité
- Obtenir des diagrammes de rayonnement très proches du diagramme optimal désiré
- Changer quasi instantanément la forme du faisceau.

La synthèse du diagramme d'un réseau d'antennes n'est pas un nouveau problème. Elle consiste à déterminer les paramètres géométriques, ou électriques du réseau afin de produire un diagramme désiré par le concepteur. Ce dernier peut être défini analytiquement ou à partir d'un gabarit.

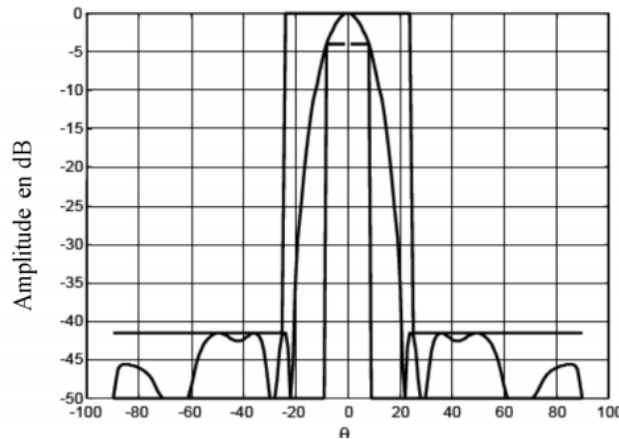


Figure III.1 : Diagramme de rayonnement avec un gabarit

III-3 : Résultats de simulations

Si l'on souhaite obtenir le diagramme de rayonnement réel du réseau, nous devons multiplier le facteur de réseau par le diagramme de rayonnement de chaque antenne [3].

La figure III.2 présente l'évolution de la directivité du diagramme de rayonnement en fonction du déphasage Ψ , le nombre d'éléments rayonnants $N=2$, $N=10$, $N=16$ et $N=32$ respectivement avec $\lambda=0.0566\text{m}$.

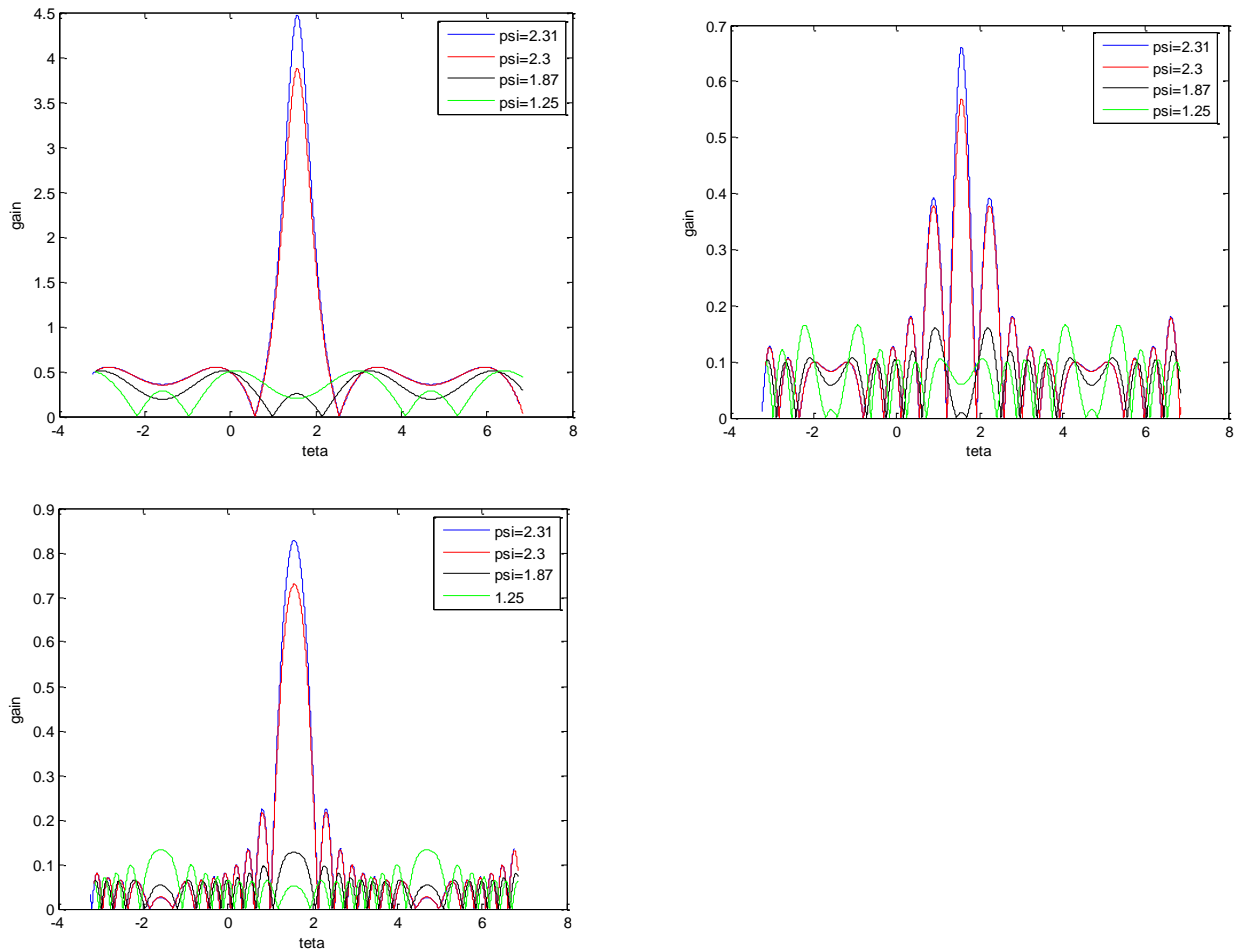
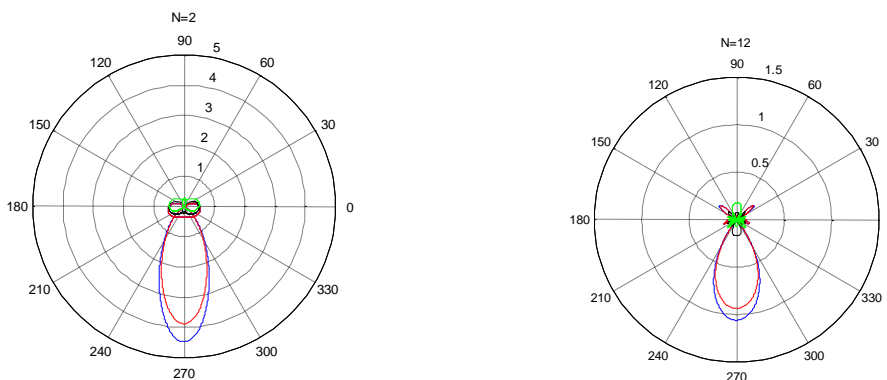


