

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique

UNIVERSITE SAAD DAHLAB DE BLIDA

FACULTÉ DES SCIENCES DE L'INGENIEUR

Département d'Aéronautique de Blida



MEMOIRE DE FIN D'ETUDE

En vue de l'obtention du diplôme
d'ingénieur d'état en Aéronautique

Spécialité : Navigation Aérienne

Option : Installation

THEME

COMPARAISON DES PERFORMANCES DES ALGORITHMES
DE FORMATION ADAPTATIFS AVEUGLES (LMS, RLS) ET
NON-AVEUGLES (CMA, LS-CMA, RLS-CMA) DANS LES
ANTENNES INTELLIGENTES

Encadré par :

Mr Abdelhalim BENOURED

Mr Smaine MUGUELATI

Présenté par :

M^{elle} Meriem BENZAOUZ

Promotion : 2010/2011

REMERCIEMENTS

Au terme de ce travail, nous remercions DIEU de nous avoir donné la volonté et le courage d'achever notre travail dans de bonnes conditions.

Je tiens à exprimer mes plus vifs remerciements à mon promoteur Mr. Smaïne MUGELATI pour son aide particulière ainsi pour sa gentillesse, ses conseils précieux ses directives et ses connaissances profondes m'ont permis d'acquiescer le maximum de savoir. Qu'il trouve ici l'expression de ma profonde gratitude.

Je tiens également à remercier chaleureusement mon promoteur Mr Abd el halim BENOUARÉD pour avoir accepté de diriger ce mémoire, ainsi pour ses conseils précieux, ses orientations qui m'ont été de grande importance.

Je tiens à remercier également tous les membres de jury d'avoir accepté d'examiner et juger ce travail de recherche.

Il m'est agréable de remercier chaleureusement tous les membres de ma famille pour leurs sacrifices, leur affection et leur compréhension.

Enfin un profond respect à tous ceux qui ont contribué de près ou de loin dans la réalisation de travail.

Meriem

SOMMAIRE

RESUMES.....	3
LISTE DES FIGURES ET TABLEAUX.....	4
LISTE DES ABREVIATIONS.....	7
INTRODUCTION GENERALE.....	9
CHAPITRE 1 LES RESEAUX D'ANTENNES.....	11
1.1 Introduction	11
1.2 Rappel sur les notions d'antennes.....	11
1.2.1 Rayonnement de l'antenne	11
1.2.2 Antenne isotrope	13
1.2.3 Diagramme de rayonnement	13
1.2.4 Gain.....	15
1.2.5 Principe de réciprocité	16
1.2.6 Réseau linéaire d'antennes	16
1.2.7 Réseau bidimensionnel d'antennes.....	24
1.3 Modes des antennes multiples	26
1.3.1 Système d'antennes à diversité spatiale	26
1.3.2 Réseau d'antennes et antenne intelligente	27
1.3.3 Systèmes MIMO	31
1.3.4 Comparaison	32
1.4 Conclusion.....	32
CHAPITRE 2 FORMATION DE FAISCEAUX.....	33
2.1 Introduction	33
2.2 Les antennes intelligentes.....	33
2.2.1 Les avantages des antennes intelligentes.....	34
2.3 Types de formateur de faisceaux	36
2.4 "Beamforming" analogique	38
2.4.1 Matrice de Butler	38
2.4.2 Fonctionnement de la Matrice de Butler.....	39
2.4.3 Matrice De Blass.....	41
2.5 « Beamforming » numérique.....	42
2.5.1 La formation de faisceaux conventionnelle (FFC).....	43
2.5.2 Les formations de faisceaux adaptatives (FFA).....	45
2.6 "Beamforming" assisté par la connaissance des positions des terminaux	50
2.7 Conclusion.....	50

CHAPITRE 3 ALGORITHMES D'ADAPTATION.....	51
3.1 Introduction	51
3.2 Introduction au filtrage adaptatif	51
3.3 Les algorithmes adaptatifs non-aveugles.....	53
3.3.1 Solution de Wiener.....	54
3.3.2 Algorithme du gradient de descente (Steepest-descent).....	56
3.3.3 Algorithmes adaptatifs	58
3.4 Les algorithmes adaptatifs aveugles	62
3.4.1 L'algorithme à module constant CMA (Constant Modulus Algorithm)	63
3.4.2 L'algorithme CMA à base des moindres carrés (LS-CMA).....	65
3.4.3 L'algorithme CMA à base des moindres carrés récurrents (RLS-CMA)	67
3.5 Conclusion.....	69
CHAPITRE 4 RESULTATS DES SIMULATIONS.....	70
4.1 Introduction	70
4.2 Applications.....	70
4.2.1 Présentation des quatre types d'applications.....	70
4.3 Présentation de l'interface des applications.....	71
4.4 Les organigrammes de simulation des applications	72
4.4.1 Organigramme de calcul des pondérations w des filtres	72
4.4.2 Organigramme de visualisation.....	76
4.5 Explication des différents paramètres à mesurer dans un diagramme de rayonnement:	76
4.6 Calcul du taux d'erreur binaire (BER)	77
4.6.1 L'organigramme du calcul de taux d'erreur binaire	78
4.7 Simulation des algorithmes LMS, RLS, CMA, LS-CMA et RLS-CMA	79
4.7.1 Application 1 : La capacité de l'algorithme à former des faisceaux	79
4.7.2 Tableaux récapitulatifs des algorithmes aveugles et non- aveugles	83
4.7.3 Application 2 : Influence du nombre d'antennes	84
4.7.4 Tableaux récapitulatifs des algorithmes aveugles et non- aveugles	86
4.7.5 Application 3 : Utilisation de Faisceaux multiples	86
4.7.6 Application 4 : L'effet d'un multitrajet.....	88
4.8 Comparaisons des algorithmes LMS, RLS et CMA.....	90
CONCLUSION GENERALE.....	95
BIBLIOGRAPHIE	96

Résumés

يتمحور العمل المقدم في هذه المذكرة حول دراسة مقارنة لخصائص الخوارزميات المكيفة العمياء و الغير العمياء لتوجيه حزمة الأشعة عن طريق تعديل شدة التيارات في الهوائيات الذكية. لقد بينت نتائج المحاكاة أن الخوارزميات المتكررة الغير العمياء RLS LMS لتشكيل الفص الرئيسي الإشارة المعنية مع رفض جيد شارات الدخيلة بالخوارزميات العمياء (CMA, LS-CMA et RLS-CMA) نتائج حسنة لرفض الإشارات الدخيلة.

خلال هذه الدراسة أن خوارزمية RLS تتميز بالسرعة الفائقة لحسابها مع المعدل الأصغر للخطأ BER

Résumé

Ce mémoire porte sur une étude comparative systématique des performances d'algorithmes adaptatifs aveugles et non-aveugles pour la formation de faisceau par ajustement des poids dans les antennes intelligentes. Les résultats des simulations ont révélé que les algorithmes récursifs non aveugles LMS et RLS sont les meilleurs pour la formation de lobe principal dirigé vers l'utilisateur souhaité avec une bonne réjection des interférences. Par contre les algorithmes aveugles (CMA, LS-CMA et RLS-CMA) ont donné de moins bons résultats pour le rejet des interférences. On a aussi vérifié que l'algorithme RLS possède la vitesse de convergence la plus rapide avec un taux d'erreur par bit (BER) le plus petit.

Abstract

This memory focuses on a systematic comparative study of the performance of blind and non-blind adaptive algorithms beamforming by adjusting the weight in smart antennas. The simulation results showed that non-recursive algorithms blind LMS and RLS are best for the formation of the main beam directed towards the desired user with a good rejection of interference. As against the blind algorithms (CMA, LS-CMA and RLS-CMA) gave worse results for interference rejection. We also verified that the RLS algorithm has the convergence rate of the fastest with a bit error rate (BER) is the smallest.

Mots-clés: Antenna Arrays, Adaptive Algorithms, Beamforming, Interference, Smart antenna

Liste des figures et tableaux

CHAPITRE 1

Fig 1.1 : Région de rayonnement d'une antenne	12
Fig 1.2 : Diagramme de rayonnement d'une antenne directionnelle	14
Fig 1.3 : Diagramme de rayonnement bidirectionnel	15
Fig 1.4 : Réseau linéaire à M éléments	16
Fig 1.5 : Facteur réseau isotrope pour M=1, 2,4 et 8 éléments d'antenne	18
Fig 1.6 : Effet de l'espacement entre les éléments d'un réseau isotrope à 4 éléments	19
Fig 1.7 : Effet de déphasage entre les éléments d'un réseau isotrope à 4 éléments	20
Fig 1.8 : Lobe principal d'un réseau à 4 éléments orienté vers la direction 25°	21
Fig 1.9 : Triangle de Pascal	22
Fig 1.10 : Exemples de distributions d'amplitudes	22
Fig 1.11 : Effet de la distribution d'amplitudes sur un réseau à 4 éléments	23
Fig 1.12 : Réseau uniforme circulaire de rayon R	24
Fig 1.13 : Réseau circulaire à 8 éléments, lobe principal dans la direction $(90^\circ, 45^\circ)$	25
Fig 1.14 : Réseau rectangulaire à M× N éléments	25
Fig 1.15 : Réseau rectangulaire à 8×8 , lobe principal dans la direction $(45^\circ, 90^\circ)$	26
Fig 1.16 : Réseau à 4 faisceaux commutables	28
Fig 1.17 : Réseau déphasé constitué par un diviseur de puissance et 4 déphaseurs	29
Fig 1.18 : Réseau adaptatif à 4 éléments	30
Fig 1.19 : Système d'antennes MIMO	31
Tab 1.1 : Comparaison entre quelques modes d'antennes multiples	32

CHAPITRE 2

Fig 2.1 : Architecture d'une antenne adaptative	34
Fig 2.2 : Principe de formation de faisceaux	35
Fig 2.3 : Propagation par trajets multiples	37
Fig 2.4 : Diagramme de fonctionnement d'une matrice de Butler 4×4	38
Fig 2.5 : Coupleur hybride idéal $90^\circ/3\text{dB}$	39
Fig 2.6 : Matrice de Butler 4×4 excitée au port 1	39
Fig 2.7 : Diagramme de rayonnement au port 1 avec quatre éléments isotropes	40
Fig 2.8 : Les quatre lobes orthogonaux du réseau d'antennes à quatre éléments isotropes	40

Fig 2.9 : Matrice de Blass	41
Fig 2.10 : Principe de la formation de faisceaux en réception : Modèle bande	43
Fig 2.11 : Configuration de l'antenne pour la formation de voies	44
Fig 2.12: Schéma de principe d'un formateur de faisceaux par séquence de référence	49
CHAPITRE 3	
Fig 3.1 : Identification de système	52
Fig 3.2 : Prédiction de signaux	52
Fig 3.3 : Annulation d'interférences	53
Fig 3.4 : Principe du filtre adaptatif non-aveugle	54
Fig 3.5 : Principe de la descente de gradient	56
Fig 3.6 : Principe du filtre adaptatif aveugle	62
CHAPITRE 4	
Fig 4.1 : Configuration de l'interface	73
Fig 4.2 : Organigramme de calcul des pondérations w_i des filtres	75
Fig 4.3 : Organigramme de visualisation	76
Fig 4.4 : Exemple d'un diagramme de rayonnement cartésien de l'antenne réseau	77
Fig 4.5 : Schéma synoptique d'un démodulateur cohérent BPSK	78
Fig 4.6 : Organigramme de calcul de taux d'erreur binaire	79
Fig 4.7 : Gain dans la direction du signal utile représenté en coordonnées cartésiennes Signal désiré = -30°	79
Fig 4.8 : Gain dans la direction du signal utile représenté en coordonnées polaires Signal désiré = -30°	79
Fig 4.9 : Erreur quadratique moyenne MSE Signal désiré = -30°	79
Fig 4.10 : Pondérations des courants Signal désiré = -30°	80
Fig 4.11 : Gain dans la direction du signal utile représenté en coordonnées cartésiennes Signal désiré = 30°	80
Fig 4.12 : Gain dans la direction du signal utile représenté en coordonnées polaires Signal désiré = 30°	80
Fig 4.13 : Erreur quadratique moyenne MSE Signal désiré = -30°	80
Fig 4.14 : Pondérations des courants Signal désiré = -30°	80

Fig 4.15 : Gain dans la direction du signal utile représenté en coordonnées cartésiennes Signal désiré = - 30°	81
Fig 4.16 : Erreur quadratique moyenne MSE Signal désiré = - 30°	81
Fig 4.17 : Gain dans la direction du signal utile représenté en coordonnées cartésiennes Signal désiré = -10°	82
Fig 4.18 : Gain dans la direction du signal utile représenté en coordonnées cartésiennes Signal désiré = - 10°	82
Tab 4.1 : Tableau récapitulatifs des résultats obtenus des algorithmes aveugles et non-aveugles pour M=8	83
Fig 4.20 : Influence du nombre d'antennes sur le diagramme de rayonnement	84
Fig 4.21 : Influence du nombre d'antennes sur le diagramme de rayonnement	85
Fig 4.22 : Influence du nombre d'antennes sur le diagramme de rayonnement	85
Tab 4.2 : Largeurs de lobes à -3dB pour M=8, 12, 16	86
Fig 4.23 : Cas de faisceaux multiples	87
Fig 4.24 : Cas de faisceaux multiples	87
Fig 4.25 : Cas de faisceaux multiples	88
Fig 4.26: Gain dans la direction du signal utile -20°	89
Fig 4.27 : Gain dans la direction du signal utile -20°	89
Fig 4.28 : Gain dans la direction du signal utile -20°	90
Fig 4.29 : Taux d'erreur par bit pour M=8	91
Fig 4.30 : Taux d'erreur binaire par bit pour M=12	91
Fig 4.31: Comparaison des erreurs quadratiques des algorithmes LMS et RLS	92
Fig 4.32 : Comparaison des erreurs quadratiques des algorithmes CMA et RLS-CMA	93

Liste des abréviations

ADC	Analog To Digital Converter
BER	Bit Error Rate
BPSK	Binary phase-shift keying
CDMA	Code Division Multiple Access
CMA	Constant modulus algorithm
DOA	Direction Of Arrival
DDAs	Direction d'angle d'arrivé
DSP	Digital Signal Processing
ESPRIT	Estimation of Signal Parameters via Rotationnal Invariance Techniques
FDMA	Frequency Division Multiple Access
FF	Formation de Faisceaux
FFA	Formations de Faisceaux Adaptatives
FFC	Formation de Faisceaux Conventiionnelle
FPGA	Field Programmable Gate Array
FSK	Frequency phase-shift keying
GPS	Global Positioning System
LMS	Least Mean Squares
LS-CMA	Least-Squares Constant Modulus Algorithm
MIMO	Multiple Input Multiple Output
MPDR	Minimum Power Distortionless Response
MUSIC	MULTiple SIGNAL Classification
MVDR	Maximum Variance Distortionless Response
RF	Radio Frequency
RLS	Recursive Least Squares
SDMA	Space Division Multiple Access
SDCMA	Steepest-Descent Constant Modulus Algorithm
SINR	Signal -Interférence et- bruit
SLL	Side Lobe Level
SNR	Signal to Noise Ratio

STC	Space Time Coding
TDMA	Time Division Multiple Access
ULA	Uniform Linear Array

Introduction générale

Le travail présenté dans ce mémoire concerne notre projet de fin d'études en vue de l'obtention du diplôme d'ingénieur en aéronautique, option « installations », et a pour thème : « Comparaison des performances des algorithmes de formation adaptatifs aveugles (CMA, LS-CMA, RLS-CMA) et non-aveugles (LMS, RLS) dans les antennes intelligentes ».