Figure III.2 : Evolution de la directivité en fonction du déphasage Ψ ($N=2$, $N=16$ et $N=32$, $d =0.0137$)

Le facteur de réseau devient de plus en plus directif au fur et à mesure que le nombre d'éléments augmente. Avec l'apparition d'un plus grand nombre de lobes secondaire.



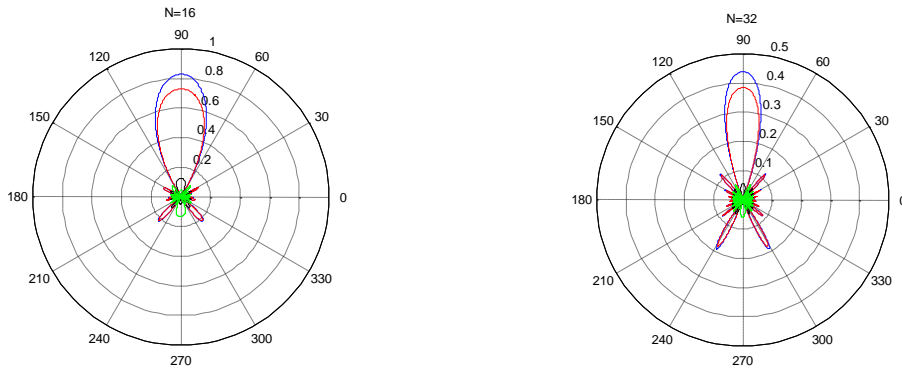


Figure III.3 diagramme de rayonnement en fonction du déphasage Ψ ($N=2$, $N=12$, $N=16$ et $N=32$, $d =0.0137$)

La figure III.3 nous donne le diagramme de rayonnement en fonction du déphasage entre les éléments rayonnant pour différentes valeurs de N . Si $\Psi > 2$ On remarque que l'amplitude du lobe principal est diminuée avec une augmentation de l'amplitude des lobes secondaire indésirable. Pour $\Psi = 2,3$ le gain du lobe principal augmente et les lobes secondaires deviennent plus petits. Nous pouvons trouver différentes courbes en modifiant la valeur de Ψ entre ces éléments rayonnants du réseau.

La directivité du diagramme dépend à la fois de l'espacement entre les éléments rayonnants, de l'amplitude et de la phase du courant alimentant de chaque élément.

La directivité du diagramme dépend à la fois de l'espacement entre les éléments rayonnants, de l'amplitude et de la phase du courant alimentant de chaque élément.

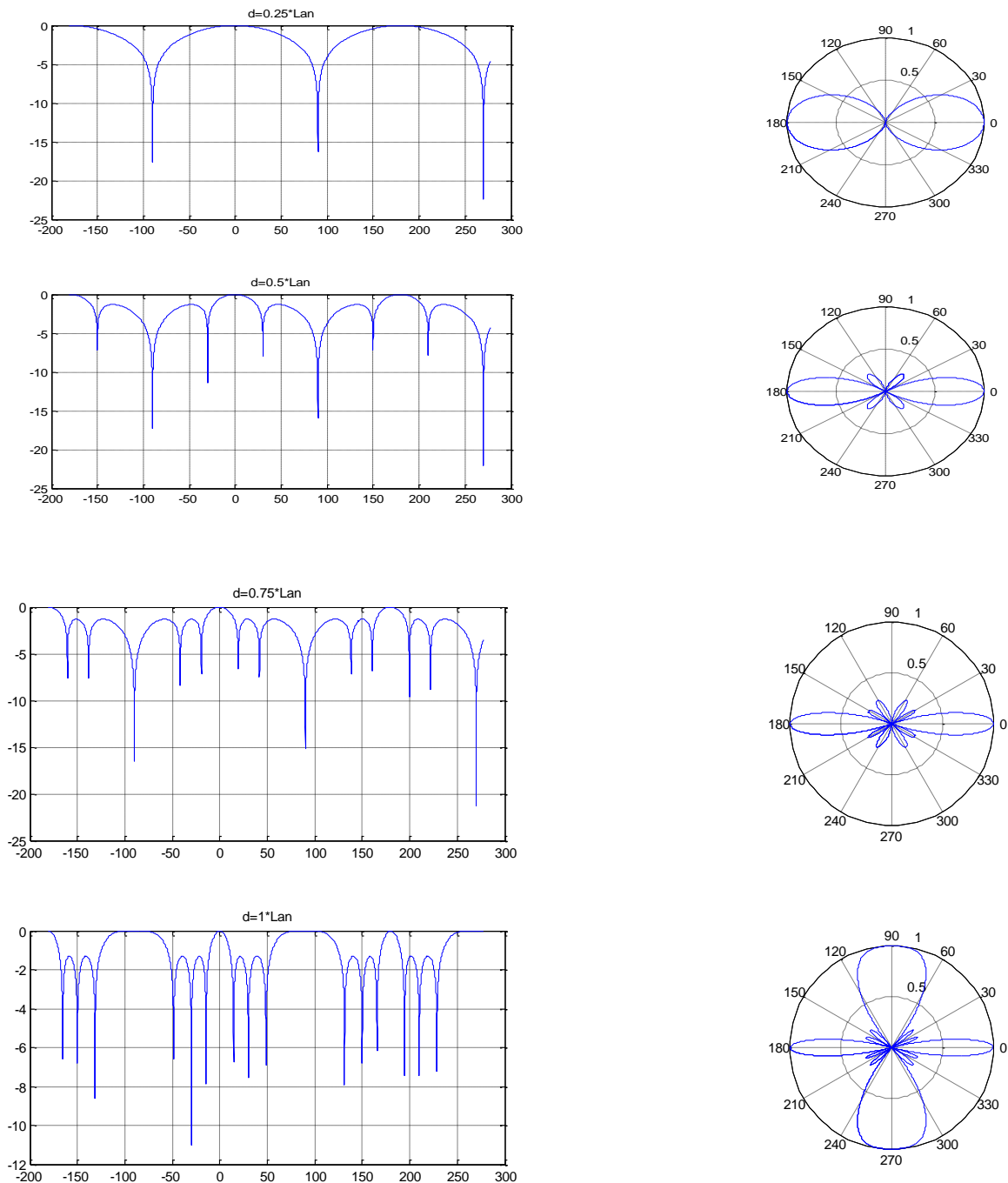


Figure III.4 : Evolution de la directivité en fonction de la distance d ($d=0.25\lambda, 0.5\lambda, 0.75\lambda$ et λ) entre deux éléments adjacents ($N=4, \Psi=0$)

En augmentant la valeur de d , on peut remarquer clairement que le nombre des lobes secondaires augmente avec un abaissement de la puissance de ces lobes, et on observe également que le lobe principal devient plus étroit et par ailleurs on peut constater que la directivité augmente.

En agissant sur ces paramètres, on peut obtenir une grande variété de diagrammes. Cependant, pour obtenir des gains et des directivités plus importantes, il faut utiliser des réseaux ayant plus de deux éléments. Ces réseaux sont la solution la plus économique pour obtenir des diagrammes directifs.

On constate que le maximum de directivité est atteint au voisinage de $d = 0.7 \lambda$: c'est la distance qu'il faudra chercher à atteindre lors de la réalisation de réseaux directifs.

On peut constater également que un abaissement des lobes secondaires, avec pour contrepartie, un élargissement du lobe principal, ce qui revient à une diminution de la directivité

Un abaissement de l'ensemble des lobes secondaires à des niveaux très faibles nécessite l'utilisation de méthodes d'optimisation appropriées : c'est un des objectifs de la synthèse de réseau.

III.3-Utilisation de l'algorithme PeSOA

L'algorithme d'optimisation (PeSOA) est l'un des derniers algorithmes méta heuristiques inspirés du comportement social de Pingouins basé sur la stratégie collaborative de chasse aux pingouins.

Pseudocode de l'algorithme PeSOA [19]:

Générer une population aléatoire de solutions P (pingouins) en groupes ;
Initialiser la probabilité d'existence de poissons dans les trous et niveaux ;
Pour $i=1$ au nombre de générations ;
Pour chaque individu i P do
Alors que les réserves d'oxygène ne sont pas épuisées,
- Faites un pas au hasard.
- Améliorez la position du pingouin en utilisant les équations. (III.3)
- Mettre à jour les quantités de poisson consommées pour ce pingouin.
Finir
Finir
- Mettre à jour les quantités de poissons mangés dans les trous, les niveaux et le meilleur groupe.
- Redistribue les probabilités de pingouins dans les trous et les niveaux (ces probabilités sont calculées en fonction du nombre de poissons consommés).
- Mettre à jour la meilleure solution
Finir

Où:

$$D_{new} = D_{Last} + \text{rand}() |X_{LocalBest} - X_{LocalLast}| \quad (\text{III.3})$$

Dans ce travail on cherche la répartition spatiale des éléments rayonnants (antennes) pour que le diagramme de directivité du réseau soit aussi proche que possible d'un diagramme désiré ou de montrer des zéros de réflexion des interférences.