Pour tous les pays, les télécommunications sont devenues une priorité incontournable. Les rapides développements de la recherche et de l'industrialisation ont permis à un large public d'accéder aux moyens modernes de communication. Les applications civiles telles que les télécommunications par satellites, les téléphonies mobiles, l'automobile avec les radars anticollisions, les transmissions de données connaissent un essor rapide grâce à la maîtrise des techniques mises en œuvre.

Jusqu'à présent, les techniques employées pour accroître la capacité du système étaient l'accès multiple en temps et fréquence. Aujourd'hui, de nouvelles approches sont possibles et l'une d'entre elles consiste à combiner les signaux reçus par les éléments d'une antenne réseau. Cette méthode de traitement de l'information fait référence aux systèmes utilisant des antennes intelligentes.

L'intérêt de ces systèmes est leur capacité à réagir automatiquement à un environnement complexe dont l'interférence est connue a priori. Ils permettent de réduire les niveaux des lobes secondaires existants dans la direction de l'interférence, tout en maintenant le lobe principal en direction utile. Ces systèmes reposent sur des antennes réseau, des dispositifs pour calculer les angles d'arrivées et des outils numériques de synthèse qui attribuent des poids aux éléments de l'antenne réseau afin d'optimiser le signal de sortie selon des techniques de contrôle prédéfinies pour la formation des voies et l'annulation d'interférents. Une antenne réseau adaptative peut donc être définie comme un réseau capable de modifier son diagramme de rayonnement grâce à un logiciel de synthèse apte à répondre aux spécifications désirées.

Le noyau de l'antenne, c'est-à-dire la partie intelligente est constituée par le choix des algorithmes de filtrage de réseau adaptatif qui calculent les poids à attribuer aux éléments. Nous avons choisi d'étudier les performances des algorithmes non-aveugles (LMS et RLS) qui nécessitent un signal de référence et les algorithmes aveugles (CMA, LS-CMA et RLS-CMA) ne nécessitant pas de signal de référence. La simulation sera effectuée à l'aide du logiciel « Matlab » sur un réseau linéaire d'antennes isotropes.

Ce mémoire sera composé de quatre chapitres décrivant la formation de faisceaux d'une antenne intelligente.

Le premier chapitre contient quelques notions générales sur les antennes, une description des caractéristiques des réseaux d'antennes et une définition des différents niveaux d'intelligence des réseaux d'antennes.

Le deuxième chapitre expose les différentes méthodes de formation de faisceaux adaptatives et non adaptatives.

Le troisième chapitre présente une étude théorique des algorithmes adaptatifs aveugles et non-aveugles utilisés dans notre travail.

Finalement, le dernier chapitre de ce mémoire est consacré aux résultats des simulations des algorithmes et aux commentaires.

CHAPITRE 1

LES RESEAUX D'ANTENNES

1.1 Introduction

L'objectif de ce projet est d'étudier les performances d'algorithmes d'adaptation des antennes intelligentes qui sont constituées principalement de réseaux d'antennes. Nous allons donc dans ce premier chapitre étudier en détail les réseaux d'antennes et donner leurs configurations les plus courantes. Nous mettrons aussi en évidence l'apport des antennes multiples dans les systèmes de communication.

1.2 Rappel sur les notions d'antennes

Une étude détaillée sur les antennes peut être trouvée dans plusieurs références spécialisées [14]. Nous allons présenter quelques notions de base sur les antennes et nous allons étudier en particulier les réseaux d'antennes et leurs configurations.

1.2.1 Rayonnement de l'antenne

L'antenne est une structure qui transforme un signal électrique en une onde électromagnétique et vice-versa. On peut spécifier quatre régions différentes du champ électromagnétique produit par l'antenne (voir figure 1.1). Les champs dans les régions d'antenne et des champs proches ne sont pas rayonnés alors que les champs dans les régions de Fresnel et de Fraunhofer sont rayonnés vers l'espace et on peut les détecter.

La délimitation de ces régions est comme suit :

- Région 1 : région d'antenne, c'est l'espace occupé par l'antenne.

$$R_1 \leq L/2 \tag{1.1}$$

L : Taille d'antenne.

- Région 2 : champs proches réactifs, représente la zone où l'énergie est stockée.
-

$$R_1 \leq R_2 \leq 0,62\sqrt{\frac{L^3}{\lambda}} \quad (1.2)$$

: Longueur d'onde.

- Région 3 : champs proches, appelée aussi la région de Fresnel, le diagramme de rayonnement de l'antenne dans cette région varie en fonction de la distance.

$$R_2 \leq R_3 \leq \frac{2L^2}{\lambda} \quad (1.3)$$

- Région 4 : champs lointains, appelée aussi la région de Fraunhofer, le diagramme de rayonnement de l'antenne dans cette région est invariable avec la distance. C'est la région principale du fonctionnement de la plupart des antennes.

$$R_4 \geq \frac{2L^2}{\lambda} \quad (1.4)$$

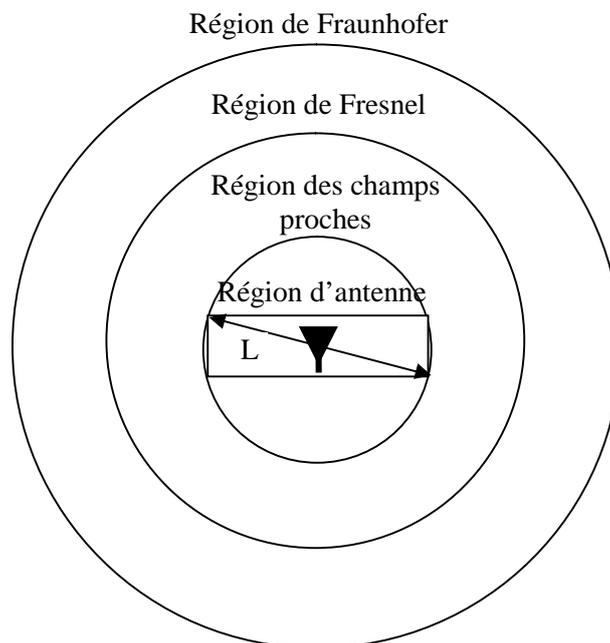


Fig 1.1 : Régions de rayonnement d'une antenne

Dans le reste de notre étude, on ne va s'intéresser qu'aux champs rayonnés dans la région Fraunhofer, les champs lointains de l'antenne.

1.2.2 Antenne isotrope

L'antenne isotrope est une antenne hypothétique qui rayonne uniformément dans toutes les directions. En coordonnées sphériques, le champ rayonné par une antenne isotrope est donnée par :

$$E(r, \theta, \varphi) = \frac{e^{jkr}}{4\pi r} \quad (1.5)$$

$k=2\pi/\lambda$: la constante de phase

r : la distance à partir de l'antenne

(θ, φ) : la direction d'observation

Le champ $E(r, \theta, \varphi)$ est indépendant des angles θ et φ . Il n'a pas de direction privilégiée.

Même si ce type d'antenne ne peut exister réellement, son étude est très importante dans la théorie des réseaux d'antennes. L'antenne isotrope est aussi la référence des mesures de gains d'antennes (dBi : décibel isotrope). Son gain est 0 dBi.

1.2.3 Diagramme de rayonnement

Le diagramme de rayonnement est défini comme la variation du champ avec les angles, dans la zone de champ éloigné. La figure 1.2 illustre un diagramme de rayonnement d'une antenne directionnelle. L'énergie rayonnée par l'antenne est répartie dans toutes les directions. Certaines directions sont privilégiées par rapport à d'autres. La direction de rayonnement maximal est appelée le lobe principal. Les autres lobes sont appelés lobes secondaires latéraux et arrière. Les nuls sont les directions vers lesquelles l'antenne ne rayonne pas.

Le diagramme de rayonnement de l'antenne permet de visualiser ces lobes dans un plan donné ou bien dans l'espace au complet. Dans le cas de la figure 1.2, le diagramme de rayonnement est projeté sur le plan azimutal ($\theta = 90^\circ$ et $0 \leq \varphi \leq 2\pi$ en coordonnées sphériques).

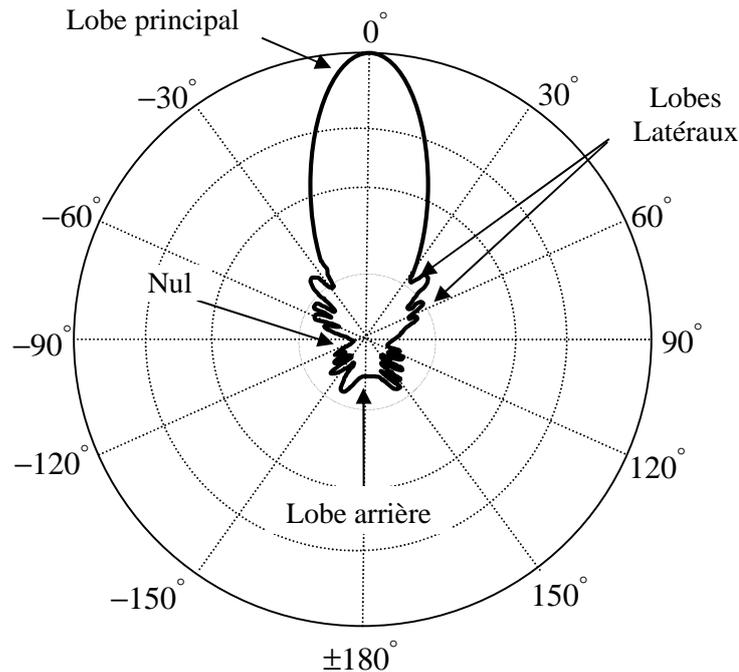


Fig 1.2 : Diagramme de rayonnement d'une antenne directionnelle

- **Paramètres caractéristiques du diagramme de rayonnement**

Comme il est généralement difficile de représenter (et même de calculer) la surface caractéristique de rayonnement d'une antenne, on se contente de représenter des coupes de cette surface. Ces coupes, appelées Diagrammes de Rayonnement (ou de directivité) sont généralement des coupes planes passant par l'origine. Le diagramme de rayonnement a l'allure générale représentée par la Figure 1.3 (a) en coordonnées polaires ou par la Figure 1.3 (b) en coordonnées cartésiennes.

L'angle d'ouverture à 3 dB que font entre elles les deux directions du lobe principal selon lesquelles la puissance (ou le champ) rayonnée est égale à la moitié (ou à $\frac{1}{\sqrt{2}}$) de la puissance (ou du champ) rayonnée dans la direction de rayonnement maximal. Il s'agit là d'une caractéristique très pratique car l'on remarque que, dès qu'une antenne a un lobe principal assez fin : la plus grande partie de la puissance rayonnée l'est à l'intérieur des deux directions à -3 dB. D'autres caractéristiques intéressantes d'un diagramme d'antenne sont l'angle θ_1 du premier zéro par rapport à la direction de rayonnement maximal et le niveau N1 du premier lobe secondaire. En télécommunications, ce niveau doit être inférieur à -10 dB par rapport au maximum du lobe principal dont le niveau de référence est 0 dB.

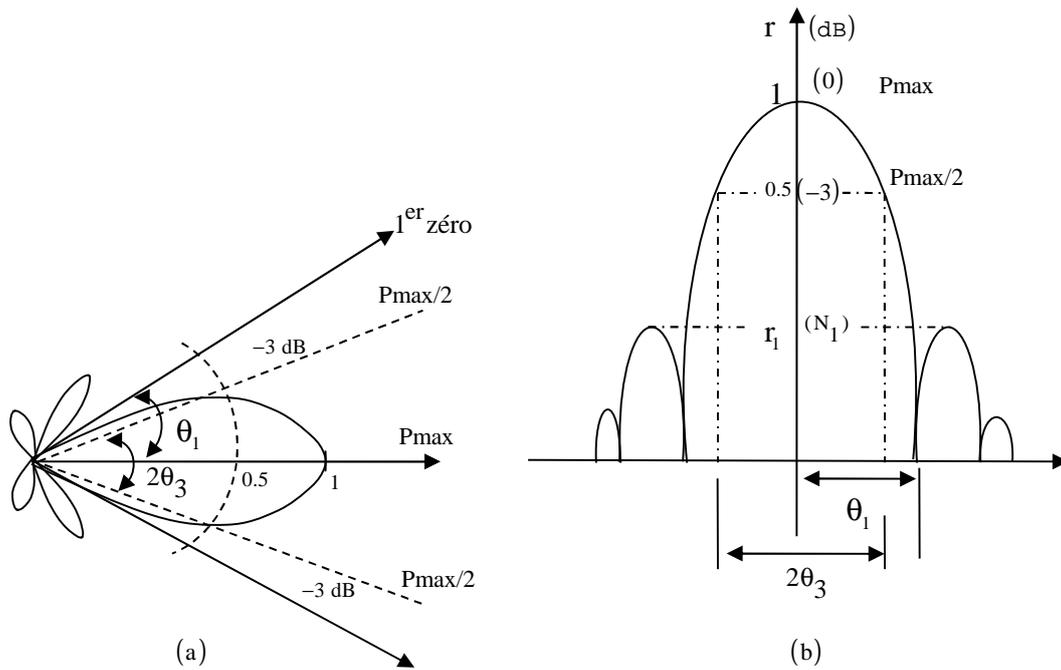


Fig 1.3. Diagramme de rayonnement bidirectionnel

1.2.4 Gain

Le gain de l'antenne se calcule à partir de sa directivité D , définie comme étant le rapport des intensités de rayonnement de cette antenne et de l'antenne de référence, l'antenne isotrope :

$$D = \frac{U}{U_0} = \frac{4\pi U}{P_{\text{ray}}} \quad (1.6)$$

U : intensité de rayonnement (Watts/unité d'angle solide)

U_0 : intensité de rayonnement de l'antenne isotrope (Watts/unité d'angle solide)

P_{ray} : puissance totale rayonnée

Le gain d'une antenne est donné par :

$$G = e.D \quad (1.7)$$

L'efficacité e de l'antenne, se calcule en fonction des pertes (pertes des conducteurs, pertes diélectriques et pertes par réflexion). Le gain maximal de l'antenne se calcule dans la direction de son lobe principal qui correspond à sa direction de radiation maximale :

$$G_{\text{max}} = e \cdot \frac{4\pi U_{\text{max}}}{P_{\text{ray}}} \quad (1.8)$$

Notons que l'antenne est un élément passif et qu'elle ne peut avoir un gain d'amplification de puissance. Son gain est donc de directivité relatif à l'antenne isotrope et est mesuré en décibel isotrope dBi.

1.2.5 Principe de réciprocité

D'une façon générale, selon le principe de réciprocité, la relation qui existe entre un courant alternatif et le champ résultant reste inchangée si nous inter-changeons les points où le courant est placé et le champ est mesuré. C'est un principe fondamental des antennes, le diagramme de réception de l'antenne est identique à son diagramme de rayonnement.

On utilise indifféremment dans le terme diagramme de rayonnement en réception comme en transmission.

1.2.6 Réseau linéaire d'antennes

Un réseau linéaire à M antennes ou éléments isotropes équidistants de d est illustré à la figure 1.4. Le champ électromagnétique total de ce réseau est la somme des champs de chacun de ses éléments. Dans le champ lointain, le comportement d'un tel réseau varie considérablement lorsqu'on ajuste des paramètres tels que la géométrie spatiale du réseau, l'espacement entre les éléments, l'amplitude et le déphasage des excitations.

Selon l'application, on doit ajuster ces paramètres afin d'obtenir le diagramme de rayonnement désiré. Dans la majorité des cas, on veut placer le lobe principal vers l'utilisateur désiré et placer les nuls vers les interférences.

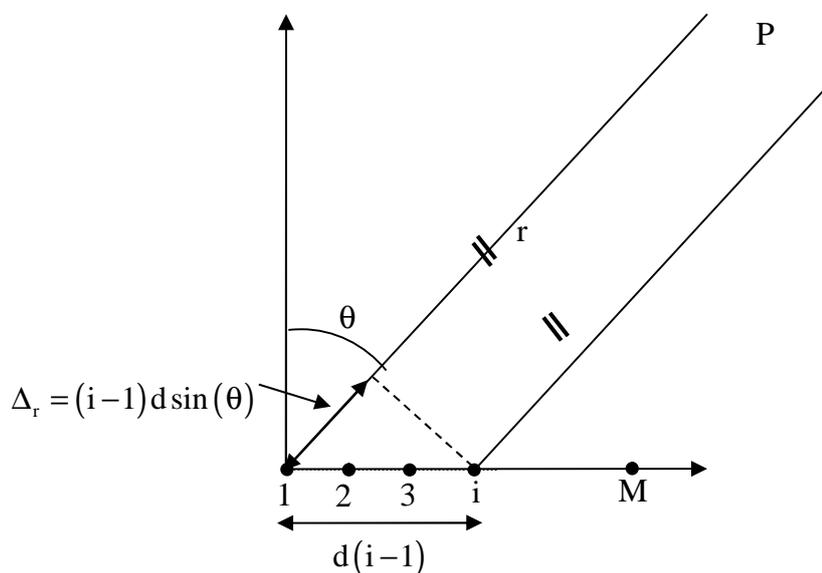


Fig 1.4 : Réseau linéaire à M éléments

● Facteur réseau

Le facteur réseau isotrope F_r , est l'expression du champ électrique total rayonné par un réseau d'antennes isotropes. Pour le réseau de la figure 1.4, on prend l'élément 1 situé à l'origine des

coordonnées comme référence des phases et on suppose que le déphasage entre deux éléments adjacents est de ϕ . Dans le champ lointain où $r \gg d$, le facteur réseau isotrope est donné par :

$$F_r = E_1 + E_2 + \dots + E_M$$

E_i est le champ rayonné par l'élément i ($i=1,2,\dots, M$).

Dans la direction θ , dans les champs lointains, l'élément i est en avance de phase de $(i-1)(kd\sin(\theta)+\phi)$ par rapport à l'origine, donc, l'expression de F_r devient :

$$F_r = A_1 + A_2 e^{j(kd\sin(\theta)+\phi)} + \dots + A_M e^{j(M-1)(kd\sin(\theta)+\phi)}$$

avec :

A_i : Amplitude de l'élément numéro i .

ϕ : Déphasage entre deux éléments adjacents

k : Nombre d'onde = $2\pi/\lambda$, λ est la longueur d'onde dans le vide

d : Espacement entre les éléments

θ : Angle azimutal

Donc, pour un réseau linéaire à M éléments équidistants de d , le facteur de réseau F_r est donné par

$$F_r = \sum_{i=1}^M A_i e^{j(i-1)(kd\sin(\theta)+\phi)} \quad (1.9)$$

Le facteur réseau F_r prend sa valeur maximale dans la direction verticale $\theta = 0^\circ$, le gain total du réseau dans ce cas est en fonction du nombre d'éléments utilisés, si on prend les amplitudes

$A_i = 1$ et $\phi = 0$, le gain maximal du réseau dans la direction $\theta = 0^\circ$ sera égal à M . la figure 1.5 présente le F_r pour $M=1, 2,4$ et 8 .

D'une façon générale, pour un réseau d'antennes quelconques dont les éléments ne sont pas des sources isotropes, le facteur réseau est obtenu par la relation suivante :

$$F_r = (F_r \text{ isotrope}) \times (\text{Champ d'un élément d'antenne})$$

C'est une relation très importante qui donne le champ total rayonné par un réseau d'antennes quelconques en connaissant seulement le champ rayonné par un seul de ses éléments.

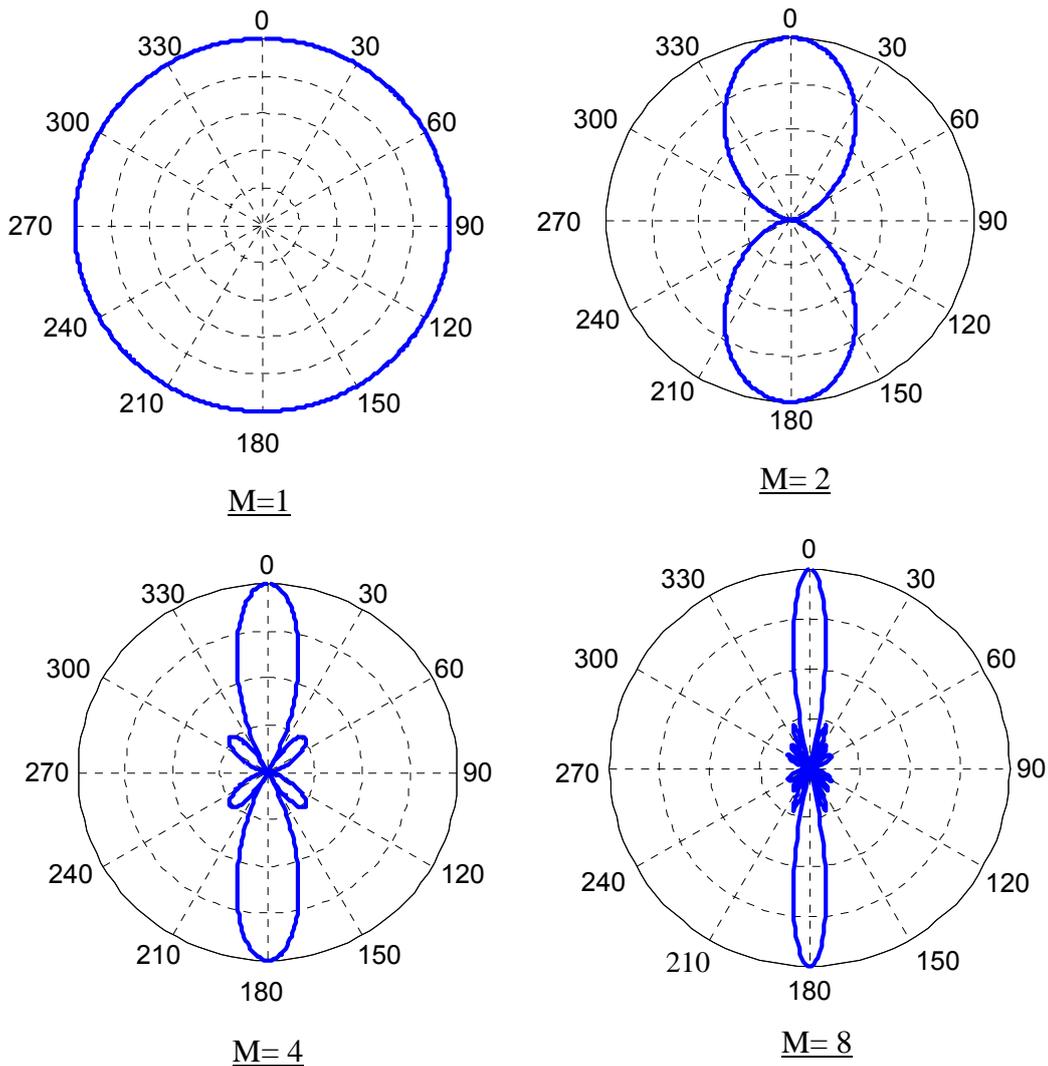


Fig 1.5 : Facteur réseau isotrope pour $M=1, 2, 4$ et 8 éléments d'antenne

● Effet de l'espacement entre éléments

L'espacement entre les éléments d'antenne d'un réseau est un facteur très important car il agit directement sur les interférences constructives et destructives dans les champs lointains de l'antenne et par conséquent sur le diagramme de rayonnement total.

La figure 1.6 montre le Facteur de réseau normalisé dans le cas où la distance d prend les valeurs $d/\lambda = 1/4, 1/2, 3/4$ et pour le réseau isotrope établi précédemment avec $M = 4$ éléments, un déphasage $\phi = 0$ et des amplitudes $A_i=1$.

En analysant les diagrammes obtenus, nous observons que la résolution du lobe principal augmente avec la distance d , cependant nous remarquons aussi l'apparition de plus en plus de lobes secondaires. Dans le cas de la figure 1.6-a, nous avons seulement un lobe principal et aucun lobe secondaire. Le gain du réseau dans ce cas est le moins important.

Dans le cas de la figure 1.6-d, la majeure partie de l'énergie est rayonnée dans les lobes secondaires, ce qui rend cette antenne inefficace. Les deux autres cas des figures 1.6-b et 1.6-c présentent un bon compromis entre le gain et les lobes secondaires. Le cas 1.6-b où l'espacement entre les éléments d'antenne est $\lambda/2$ serait approprié pour la plupart des applications des réseaux linéaires. Dans ce cas, nous avons moins de lobes latéraux et par conséquent, moins d'interférences.

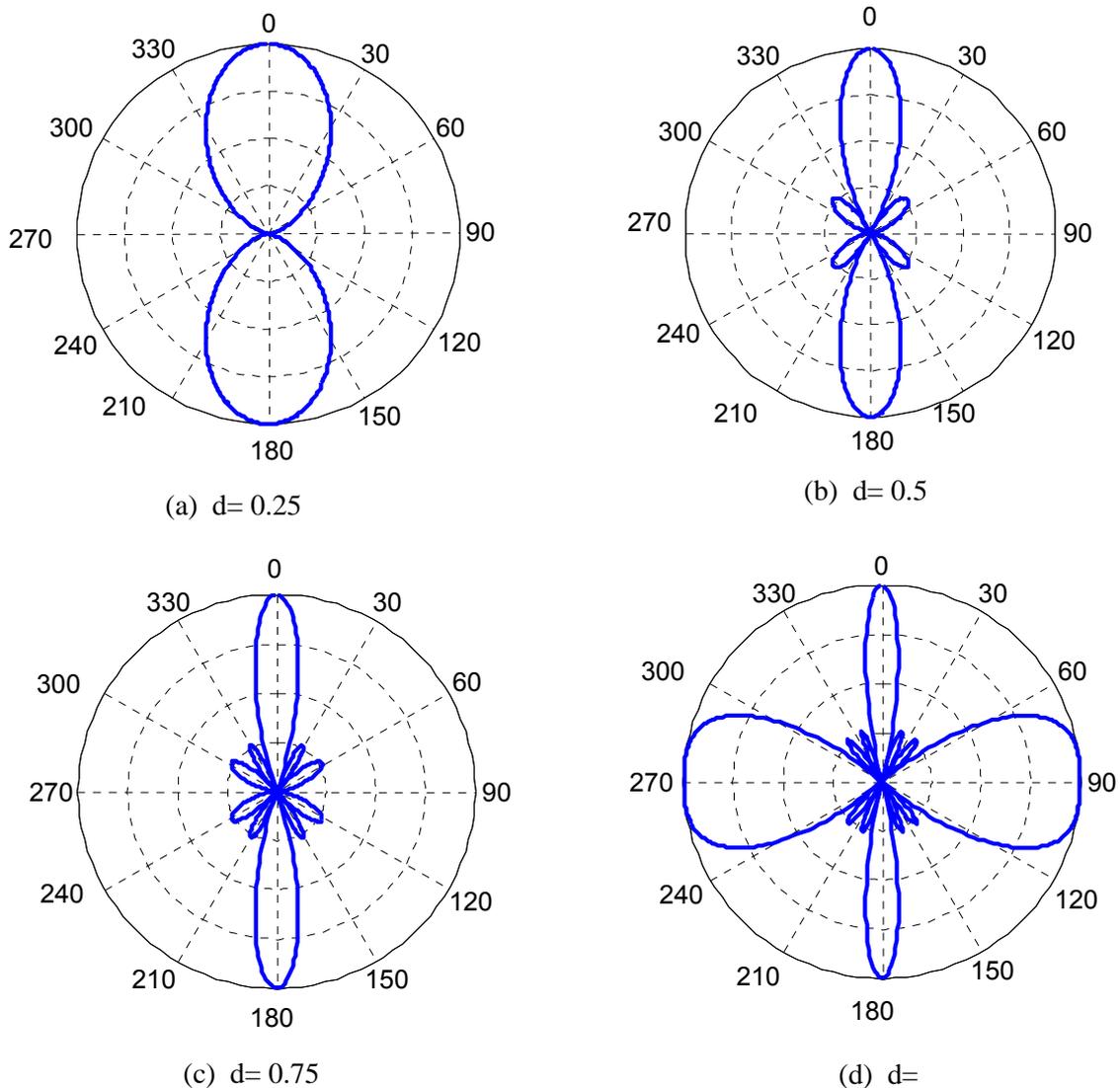


Fig 1.6 : Effet de l'espacement entre les éléments d'un réseau isotrope à 4 éléments

● Effet du déphasage

On choisit généralement un déphasage progressif constant entre les éléments d'un réseau d'antennes. En le faisant varier progressivement, on arrive à faire un balayage azimutal du lobe principal du diagramme de rayonnement. La figure 1.7 illustre l'exemple d'un réseau à 4 éléments isotropes et un espacement de $d = \lambda/2$ et dont le déphasage progressif prend les valeurs 0 , $\lambda/4$, $\lambda/2$ et