Nous avons transformé le problème d'identification des paramètres du réseau (distance entre élément rayonnants d , le déphasage Ψ) à un problème d'optimisation dans le sens de minimiser la fonction objective (la fonction erreur entre le diagramme désiré et estimé).

L'organigramme est exécuté à plusieurs reprises afin d'entraîner le système à optimiser les données d'entrées-sorties par l'algorithme méta-heuristique PeSOA.

La procédure principale de cette méthode est donnée par l'organigramme suivant:

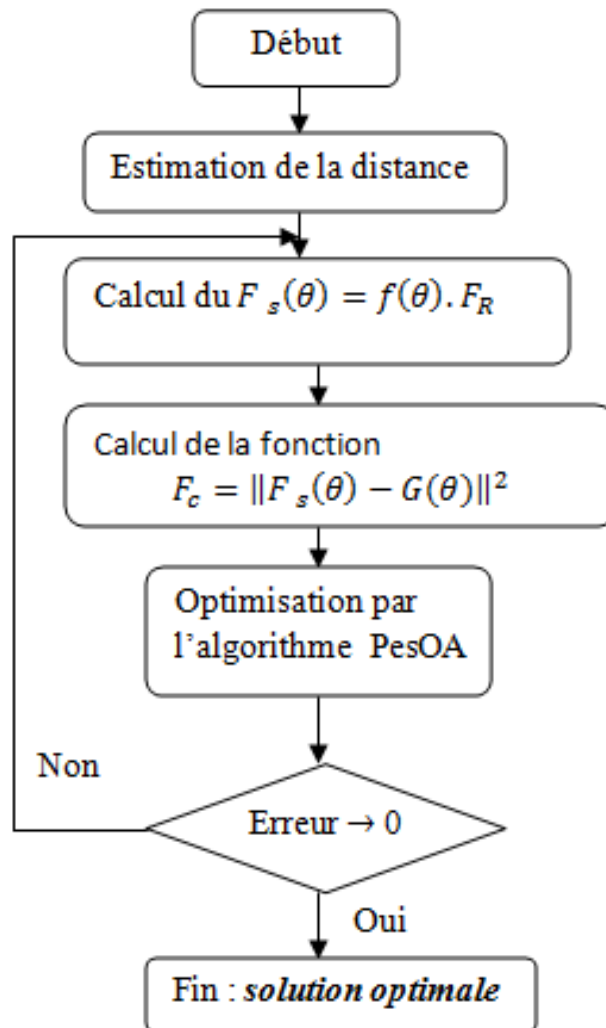


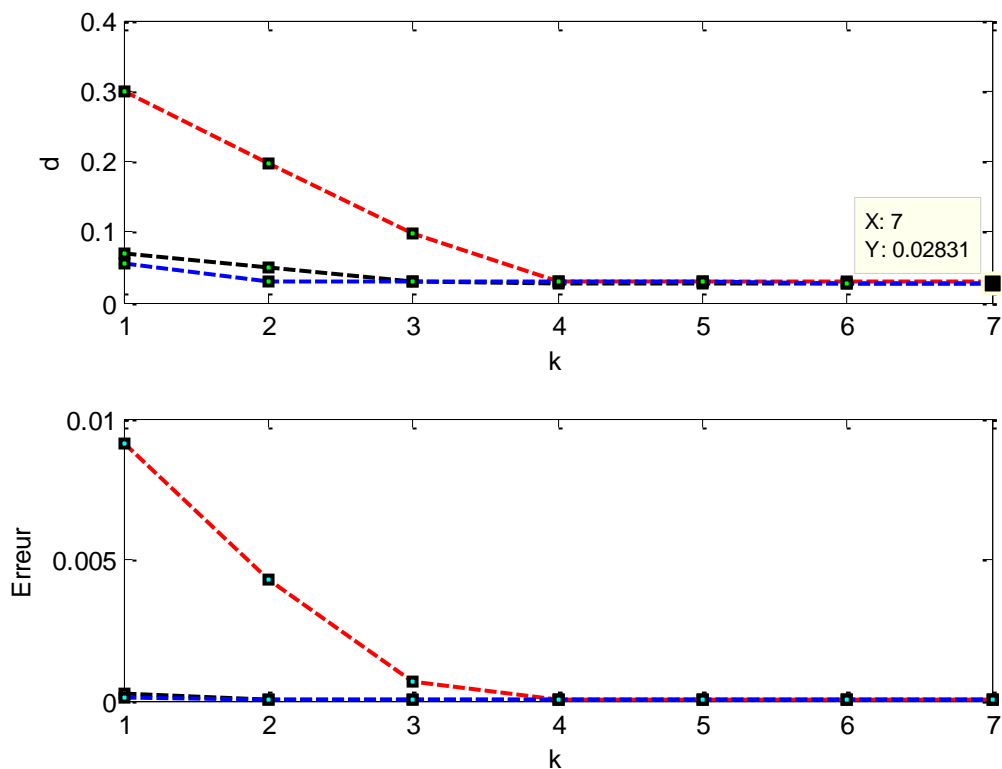
Figure III.5 : La procédure principale utilisée pour l'optimisation

Cette figure présente le processus d'optimisation qu'on a utilisé par application de l'algorithme méta-heuristique PeSOA dont le diagramme de réception du réseau d'antennes prévoit une disparition dans les directions des signaux brouilleurs afin d'éviter un abaissement du gain dans la direction du signal de communication désiré

Les paramètres du réseau d'antennes pour le réseau d'antennes aussi, les paramètres suivants seront fixés : N , λ et Ψ .