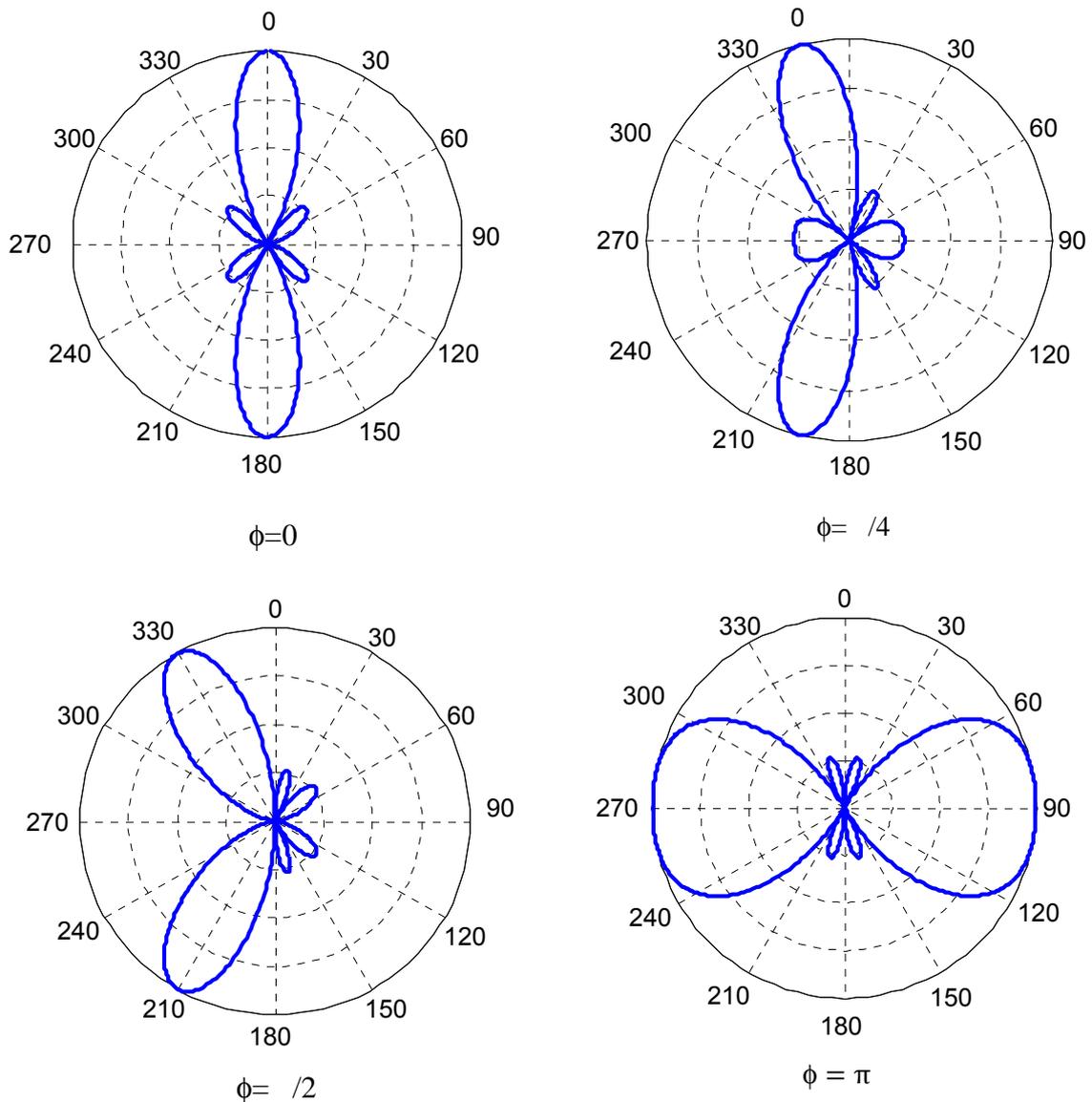


Fig 1.7 : Effet de déphasage entre les éléments d'un réseau isotrope à 4 éléments

D'après la **figure 1.8**, on remarque que le lobe principal change progressivement sa direction de 0° à 90° lorsque le déphasage entre les éléments passe de 0 à $-\pi/2$, et de 0° à -90° lorsque le déphasage entre les éléments passe de 0 à $-\pi$.

Pour orienter le lobe principal vers un utilisateur situé dans une direction θ_M donnée, il suffit de maximiser le facteur réseau dans cette direction, soit :

$$kd \sin(\theta) + \phi_M = 0$$

d'où :

$$\phi_M = -kd \sin(\theta_M) \quad (1.10)$$

La figure 1.8 illustre à titre d'exemple le diagramme résultant d'un réseau à 4 éléments équidistants de $d = \lambda/2$ avec un déphasage de $\phi_M = -1.32$ radians nécessaire pour pointer le lobe principal vers la direction $\theta_M = 25^\circ$.

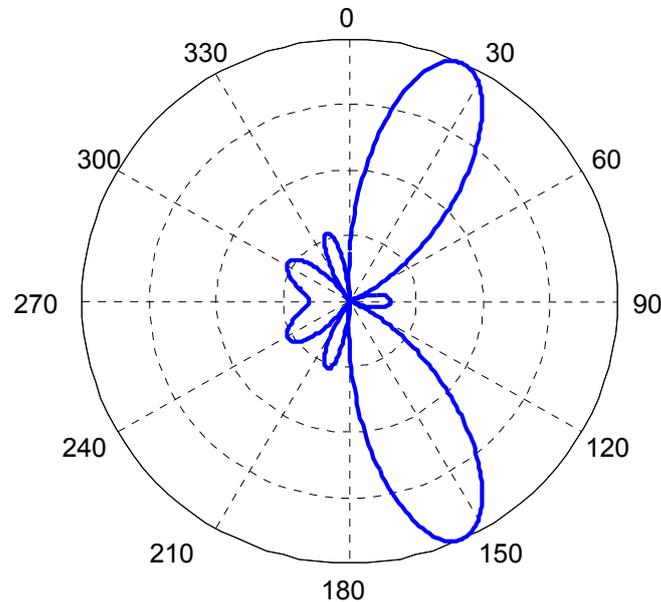


Fig 1.8 : Lobe principal d'un réseau à 4 éléments orienté vers la direction 25°

- **Effet de la distribution d'amplitude**

Il existe plusieurs distributions d'amplitude possibles telle que l'uniforme, binomiale et Tchebysheff. Dans la plupart des cas, on prend une distribution uniforme. Pour un réseau donné, la distribution uniforme donne le gain le plus important, mais avec aussi des lobes secondaires importants. La distribution binomiale permet d'atténuer complètement les lobes latéraux, le gain du réseau par contre est minimal.

La distribution de Tchebysheff est un bon compromis entre les deux autres distributions. Elle permet de choisir un niveau minimal d'atténuation des lobes latéraux SLL (Side Lobe Level).

Les amplitudes relatives de la distribution binomiale sont obtenues directement du triangle de pascal de la figure 1.9 où n correspond au nombre d'éléments rayonnants du réseau d'antennes.

Les amplitudes relatives pour une distribution de Tchebysheff sont obtenues en se basant sur le niveau de SLL désiré.

n=1.....	1
n=2.....	1 1
n=3.....	1 2 1
n=4.....	1 3 3 1
n=5.....	1 4 6 4 1
n=6.....	1 5 10 10 10 1
n=7.....	1 6 15 20 15 6 1

Fig 1.9 : Triangle de Pascal

La figure 1.10 montre quelques exemples de distributions d'amplitude. Les distributions uniforme et binomiale sont illustrées dans les figures 1.10-a et 1.10-b, tandis que les figures 1.10-c et 1.10-d illustrent le cas de la distribution de Tchebysheff correspondant à des niveaux d'atténuation SLL de 20 et 30 dB respectivement.

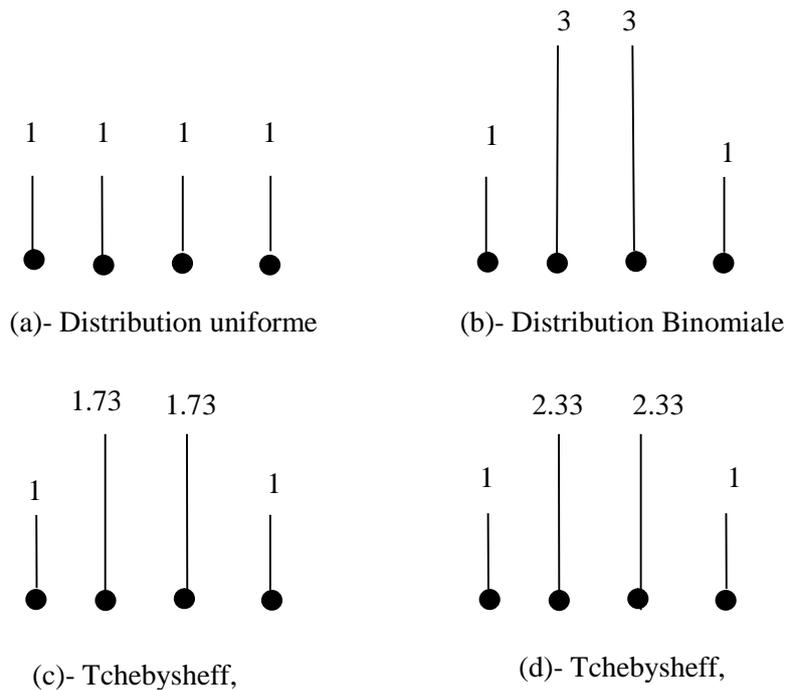


Fig 1.10 : Exemples de distributions d'amplitudes

La figure 1.11 présente une comparaison des distributions d'amplitude de types uniforme, binomiale et de Tchebysheff pour un réseau de quatre éléments équidistants avec un déphasage inter-éléments nul.

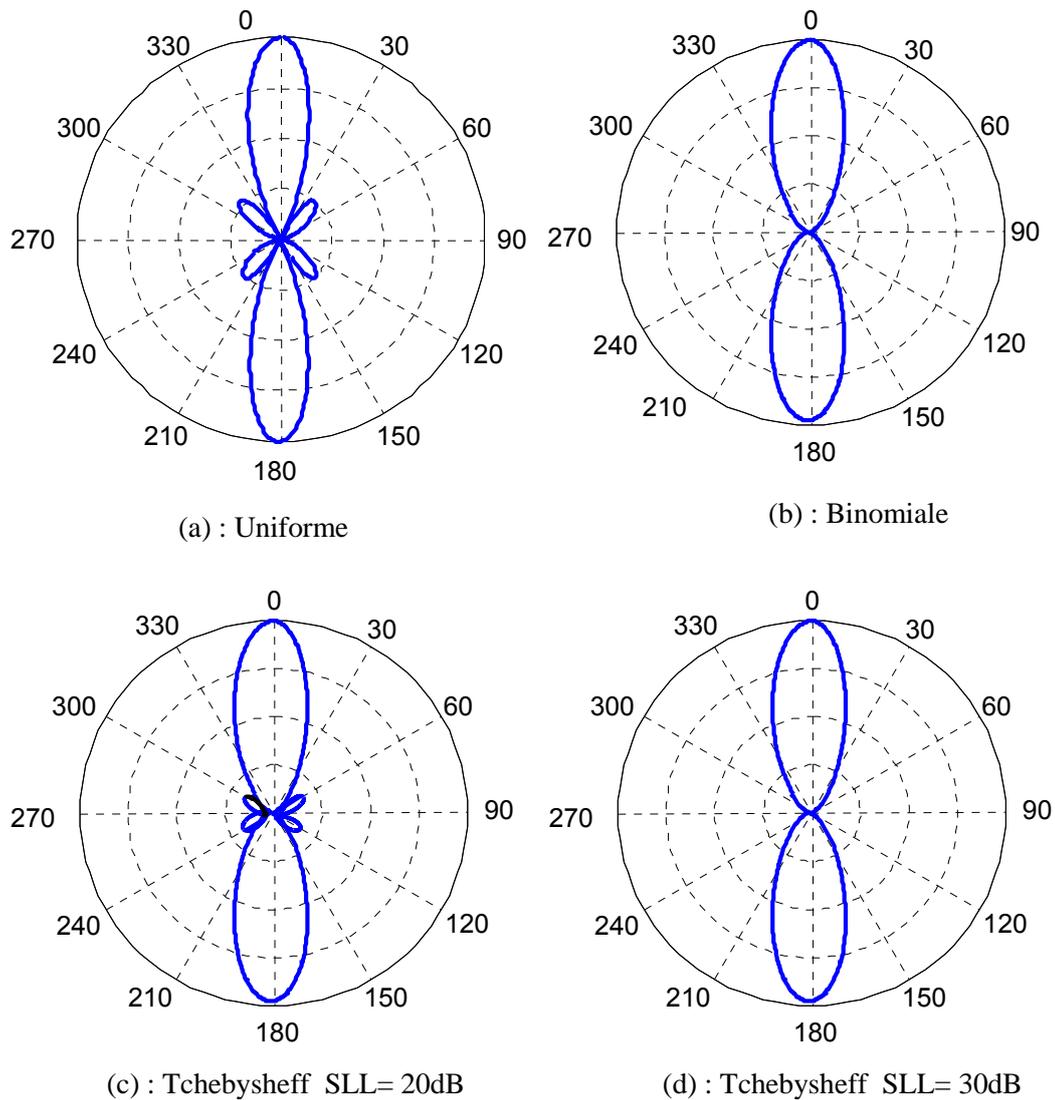


Fig 1.11 : Effet de la distribution d'amplitudes sur un réseau à 4 éléments

Nous constatons que pour avoir un niveau d'atténuation SLL donné, le gain sera réduit, de même, pour un gain maximal, il faudra tolérer un niveau SLL élevé.

Jusqu'à ce point, nous avons considéré des réseaux d'antennes linéaires où les éléments rayonnants étaient linéairement placés. Ce type de réseau d'antennes permet donc de faire un balayage d'espace azimutal comme on a pu le constater dans les exemples précédents. Les réseaux d'antennes bidimensionnels où les éléments rayonnants seraient distribués en deux dimensions offrent un autre degré de liberté puisque leur distribution géométrique permet de faire le balayage azimutal et en élévation.

1.2.7 Réseau bidimensionnel d'antennes

● Réseau circulaire

Soit le réseau d'antennes circulaire uniforme de la figure 1.12, il se compose de M éléments isotopes uniformément espacés sur un cercle de rayon R . La pondération de chaque élément est donnée par :

$$w_i = A_i e^{j\alpha_i}, \quad i = 1, 2, \dots, M$$

A_i , représente l'amplitude de l'élément i , $k=2\pi/\lambda$ est le nombre d'onde et α_i , est la phase de l'élément i .