Le choix du paramètre d est primordial afin d'éviter l'apparition des lobes de périodicité et réduire l'effet de couplage mutuel.

Les figures III.6 et III.7 présentent l'optimisation de la valeur de la distance entre élément ' d ' pour que la fonction objective (l'erreur) tend vers 0 afin d'optimiser le diagramme de rayonnement.



**Figure III.6 : La valeur de la distance ' d ' en utilisant l'algorithme PeSOA
 $N=16$, $\lambda=0.0566$ m et $\Psi=0.79$**

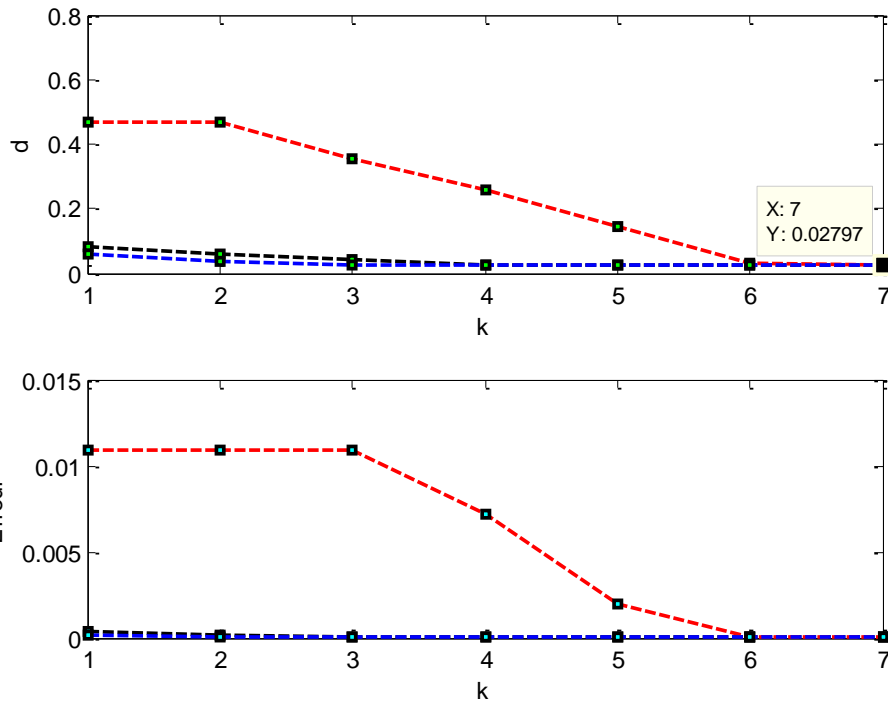


Figure III.7 : La valeur de la distance 'd' en utilisant l'algorithme PeSOA
 $N=16$, $\lambda=0.0566$ m et $\Psi=0.79$