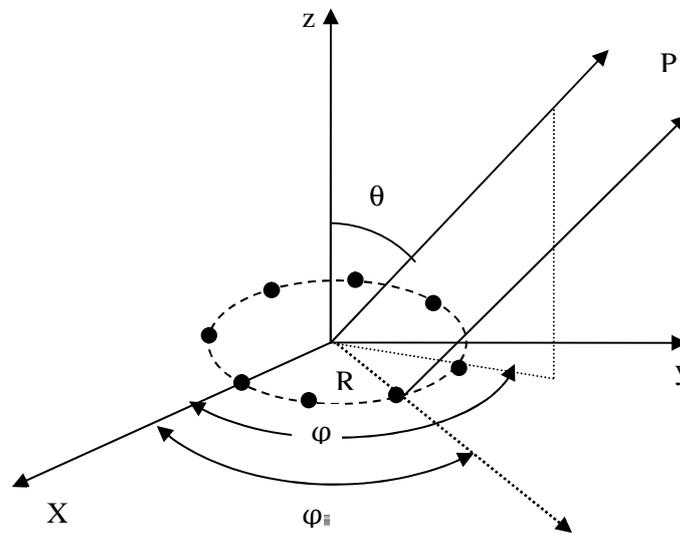


Fig 1.12 : Réseau uniforme circulaire de rayon R

En tenant compte du fait que les éléments sont uniformément espacés, l'angle de chaque élément dans le plan horizontal est donné par :

$$\varphi_i = 2\pi \frac{(i-1)}{M}, \quad i = 1, 2, \dots, M$$

En prenant le centre du réseau comme origine des phases, le facteur réseau F_r est donné par :

$$F_r(\theta, \varphi) = \sum_i^M A_i e^{j(\alpha_i - \beta_i)} \quad (1.11)$$

avec : $\beta_i = -kR \cos(\varphi - \varphi_i) \sin(\theta)$

Pour orienter le lobe principal du réseau circulaire vers un angle $(\theta_{\varphi}, \varphi_{\varphi})$, il suffit de choisir le déphasage de l'élément i comme :

$$\alpha_i = kR \cos(\varphi_0 - \varphi_i) \sin(\theta_0)$$

Comme exemple, on considère un réseau circulaire de $M=8$ éléments et de rayon $0,5\lambda$ et on calcule la pondération de sorte à orienter le lobe principal vers l'angle $\varphi_0 = 45^\circ$ et $\theta_0 = 90^\circ$. Le facteur réseau résultant est illustré en trois dimensions dans la figure 1.13.

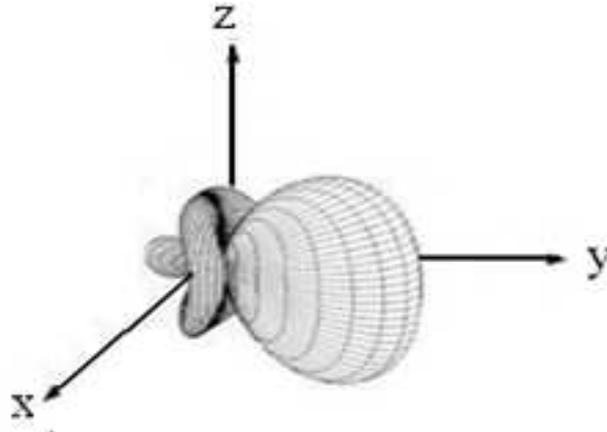


Fig 1.13 : Réseau circulaire à 8 éléments, lobe principal dans la direction $(90^\circ, 45^\circ)$

• Réseau rectangulaire

Un réseau rectangulaire de $M \times N$ éléments peut être considéré comme étant constitué de N réseaux linéaires de M éléments ou bien de M réseaux linéaires de N éléments.

Puisqu'on a déjà établi le facteur réseau d'une telle configuration, le principe de multiplication des diagrammes de rayonnement nous aide à retrouver facilement le facteur réseau F_T . La figure 1.14 illustre l'exemple d'un tel réseau.

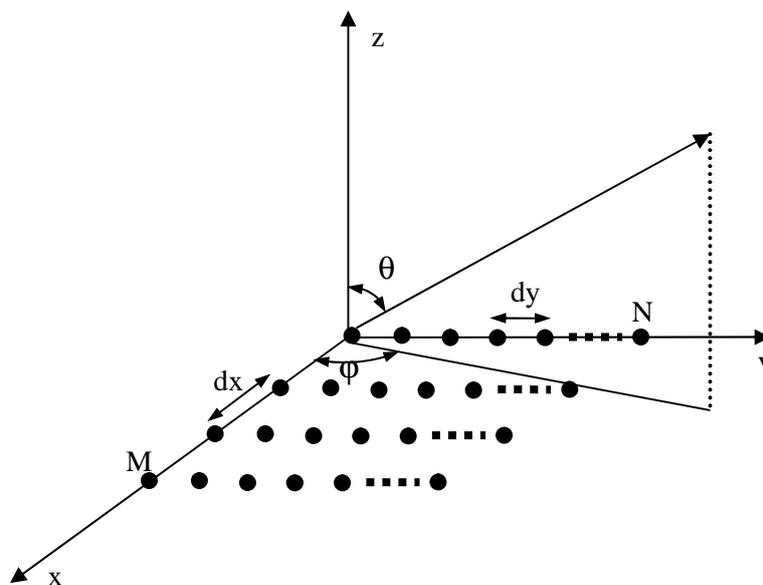


Fig 1.14 : Réseau rectangulaire à $M \times N$ éléments

Le facteur réseau selon l'axe des x est donné par :

$$F_{rx} = \sum_{m=1}^M A_{xm} e^{j(m-1)(k \cdot dx \cdot \sin(\theta) \cos(\varphi) + \phi_x)}$$

et le facteur réseau selon l'axe des y :

$$F_{ry} = \sum_{n=1}^N A_{yn} e^{j(n-1)(k \cdot dy \cdot \sin(\theta) \cos(\varphi) + \phi_y)}$$

Le F_r total est donné par :

$$\begin{aligned} F_r &= F_{rx} \cdot F_{ry} = \sum_{m=1}^M A_{xm} e^{j(m-1)(k \cdot dx \cdot \sin(\theta) \cos(\varphi) + \phi_x)} \sum_{n=1}^N A_{yn} e^{j(n-1)(k \cdot dy \cdot \sin(\theta) \cos(\varphi) + \phi_y)} \\ &= \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N A_{mn} e^{j(m-1)(k \cdot dx \cdot \sin(\theta) \cos(\varphi) + \phi_x) + j(n-1)(k \cdot dy \cdot \sin(\theta) \cos(\varphi) + \phi_y)} \end{aligned} \tag{1.12}$$

où $A_{mn} = A_{xm} \cdot A_{yn}$

Pour orienter le lobe principal d'un tel réseau vers la direction (θ_0, φ_0) les déphasages ϕ_x , et ϕ_y doivent être choisis comme suit :

$$\phi_x = -kdx \sin(\theta_0) \cos(\varphi_0) \quad \text{et} \quad \phi_y = -kdy \sin(\theta_0) \cos(\varphi_0)$$

Le diagramme de rayonnement d'un réseau rectangulaire de 8×8 éléments équidistants de $d = \lambda/2$ sur les deux axes et orienté vers l'angle $(45^\circ, 90^\circ)$ est illustré dans la figure 1.15.

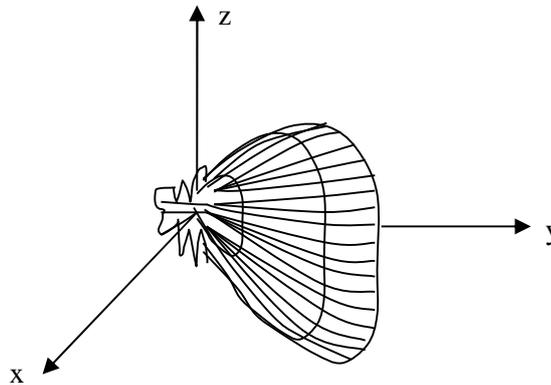


Fig 1.15 : Réseau rectangulaire à 8×8 , lobe principal dans la direction $(45^\circ, 90^\circ)$

1.3 Modes des antennes multiples

1.3.1 Système d'antennes à diversité spatiale

La propagation par trajets multiples cause le phénomène d'évanouissement du signal. Ce phénomène courant dans les communications sans fil se produit lorsque deux signaux en opposition de phase arrivent simultanément sur une seule antenne.

La simple diversité d'espace consiste à utiliser deux antennes au lieu d'une seule. Avec le bon

emplacement de ces antennes, on s'assure que dans la quasi-totalité du temps, au moins une des deux antennes sera dans une position favorable pour recevoir le signal de communication et lutter contre les effets négatifs de la propagation par trajets multiples.

On peut choisir généralement entre deux techniques de diversité spatiale : soit que le système commute continuellement vers l'antenne qui reçoit le signal le plus fort (switched diversity) ou bien le système combine les signaux reçus par les deux antennes pour maximiser le rapport signal à bruit (maximal ratio combining).

La diversité spatiale est largement utilisée dans les systèmes cellulaires ainsi que dans les liaisons de type point à point.

1.3.2 Réseau d'antennes et antenne intelligente

Une antenne intelligente est généralement constituée par un réseau d'antennes équidistantes dont la phase et l'amplitude sont contrôlables. Le champ électromagnétique total de l'antenne est calculé par la somme des champs produits par chacun des éléments du réseau.

On peut spécifier trois grandes catégories d'antenne intelligente

- le réseau à faisceau commutable,
- le réseau déphasé,
- le réseau adaptatif qu'on appelle aussi antenne intelligente.

Les deux premières catégories utilisent des circuits analogiques pour modifier la phase et l'amplitude des excitations des éléments du réseau alors que la troisième catégorie est numérique dans sa grande partie.

On retrouve les réseaux d'antennes dans plusieurs applications, entre autres :

- Les Radars : le radar à réseau déphasé permet le balayage spatial électroniquement, il a beaucoup d'avantages sur le radar à balayage mécanique puisqu'on réalise un balayage multiple et rapide sans bouger l'antenne, en plus, la portée de ce radar est plus importante.
- L'antenne intelligente : elle permet de configurer son diagramme de rayonnement en variant les poids (phase et amplitude) de ses éléments. Cela présente une multitude d'avantages puisque l'énergie ne sera rayonnée que vers les utilisateurs désirés et les interférences seront largement atténuées en plaçant des nuls dans leurs directions.

Il existe trois niveaux d'intelligence :

● Réseau à faisceau commutable

C'est un réseau d'antennes dont le diagramme de rayonnement peut être sélectionné parmi un nombre prédéfini de diagrammes fixes ayant des distributions différentes favorisant certaines

directions.

Dans un environnement dynamique où l'utilisateur bouge, le système commute continuellement d'un lobe à l'autre gardant le niveau maximal du signal reçu. Le récepteur sélectionne le faisceau qui renforce le plus l'intensité du signal et limite le plus les brouillages. Les systèmes à commutation de faisceaux ne peuvent pas être aussi performants que les systèmes adaptatifs mais ils sont beaucoup moins complexes et beaucoup plus faciles à moderniser.

Une solution qui génère ce type de système à plusieurs lobes est la matrice de Butler. C'est une technique analogique qui permet la génération de plusieurs lobes prédéfinis par l'utilisation de circuits micro-ondes simples.

Dans la figure 1.16, quatre lobes sont générés par la matrice de Butler. Le circuit de déphasage possède quatre ports d'entrées et quatre ports de sorties. Chaque port d'entrée correspond à un

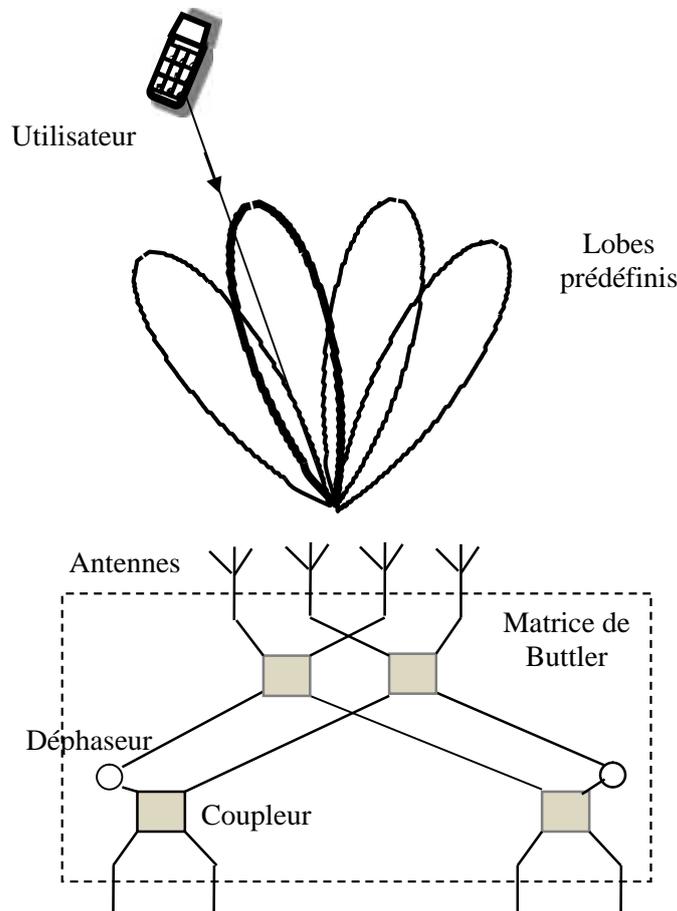


Fig 1.16 : Réseau à 4 faisceaux commutables

diagramme prédéfini avec un lobe principal. Dans un environnement dynamique, le système choisit et commute continuellement vers le lobe approprié.

Dans cette méthode, on n'est jamais assuré que le lobe choisi soit dirigé exactement vers l'utilisateur.

● Réseau déphasé

En variant la phase des éléments d'un réseau d'antenne, le lobe principal peut être orienté vers une direction donnée. Un réseau déphasé simple peut être réalisé en ajoutant des lignes de transmission de longueur variable sur chaque élément du réseau.

Le délai de propagation sur ces lignes entraîne le déphasage requis entre les éléments. Par contre, ce type de réseau est statique et on ne pourra pas par la suite orienter le lobe vers une autre direction à part la direction choisie initialement.