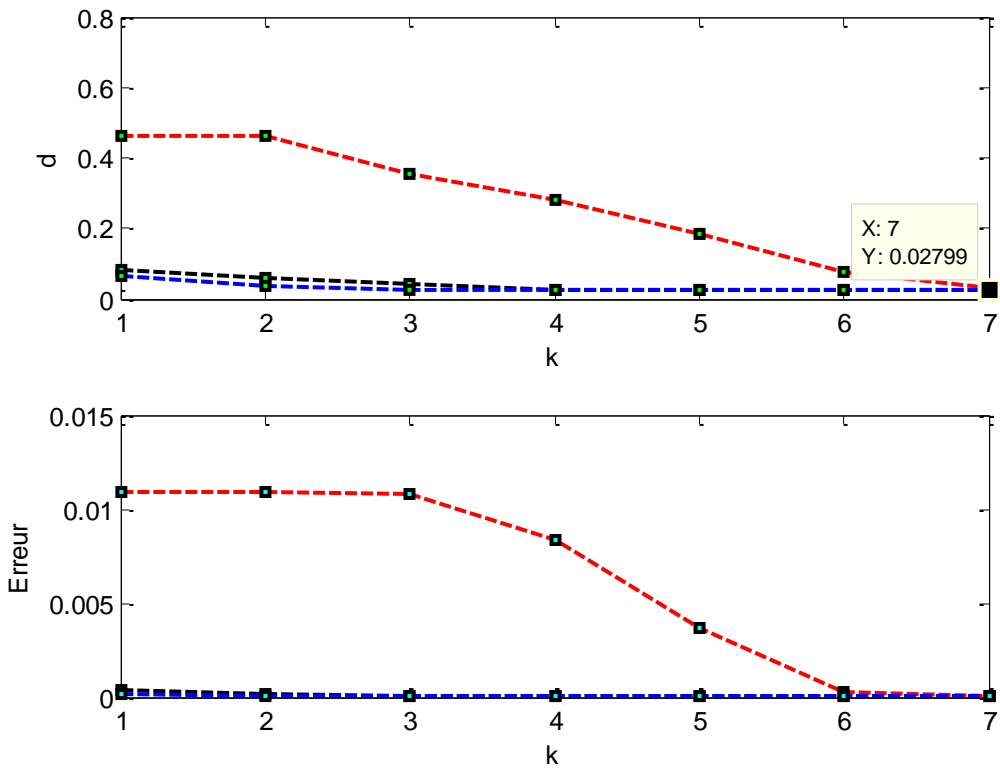
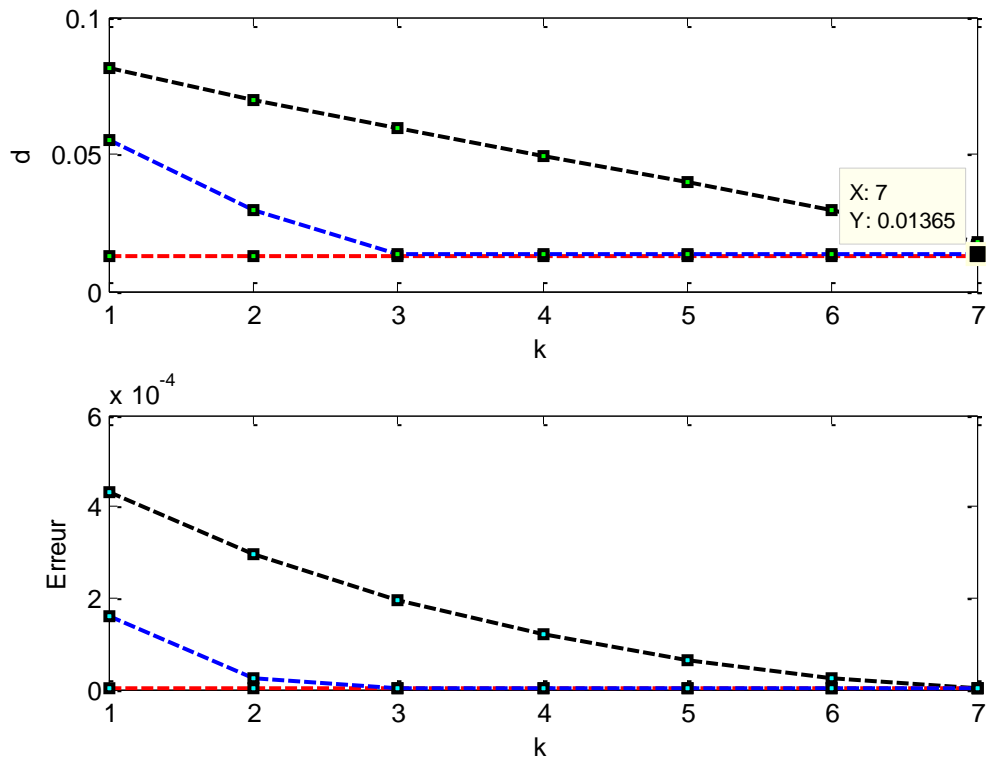


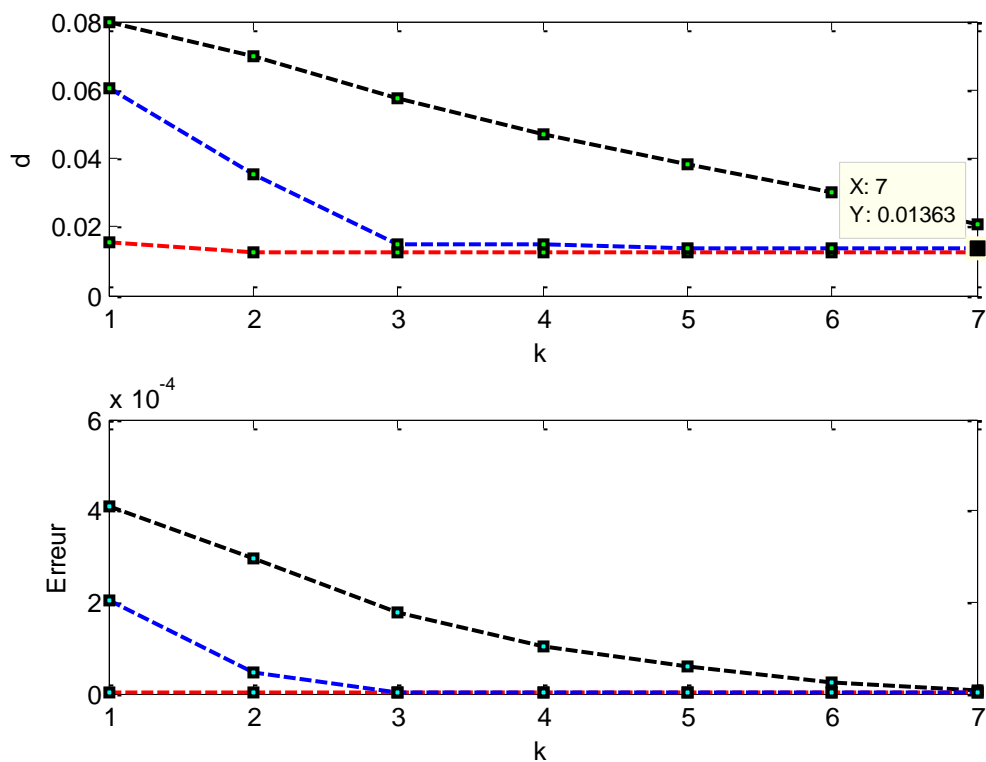
Figure III.8 : La valeur de la distance 'd' en utilisant l'algorithme PeSOA
 $N=16$, $\lambda=0.0566$ m et $\Psi=0.79$

Nous avons remarqué que pour $N=16$, $\lambda=0.0566$ m et $\Psi=0.79$; lorsque la fonction objective tends vers zéro, le paramètre d converge vers la valeur $d=0.028$ m.