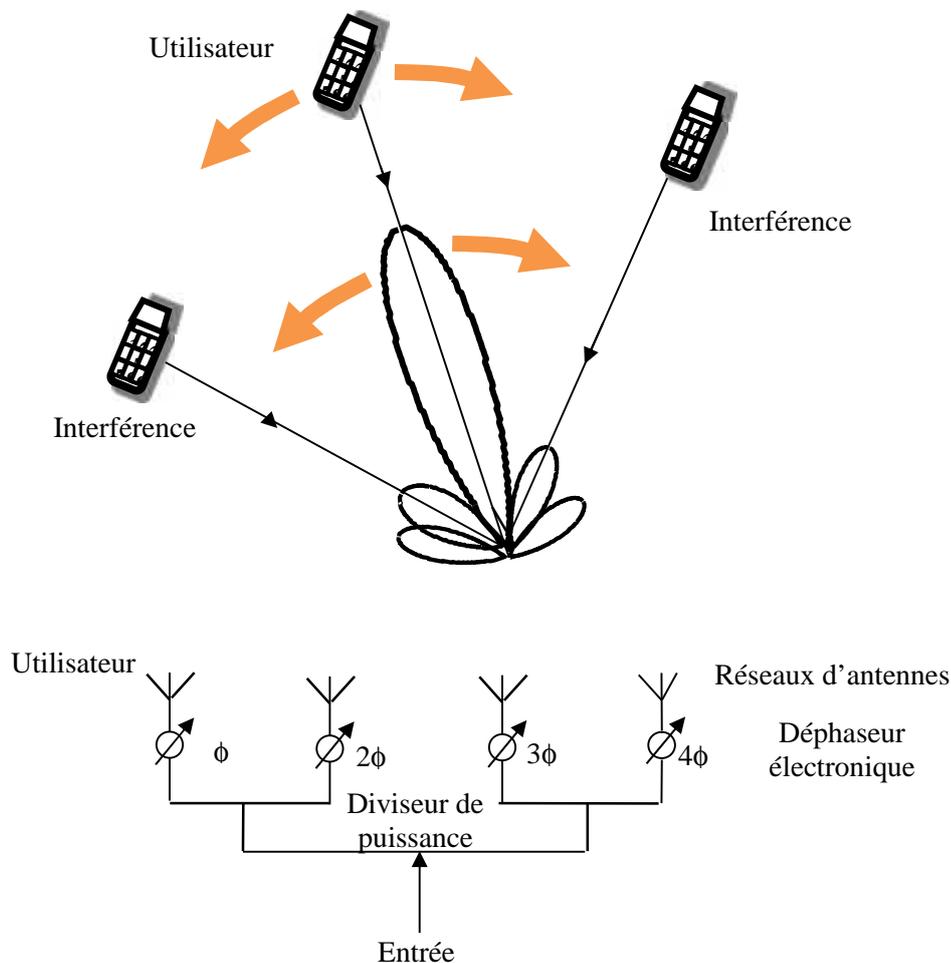


Fig 1.17 : Réseau déphasé constitué par un diviseur de puissance et 4 déphaseurs

Généralement, on utilise à la place des lignes de transmission des déphaseurs contrôlés électroniquement. La figure 1.17 présente un exemple d'un tel réseau.

Le lobe principal du réseau déphasé est contrôlé électroniquement par des déphaseurs analogiques. Dans la figure 1.17 un déphasage progressif constant ϕ est appliqué sur les éléments du réseau. Le lobe est alors pointé vers la direction de l'utilisateur désiré.

Dans cette technique, il peut y avoir des interférences du fait de l'existence de lobes secondaires.

● Réseau adaptatif

Le réseau adaptatif peut être défini comme étant un réseau d'antennes relié à un processeur de traitement de signal qui peut adapter le diagramme de rayonnement de l'antenne en privilégiant une direction désirée et en atténuant les directions des interférences. Actuellement, le réseau adaptatif est connu sous le nom d'antenne intelligente. Elles sont utilisées pour améliorer le rapport signal/bruit+brouillage (SINR) à la réception et peuvent également être considérées comme des antennes à faisceaux modelés pour l'émission.

La figure 1.18 montre le principe de fonctionnement d'un réseau adaptatif. Les algorithmes sont optimisés pour s'adapter à des changements dynamiques du signal. Les poids complexes sont ensuite ajustés pour obtenir le diagramme de rayonnement optimal dont le lobe principal est orienté vers l'utilisateur désiré et les nuls du diagramme de rayonnement sont placés dans les directions des interférences.

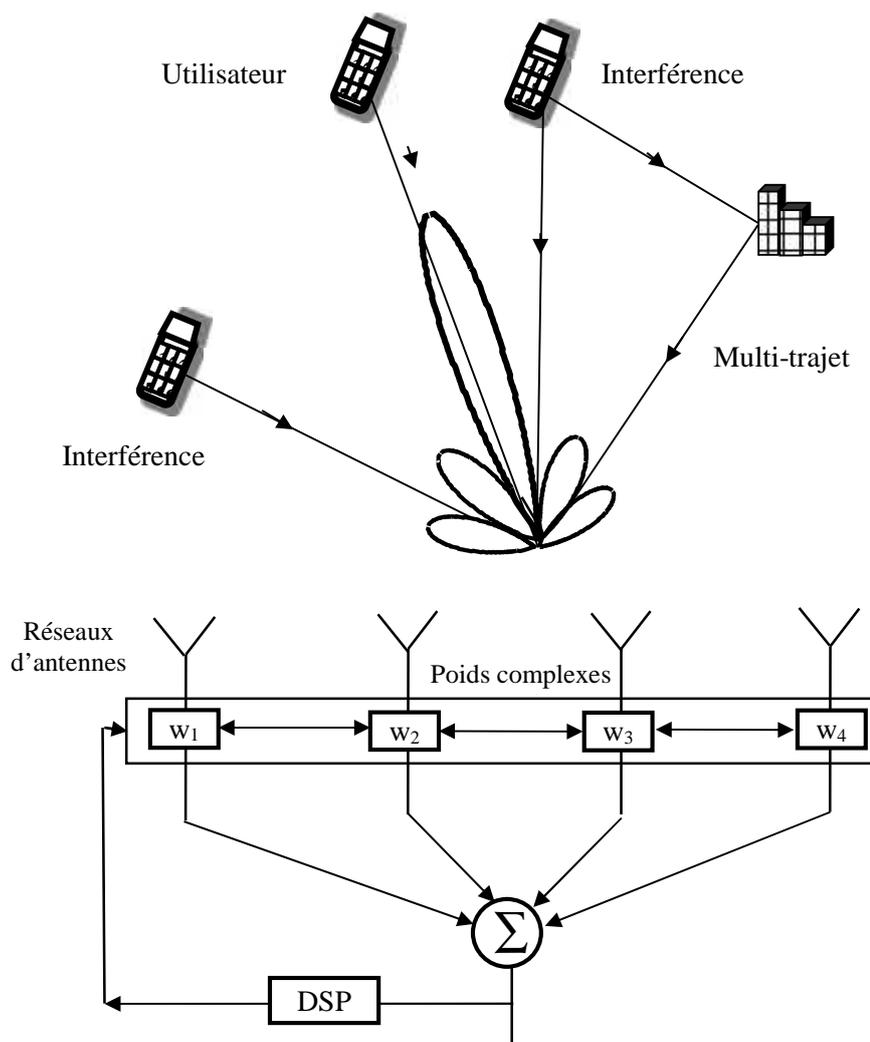


Fig 1.18 : Réseau adaptatif à 4 éléments

Le concept de l'antenne intelligente date des années 50. Avec le progrès réalisé dernièrement dans le domaine du traitement de signal, l'antenne intelligente est devenue une réalité.

1.3.3 Systèmes MIMO

Multiple-Input Multiple-Output ou MIMO (« entrées multiples, sorties multiples » en français) est une technique utilisée pour les réseaux sans fil et permettant des transferts de données à plus longue portée et à plus grande vitesse que la technique classique SISO (Single-Input Single-Output).

La figure 1.19 montre un système MIMO multi-antennes en émission et en réception avec les différents trajets entre les antennes.

En faisant l'hypothèse que les trajets entre chaque antenne d'émission et de réception sont indépendants, on a démontré que la capacité théorique du canal MIMO avec N_t antennes à l'émission et N_r antennes à la réception croit linéairement avec $\min(N_t, N_r)$. Les systèmes MIMO sont l'un des principaux axes de développement pour augmenter les débits des communications sans fil et bien que les premiers travaux publiés sur ce sujet ne datent que de quelques années, nous assistons à un très rapide développement de cette technologie avec des applications déjà envisagées dans les réseaux locaux sans fil et les réseaux de communication de 3ème génération. Les systèmes MIMO sont par exemple proposés pour le futur standard de réseau local sans fil IEEE 802.11n où l'objectif est d'atteindre des débits de 100 mégabits par seconde pour les applications vidéo.

Les systèmes MIMO présentent deux avantages majeurs par rapport aux systèmes SISO :

- 1) grâce à l'apport de la diversité spatiale ils permettent d'améliorer la qualité du lien en s'affranchissant des évanouissements des canaux,
- 2) par multiplexage spatial, ils permettent d'augmenter le débit d'information sans augmenter la bande passante ou la puissance transmise.

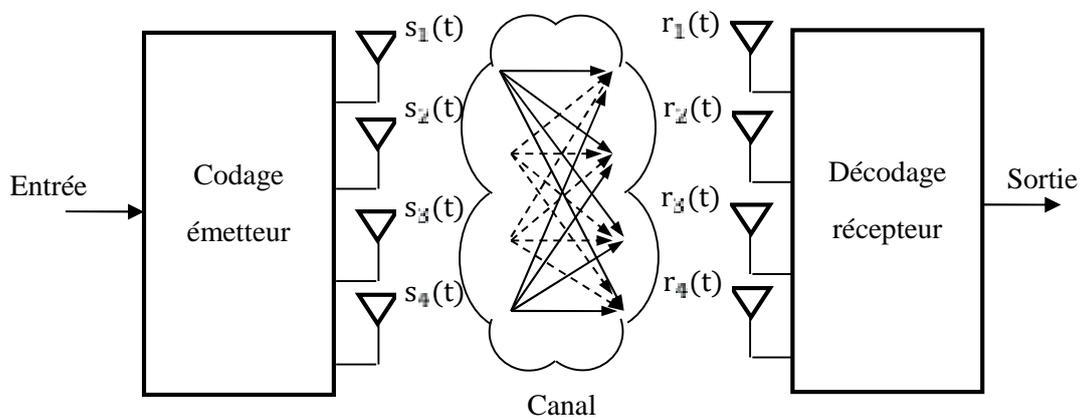


Fig 1.19 : Système d'antennes MIMO

Le principe de base des systèmes MIMO consiste donc à combiner les signaux judicieusement tant à l'émission qu'à la réception pour exploiter la diversité spatiale et donc réduire les effets des évanouissements ou pour augmenter le débit de transmission.

1.3.4 Comparaison

Le tableau suivant présente un récapitulatif des différents modes d'antennes multiples, les avantages et les inconvénients majeurs de chaque mode sont notés.

Tableau 1.1 : Comparaison entre quelques modes d'antennes multiples

Mode	Avantage	Inconvénients
Diversité	Simple à implémenter	Bénéfices limités
Faisceau commutable	Simple à implémenter	Configuration limitée Localisation requise Faible gain entre les lobes
Réseau déphasé	Simple à implémenter	Complexité moyenne
Réseau adaptatif	Grande capacité	Algorithmes complexes Coût élevé
MIMO	Débit très importants	Très complexe coût élevé

1.4 Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre les différents types de réseaux d'antennes rencontrés en pratique et nous avons étudié l'influence de différents paramètres (distance, déphasage, nombre d'éléments) sur les caractéristiques de ces réseaux. Nous avons aussi décrit les différents niveaux d'intelligence dans la formation des faisceaux.

L'antenne intelligente est sûrement la technique la plus prometteuse, mais la complexité de ses algorithmes d'estimation de la direction d'arrivée et ses contraintes physiques limitent son utilisation dans la plupart des systèmes sans fil. L'utilisation de plus en plus des terminaux mobiles capables de fournir leurs positions géographiques peut être exploitée afin de simplifier les algorithmes associés à l'antenne intelligente et aussi à l'antenne à faisceau commutable.

CHAPITRE 2

FORMATION DE FAISCEAUX

2.1 Introduction

Nous allons décrire dans ce chapitre les différentes techniques utilisées à l'heure actuelle pour fabriquer des faisceaux dans les antennes dites intelligentes. Ces faisceaux doivent avoir pour caractéristique de posséder des lobes principaux dirigés vers les sources désirées et des nuls vers les interférences pour les plus sophistiqués. Nous présenterons dans l'ordre les techniques dites analogiques, puis les techniques numériques.

2.2 Les antennes intelligentes

On appelle antenne intelligente, appelée aussi antenne adaptative (Smart Antena en anglais), un réseau d'antennes disposées de manière quelconque. L'intelligence ne se situe pas dans l'antenne mais dans le traitement de l'information envoyée ou reçue par le réseau d'antennes. Le but de ces antennes est de concentrer l'énergie d'émission/ réception selon certaines directions, il en résulte alors de nombreux avantages. La notion d'antennes intelligentes implique généralement la notion de traitement spatial.

La figure 2.1 montre les principaux éléments du système d'antenne intelligente. Il comprend :

- Réseaux d'antennes : le réseau d'antenne comprend M éléments rayonnants conçus pour émettre ou recevoir des signaux. L'arrangement des éléments (linéaire, circulaire,...) est important pour les antennes intelligentes,
 - Des amplificateurs faible bruit (LNA, des mélangeurs pour abaisser la fréquence et des convertisseurs analogiques numériques (A/D),
 - Une unité de pondération : la sortie de chacun des M éléments est multipliée par un poids variable dans le temps. Ces poids déterminent la directivité de l'antenne intelligente. Les sorties sont ensuite additionnés pour former le signal de sortie $y(t)$ globale.
-

- Le processeur adaptatif détermine les poids complexes du réseau adaptatif.

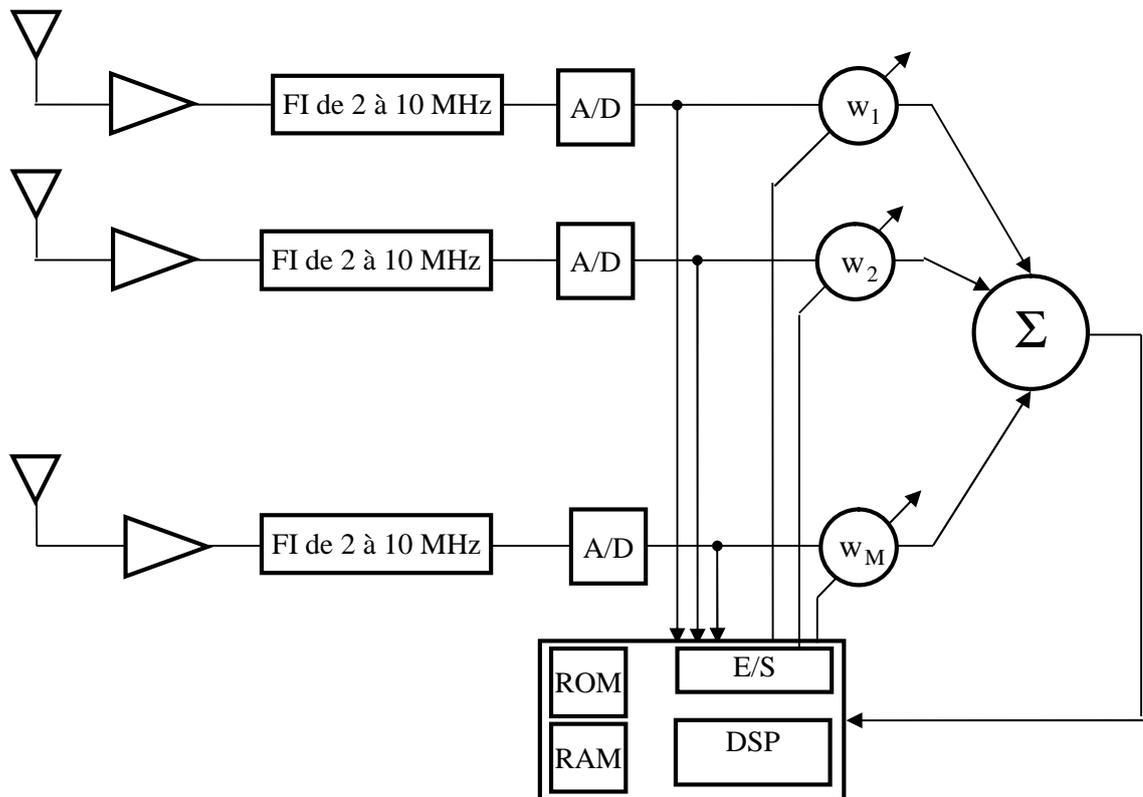


Fig 2.1 : Architecture d'une antenne adaptative

Ses domaines d'applications privilégiés sont le radar, la navigation et les télécommunications cellulaires.