**Figure III.9 : La valeur de la distance 'd' en utilisant l'algorithme PeSOA
N=16, $\lambda=0.0566$ m et $\Psi=2.3$**

Nous avons remarqué que pour $N=16$, $\lambda=0.0566$ m et $\Psi=0.79$; lorsque la fonction objective tends vers zéro, le paramètre d converge vers la valeur $d=0.013$ m.



**Figure III.10 : La valeur de la distance 'd' en utilisant l'algorithme PeSOA
N=16, $\lambda=0.0566$ m et $\Psi=2.3$**

Ces figures montre bien la convergence de l'algorithme vers une valeur bien définie et par ailleurs la fonction objective (l'erreur) tend vers 0.

Pour obtenir des gains plus élevés et des directivités plus grandes, il est nécessaire d'utiliser l'identification des paramètres par algorithmes rapprochés dits méta-heuristiques permettant d'obtenir une grande variété de diagrammes pour n'importe quel réseau d'antennes.

Donc chaque paramètre a une influence sur le comportement de l'algorithme, donc il faut bien choisir et tester le programme plusieurs fois afin de minimiser la fonction objective et la valeur identifié donne une meilleure solution.

III.5-Conclusion

Le contrôle des paramètres du réseau permet d'obtenir une grande variété de diagrammes, même pour un simple réseau à deux éléments. Cependant, pour obtenir des gains plus élevés et des directivités plus grandes, il est nécessaire d'utiliser une optimisation.

Ce travail est basé sur le concept d'identifier et d'optimiser le diagramme de rayonnement par l'algorithme d'optimisation méta-heuristique PeSOA. Les résultats de la simulation montrent la simplicité la performance et l'efficacité de l'algorithme méta-heuristique

Chapitre III Utilisation de l'algorithme PeSOA pour l'optimisation

PeSOA pour l'identification et l'optimisation du diagramme de rayonnement d'un réseau d'antennes et nous encourage à les utiliser pour l'optimisation d'autres types d'antennes.

Conclusion g n rale

Conclusion générale

Dans ce mémoire, nous nous sommes intéressées au problème d'optimisation dans un réseau d'antennes. A travers ce travail de fin d'études, nous avons utilisé l'algorithme de pingouin PeSOA comme un outil d'optimisation permettant de minimiser l'erreur. Le diagramme de rayonnement d'une antenne reste fixe et immobile.

Pour obtenir un diagramme de rayonnement variable on utilise un réseau d'antennes. La valeur optimale d'un paramètre du réseau permet d'obtenir un diagramme de rayonnement optimisé avec des niveaux de lobes secondaires très bas et un diagramme de rayonnement voulu. Ces réseaux sont généralement composés d'un élément actif (alimenté par la base ou par le centre) et d'un ou plusieurs éléments passifs convenablement espacés entre eux. La directivité horizontale souhaitée dépend de la position des éléments rayonnants.

Les méthodes de résolution exactes permettent d'obtenir une solution dont l'optimalité est garantie, dans certaines situations, on peut cependant chercher des solutions de bonne qualité sans garantie d'optimalité, mais au profit d'un temps de calcul plus réduit. Pour cela, l'application des méthodes méta-heuristiques inspirés de la nature et adaptés à chaque problème traité. Cependant l'inconvénient de ces méthodes est de ne disposer en retour d'aucune information sur la qualité des solutions obtenues.

Les méta-heuristiques exploitent généralement des processus aléatoires dans l'exploration de l'espace de recherche et en plus de cette base stochastique, les méta-heuristiques sont des méthodes itératives, ainsi le même processus de recherche est répété lors de la résolution.

Dans ce travail, Nous avons présenté une optimisation d'un diagramme de rayonnement d'un réseau d'antennes par l'algorithme PeSOA (penguin search optimisation algorithm) afin d'augmenter la directivité des antennes et réduire le niveau des lobes secondaires.

L'utilisation de l'algorithme API nous a permis d'optimiser la distance d entre éléments de réseau d'antennes.

Le choix de la fonction d'optimisation reste un choix délicat car cette dernière représente le paramètre clé de la convergence vers une solution optimale.

Nous pouvons donc en conclure que:

- Les méta-heuristiques sont des bonnes stratégies pour se disposer intelligemment dans l'espace des solutions, afin d'obtenir une solution, la meilleure possible
- L'objectif d'une méta-heuristique, est de garantir à trouver le paramètre optimum. Pour cela, l'idée est à la fois de se déplacer dans l'espace de recherche, et

Conclusion générale

d'explorer les zones qui peuvent être attirantes ; mais sans être piégé par les optima locaux.

- Les méta-heuristiques sont souvent inspirées de processus naturels et sont de plus en plus hybridées avec d'autres méthodes de recherche.

Ce travail est un thème qui ouvre la recherche sur plusieurs types d'antennes et la variation de la différence de phase entre éléments rayonnants.

BIBLIOGRAPHIE

BIBLIOGRAPHIE

- [1] Odile Picon, Collectif - Les antennes _ Théorie, conception et applications-Dunod (2009)
- [2] [Http://www.infcom.rnu.tn/content/pdf/cours/aline-saidane/chapitre1-generalies-sur-les-antenne](http://www.infcom.rnu.tn/content/pdf/cours/aline-saidane/chapitre1-generalies-sur-les-antenne), consulté le 18/10/2014 à 16:58.
- [3] Alexandre Boyer ,Antennes ,2011 ; disponible sur : <http://blog.f6krk.org/wp-content/uploads/2011/12/Generalite-sur-les-antennes.pdf>
- [4] Guellil .N, Etude et conception d'un réseau d'antennes beamforming à base de la matrice de Butler en utilisant ADS.Momentum.
- [5] ChorfiH,Cconception d'un nouveau système d'antenne réseau conforme en onde millimétrique, Mémoire ,Univ du Québec 2012, disponible sur : <http://depositum.uqat.ca/491/1/hamidchorfi.pdf>
- [6] Djebaili mahmoud, Laouar mohamed lamine, Optimisation d'un réseau d'antennes par un algorithme méta-heuristique API.. Dirigé par : Mammeri Fouzia, Mémoire de fin d'études, université de kenchela, 2020.
- [7] Gross, F.B., *Smart antennas for wireless communications: with MATLAB*. 2005, New York: McGraw-Hill. xiv, 270 p.
- [8] B Barkat.o, Etude et Synthèse des Caractéristiques de Réseaux d'antennes Imprimées Supraconductrices dans la Bande Millimétrique, thèse de doctora, Univ de Constantine 2009.
- [9] Kenaoui. K, Optimisation d'un réseau d'antennes (ILS) par l'algorithme d'abeilles, thèse de Master, Univ de Boumerdes 2016.
- [10] **Merad L et al**, Conception de réseaux d'antennes imprimées par les algorithmes génétiques et le recuit simulé Microstrip antennas array Design Using Geneticalgorithms and Simulated Annealing. traitement du signal 2004_volume 21_numéro 3.
- [11] Johann Dró. Adaptation de la méta-heuristique des colonies de fourmis pour l'optimisation difficile en variables continues. Application en génie biologique et médical. Université Paris XII Val de Marne, 2003.
- [12] Maamri fouzia Contribution à la modélisation et à l'identification des systèmes chaotiques par les méta-heuristiques Méthodes méta-heuristiques - Stabilité par la méthode de Lyapunov THÈSE Présentée en vue de l'obtention du diplôme de Doctorat en Sciences Univ OEB. 20219.
- [13] Peio Loubiere. Amélioration des métaheuristiques d'optimisation à l'aide de l'analyse de sensibilité. Université Paris-Est, 2016.
- [14] Monmarché N. Algorithmes de fourmis artificielles : applications à la classification et à

BIBLIOGRAPHIE

- l'optimisation. Université François Rabelais - Tours, 2000.
- [15] Fresneau, D. (1985). Individual foraging and path fidelity in a ponerine ant. *Insectes Sociaux*, Paris, 32(2) :109–116.
- Fresneau, D. (1994). Biologie et comportement social d'une fourmi pour mééén éotropeale (*Pachycondyla apicalis*). Thèse d'état, Université de Paris XIII, Laboratoire d'Ethologie Exp ériméntale et Compar ée., France.1994.
- [16] Holldobler, B. and Wilson, E. (1990). *The Ants*. Springer Verlag, Berlin, Germany.
- [17] Colomi, A., Dorigo, M., and Maniezzo, V. __ An investigation of some properties of an “Ant algorithm. (1992).
- [18] Goss, S., Aron, S., Deneubourg, J., and Pasteels, J. Self-Organized Shortcuts in the Argentine Ant. 1989.
- [19] N. Monmarche, G. Venturini, and M. Slimane, On how pachcondyla apicalis ants suggest a new search algorithm, *Fut. Gen. Comput. Syst*, vol. 16, pp. 937–946, 2000.
- [20] I.H. Osman, G. Laporte. Metaheuristics: a bibliography. *Ann Oper Res*. Vol 63, pp: 513–623. 1996.
- [21] S. Kirkpatrick, Optimization by Simulated Annealing: Quantitative Studies, *Journal of Statistical Physics*, vol. 34, pp. 975-986. 1984.
- [22] Gheraibia Y, Moussaoui A, Yin P.Y, Papadopoulos Y, and Maazouzi S, PeSOA : Penguins search Optimisation Algorithm for Global Optimisation Problems, *The International Arab Journal of information* .2016.
- [23] Gheraibia, Y., Moussaoui, A. Penguins Search Optimization Algorithm (PeSOA), *In Recent Trends in Applied Artificial Intelligence*, Springer Berlin Heidelberg, 2013; 7906, 222-231