En téléphonie cellulaire, une chaîne de transmission avec une station de base équipée d'une antenne intelligente peut être utilisée pour améliorer l'efficacité spectrale et augmenter le nombre d'utilisateurs. En effet, la technique SDMA (Space Division Multiple Access) permet d'effectuer un filtrage spatial sélectif en privilégiant certaines directions par rapport à d'autres. Ce filtrage a comme conséquences directes un meilleur rapport signal à interférences et une importante réduction du phénomène de trajets multiples.

2.2.1 Les avantages des antennes intelligentes

Les avantages des antennes intelligentes sont nombreux. On peut citer entre autres :

a. Réduction de la puissance d'émission

Le système peut rayonner une puissance moindre et donc on peut diminuer les spécifications des amplificateurs de puissance associés au système, générant ainsi une réduction du coût. De plus le

gain de l'antenne permettra d'augmenter la sensibilité de l'antenne et les téléphones mobiles pourront ainsi émettre avec une puissance plus faible.

b. Réduction des multitrajets

Les différents obstacles qui constituent le milieu de propagation permettent à l'onde émise d'emprunter plusieurs voies ou chemins avant d'atteindre l'antenne de réception. Lorsque les antennes sont en visibilité, elles sont reliées par le trajet direct. A celui-ci s'associe en général une myriade de trajets qui ont été réfléchis, réfractés, diffractés ou encore diffusés par les différents obstacles (Figure 2.2).

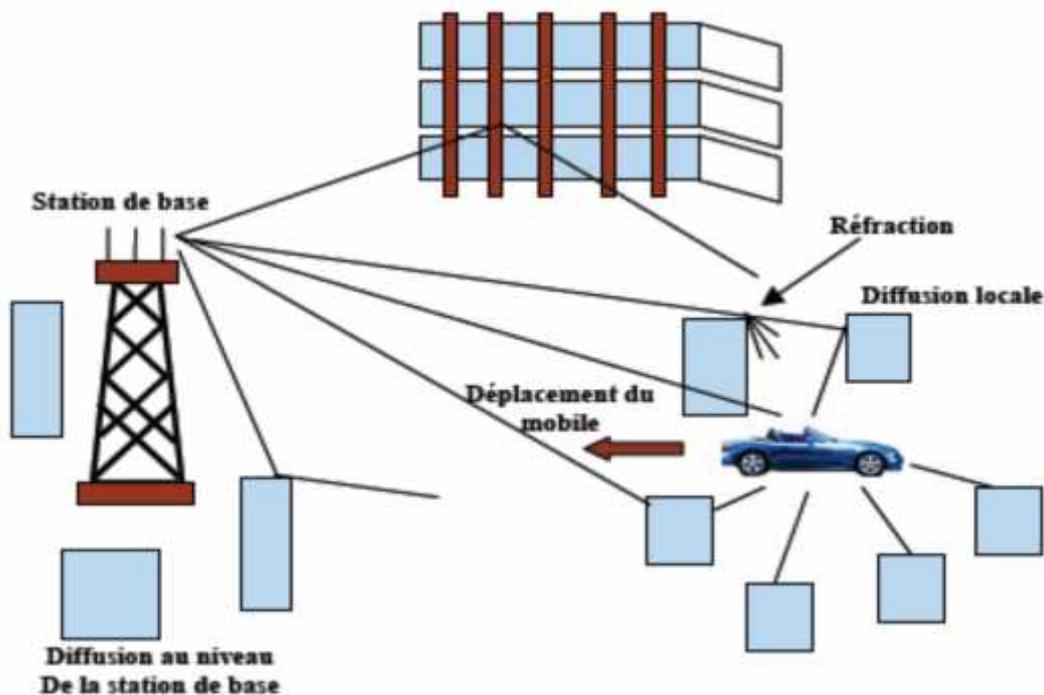


Fig 2.2 : Propagation par trajets multiples

Chaque trajet suit alors un chemin différent avant d'atteindre le récepteur avec un retard, un angle d'arrivée, une amplitude et une phase propre. Le signal perçu par le récepteur est le fruit de la recombinaison de ces trajets multiples. Il est donc nécessaire de trouver des solutions pour en limiter ses effets perturbateurs. C'est ici que réside l'intérêt des antennes intelligentes car elles permettent de concentrer l'énergie rayonnée dans la direction de l'utilisateur réduisant ainsi la propagation par trajets multiples.

c. La réduction des interférences

Dans les réseaux cellulaires, on peut réduire les interférences des canaux adjacents en pointant des nuls dans le diagramme de rayonnement des antennes d'une cellule dans les directions des cellules qui utilisent le même canal.

d. L'amélioration du taux d'erreurs binaires (BER)

Le taux d'erreur ou BER., abréviation de l'expression anglaise Bit Error Rate, désigne une valeur relative au taux d'erreur mesuré à la réception d'une transmission numérique, relative au niveau d'atténuation et/ou de perturbation d'un signal transmis.

Probabilité d'erreur de bit est donnée par :

$$P_b(e) = \text{BER} = \frac{N_{\text{d b rçc eér}}}{N_{\text{t d b rçc}}}$$

Ce taux détermine le nombre d'erreurs apparues avant la modulation et juste après la démodulation. En pratique, le BER est considéré comme le principal paramètre pour évaluer les performances du système.

On dit que le taux d'erreur binaire est meilleur lorsque le nombre de bit reçus erronés est réduit au minimum. Le taux d'erreur (BER) s'exprime en puissance négative. Par exemple, 10^{-3} signifie que l'on a une erreur binaire pour mille bits transmis. Donc l'amélioration du BER implique la réduction des interférences et des trajets multiples.

e. L'augmentation de la portée de transmission

L'utilisation d'une antenne réseau multiplie le gain total de l'antenne. Cela peut être exploité afin d'agrandir la taille des cellules ou bien pour réduire la puissance d'émission.

f. La localisation des mobiles

Un réseau d'antennes muni d'un algorithme d'estimation de la direction d'arrivée (DOA) peut être utilisé pour localiser la position d'un mobile.

Nous allons voir dans ce qui suit, les différents types de formateur de faisceaux utilisés dans les antennes intelligentes.

2.3 Types de formateur de faisceaux

Le « beamforming » ou formation de faisceaux est une technique de traitement des signaux utilisée pour les systèmes de transmission sans fil haut débit. Il peut également être considéré comme un filtre spatial pour chaque direction d'intérêt. Ce filtre va permettre de récupérer ou d'émettre des signaux dans des directions particulières avec un gain maximum, c'est-à-dire de favoriser le gain pour la direction d'intérêt et d'atténuer les signaux émis dans les directions non souhaitées (interférences). A la sortie de ce filtre, on n'aura que les signaux dans la direction d'intérêt (figure 2.3).

On montre que les systèmes d'antennes connues sous le vocable «d'antennes intelligentes» (Smart Antennas) utilisent la technique de formation de faisceaux (Beamforming) pour permettre de récupérer ou d'émettre des signaux dans des directions particulières avec un gain maximum.

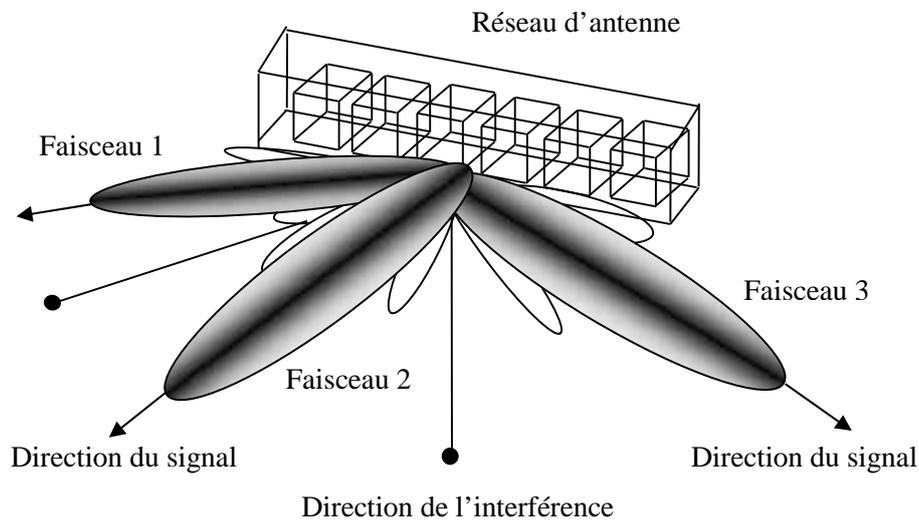


Fig 2.3 : Principe de formation de faisceaux

Le formateur de faisceaux étant un outil très important dans les réseaux d'antennes il est essentiel d'en connaître les différents types ainsi que les techniques mises en œuvre et leurs avantages respectifs.

Selon les types d'applications, on distingue deux types de réseau formateur de faisceaux :

- le réseau de formation de faisceaux analogique (Analog Beamforming) qui réalise la formation de faisceaux sur un support RF (ligne de transmission, guide d'onde...),
- le réseau de formation de faisceaux par le calcul ou numérique (Digital Beamforming) qui réalise la formation de faisceaux sur un support numérique, beaucoup plus flexible. En fait, ce type de formateur est la somme de deux technologies : technologie d'antenne et la technologie numérique.

La formation de faisceaux numérique permet de former de nombreux faisceaux alors que l'analogique est limitée par la complexité du réseau de formation de faisceaux. Le fait de travailler avec des signaux numérisés facilite de plus les calculs des pondérations. Le formateur de type analogique ne permet pas de séparer les signaux non orthogonaux; en plus le rapport signal sur bruit (SNR) est affecté par le nombre de faisceaux, en fait le SNR diminue si le nombre des signaux transmis augmente. A contrario, le formateur de type numérique résout ces inconvénients du fait qu'il utilise des techniques de traitement numérique des signaux.

La technique de Formation de Faisceaux peut être utilisée au niveau des antennes d'émission ou de réception selon le type d'application demandée.

2.4 "Beamforming" analogique

Plusieurs techniques existent et fournissent des faisceaux fixes.

2.4.1 Matrice de Butler

L'une des méthodes les plus populaires pour concevoir un "beamformer" analogique est la matrice de Butler. C'est un réseau de déphasage analogique passif constitué dans la plupart des cas par des coupleurs hybrides et des déphaseurs fixes.

Une matrice de Butler $N \times N$ possède N entrées (ports) et N sorties connectées à un réseau d'antennes. Ce réseau de déphasage est obtenu en alternant des rangées de coupleurs hybrides et des déphaseurs fixes. L'interconnexion entre ces circuits permet d'obtenir le déphasage nécessaire pour avoir N lobes orthogonaux. La figure 2.4 présente un exemple de diagramme de fonctionnement d'une matrice de Butler 4×4 :

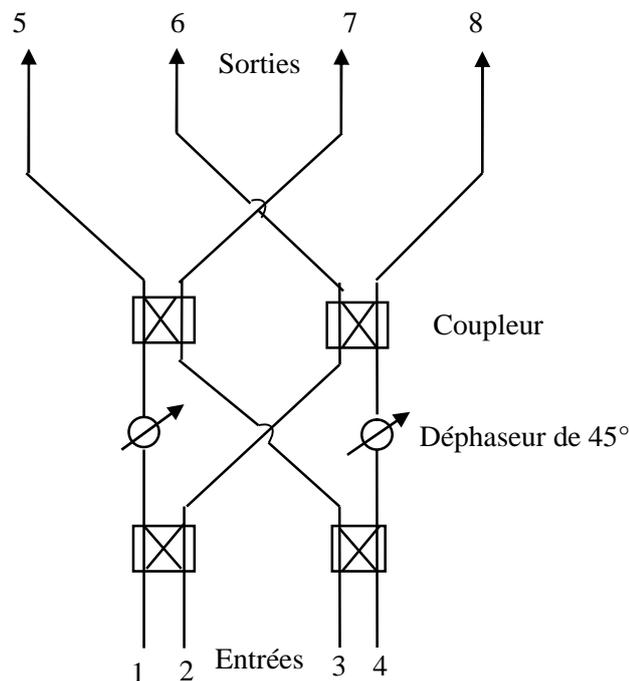


Fig 2.4 : Diagramme de fonctionnement d'une matrice de Butler 4×4

Le nombre d'entrées N doit être toujours une puissance de 2. Une matrice $N \times N$ est réalisable par $(N/2) \cdot \log_2(N)$ coupleurs et $(N/2) \cdot \log_2(N - 1)$ déphaseurs fixes. Dans le cas de la figure 2.4, une matrice de Butler 4×4 est obtenue en utilisant 4 coupleurs hybrides et 2 déphaseurs. Les coupleurs hybrides peuvent être des coupleurs hybrides de 90° ou bien de 180° . Les déphaseurs de 45° fixes peuvent être tout simplement des lignes de transmission. En général, on utilise le coupleur

hybride à 90° en mode de diviseur de puissance. Le coupleur hybride à 90° est un circuit à quatre ports capable de générer deux signaux en quadrature de phase. L'hybride de la figure 2.5 est utilisé pour diviser le signal appliqué à l'entrée :

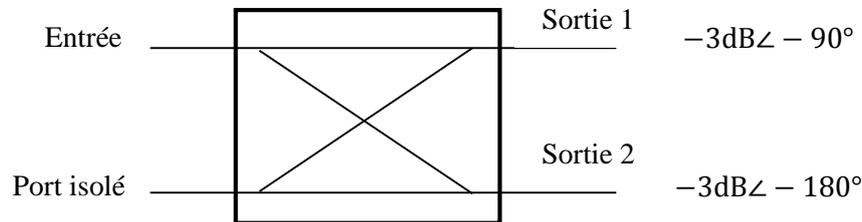


Fig.2.5 : Coupleur hybride idéal $90^\circ/3\text{dB}$

2.4.2 Fonctionnement de la Matrice de Butler

La figure 2.6 illustre le cas d'une matrice de Butler en mode transmission. Un signal RF appliqué au port 1 du réseau de déphasage produira quatre excitations de mêmes amplitudes avec un déphasage progressif constant sur les quatre éléments d'antennes.

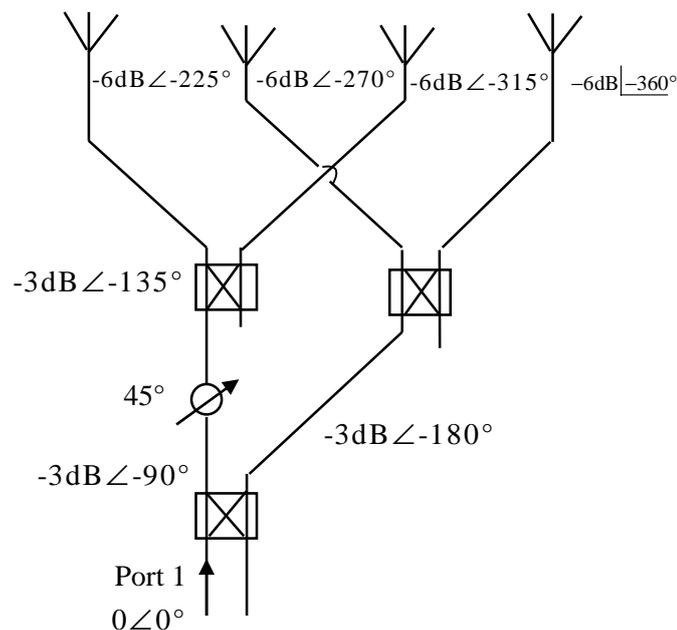


Fig 2.6 : Matrice de Butler 4×4 excitée au port 1

Le signal appliqué à l'entrée du coupleur hybride est divisé en deux signaux ayant la même amplitude et déphasés de 90° . Ces deux signaux sont par la suite divisés par deux autres coupleurs hybrides en quatre autres signaux. Les quatre signaux de même amplitude avec un déphasage progressif de -45° sont par la suite appliqués aux éléments du réseau d'antennes. Dans les cas d'un réseau d'antennes isotropes à 4 éléments équidistants de $\lambda/2$, la matrice de Butler de la figure 2.6

donnerait le diagramme de rayonnement illustré dans la figure 2.7 avec un lobe principal dans la direction $14,47^\circ$ (calculé par la formule 1.13) :

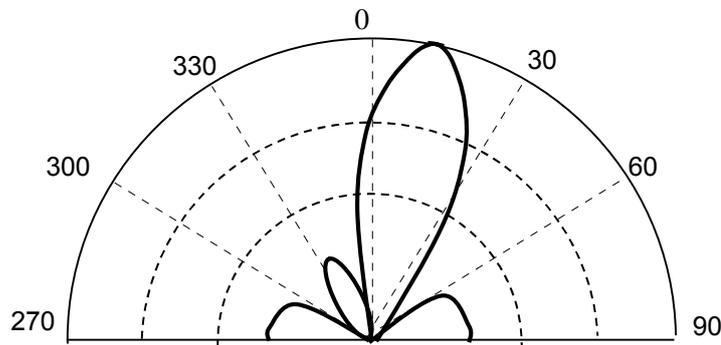


Fig 2.7 : Diagramme de rayonnement au port 1 avec quatre éléments isotropes

De la même façon, on pourra trouver les directions des autres faisceaux. Finalement, on aura :

- un signal RF appliqué au port 1 donnera le lobe principal dans la direction $14,47^\circ$
- un signal RF appliqué au port 4 donnera le lobe principal dans la direction $-14,47^\circ$
- un signal RF appliqué au port 3 donnera le lobe principal dans la direction $48,59^\circ$
- un signal RF appliqué au port 2 donnera le lobe principal dans la direction $-48,59^\circ$

Ainsi, un réseau d'antennes muni d'un déphaseur de Butler 4x4 permet d'obtenir une antenne à quatre lobes de mêmes gains : deux lobes du coté droit identifiés par 1D et 2D et deux lobes du coté gauche identifiés par 1G et 2G comme l'illustre la figure 2.8 :

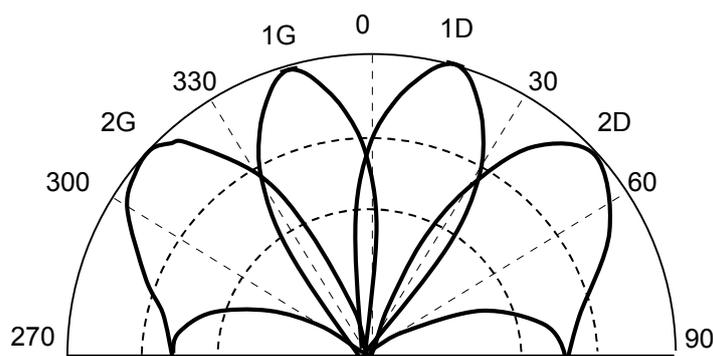


Fig 2.8 : Les quatre lobes orthogonaux du réseau d'antennes à quatre éléments isotropes

L'utilisation de la matrice de Butler pour la conception des "beamformers" analogiques est très populaire grâce aux avantages multiples de ce type de circuit. Entre autres, nous citons :

- Conception symétrique et assez simple.
- Composants utilisés simples (coupleurs et lignes de transmission) et faciles à implémenter sur un substrat.

- Les lobes générés ont le même gain et sont orthogonaux.
- Possibilité d'utiliser plusieurs lobes simultanément.

La matrice de Butler n'est pas un circuit d'alimentation parfait, elle a les inconvénients suivants :

- La largeur de faisceau et la direction de pointage changent avec la fréquence.
- L'interconnexion est assez complexe pour une grande matrice
- Le nombre de composants est grand quand le nombre d'éléments du réseau est grand.

2.4.3 Matrice De Blass

La matrice de Blass est une matrice qui peut générer des faisceaux multiples. Elle utilise un ensemble de lignes de transmissions reliées à un réseau d'antennes (M éléments) qui intersecte un ensemble des lignes des N ports de faisceaux, avec un coupleur directionnel à chaque intersection. La Figure 2.9 montre un exemple pour un réseau 3 éléments, mais une matrice de Blass peut être conçue avec un nombre quelconque d'éléments.

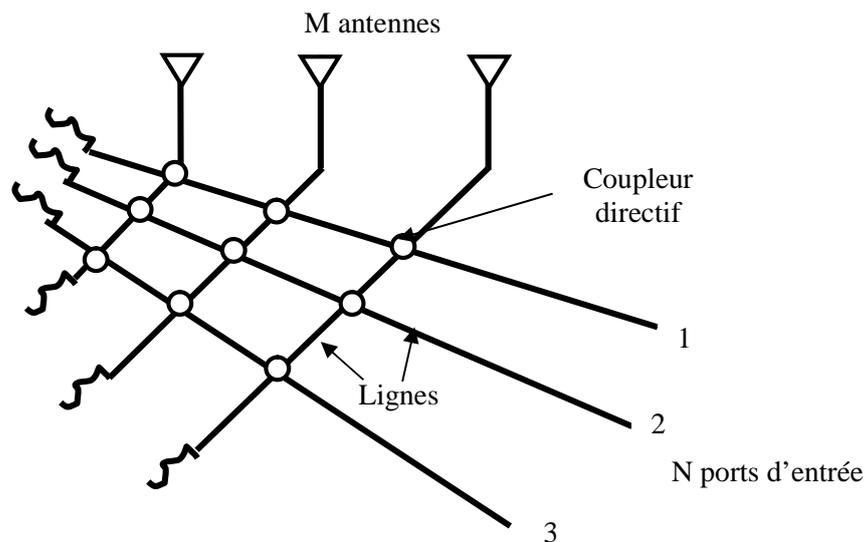


Fig 2.9: Matrice de Blass

Le port 2 fournit des retards égaux à tous les éléments, ayant pour résultat un faisceau dans le plan de rayonnement (broadside). Les deux autres ports fournissent des délais progressifs entre les éléments et produisent les faisceaux qui sont en dehors du plan de rayonnement (broadside). La matrice a été optimisée pour obtenir les faisceaux presque orthogonaux.

Les avantages d'employer la matrice de Blass sont :

- Pour un grand réseau, la disposition d'intercommunication du circuit est simple car il n'y a pas de croisements.
- Les faisceaux formés peuvent être produits en commandant les rapports de couplage des coupleurs directionnels (la pondération en amplitude est possible pour chaque faisceau)

- Le temps de retard assure une certaine constance des faisceaux avec la fréquence. Cependant, elle présente des inconvénients sérieux:
- Chaque coupleur doit avoir une valeur différente, ce qui complique la conception,
- Elle exige plus de coupleurs que la matrice de Butler et cette augmentation de matériel implique un plus grand coût et poids,
- L'interaction entre les coupleurs rend les circuits difficiles à construire car les effets des coupleurs sur les données mesurées sont difficiles à apprécier.

2.5 « Beamforming » numérique

Pour la réception d'un signal, la formation de faisceaux est utilisée pour augmenter le gain dans la direction des signaux voulus et diminuer le gain dans la direction de l'interférence et du bruit, c'est-à-dire en recevant l'information de différentes antennes et la combiner de telle manière qu'on observe préférentiellement le signal désiré. Pour cela, nous allons détailler le fonctionnement de la formation de faisceaux au niveau de la réception.

Soit un signal $s(t)$ émis dans la direction (θ_0, φ_0) (angles respectifs d'élévation et d'azimut désirés) vers une antenne réseau constituée de M éléments rayonnants. En supposant une propagation en milieu homogène, le signal subit sur chaque élément d'antenne un déphasage et une atténuation, modélisés par le vecteur à M composantes $\vec{a}(\theta_0, \varphi_0)$. Ce vecteur constitue la réponse au niveau de chaque élément rayonnant du réseau d'antenne pour la direction considérée et est appelé vecteur directionnel (steering vector) suivant (θ_0, φ_0) ; ce vecteur est lié à l'antenne et en particulier à sa géométrie. Le vecteur des signaux reçus au niveau des différents capteurs des antennes s'écrit alors :

$$\vec{x}_i(t) = \vec{a}(\theta_0, \varphi_0) \times s(t) + \vec{b}(t) \quad (2.1)$$

avec :

$$\vec{x}_i(t) = \begin{bmatrix} x_1(t) \\ x_2(t) \\ \vdots \\ x_M(t) \end{bmatrix}$$

où $x_i(t)$ désigne le signal reçu par la $i^{\text{ème}}$ antenne du réseau, $s(t)$ le signal émis dans la direction (θ_0, φ_0) et $\vec{b}(t)$ désigne le vecteur bruit additif.

La formation de faisceaux va consister à focaliser le faisceau de l'antenne (à la réception) dans des directions privilégiées prédéfinies. Cela se traduit par la multiplication par des coefficients

complexes, appelés poids ou pondération, des signaux reçus sur chacun des capteurs du réseau d'antennes. Les signaux des différents capteurs ainsi pondérés sont ensuite additionnés pour réaliser un filtrage spatial qui permet de privilégier ou d'éliminer certaines composantes spatiales du signal étudié, de s'adapter en temps réel aux évolutions du milieu ambiant (sources et bruits mobiles) et pour former à la sortie du réseau un signal qui est alors donné par :

$$y(t) = \sum_{i=1}^M w_i \cdot x_i(t) \quad (2.2)$$

ou sous forme matricielle :

$$y(t) = \mathbf{w}^H \mathbf{x}(t) \quad (2.3)$$

où le vecteur \mathbf{w}^H représente l'Hermitien (transposé conjugué) du vecteur des poids complexes ou pondération, tel que $\mathbf{w}^H = [w_1^*, w_2^*, \dots, w_M^*]$

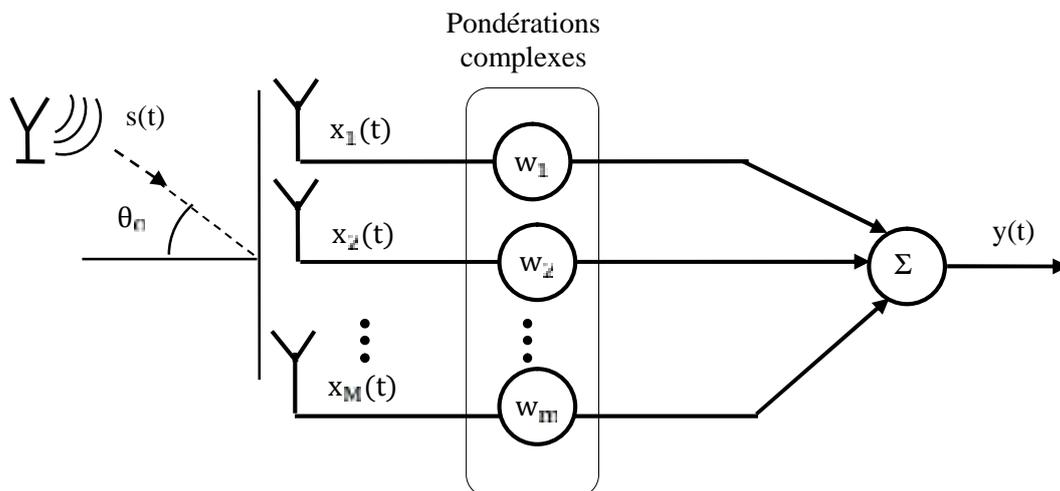


Fig 2.10 : Principe de la formation de faisceaux en réception : Modèle bande

La figure 2.10 présente la structure d'un formateur de faisceaux bande étroite. La formation de faisceaux consiste à appliquer un coefficient complexe par voie. Ceci consiste à choisir judicieusement les poids complexes de façon à satisfaire un critère (minimiser les interférences, maximiser le gain,...). Suivant le calcul du vecteur de pondération, on distingue deux catégories d'algorithmes de formation de faisceaux.

2.5.1 La formation de faisceaux conventionnelle (FFC)

Le FFC est une méthode classique de formation de faisceaux basée sur la connaissance des directions d'incidence des différentes sources. Cette catégorie permet de pointer le faisceau dans la direction du signal utile indépendamment du signal global reçu. Le mode de fonctionnement de ce type de formateur se résume de la manière suivante :

Dans une première étape on estime les angles d'arrivée de toutes les sources. Il est possible alors de calculer les pondérations qui sont choisies de façon à sommer en phase les signaux provenant d'une direction (θ_0, φ_0) donnée, c'est la deuxième étape, et enfin de sommer de façon cohérente les signaux ainsi obtenus en dernière étape. La figure 2.11 donne une configuration possible de ce type de traitement et résume ce qui est décrit précédemment.

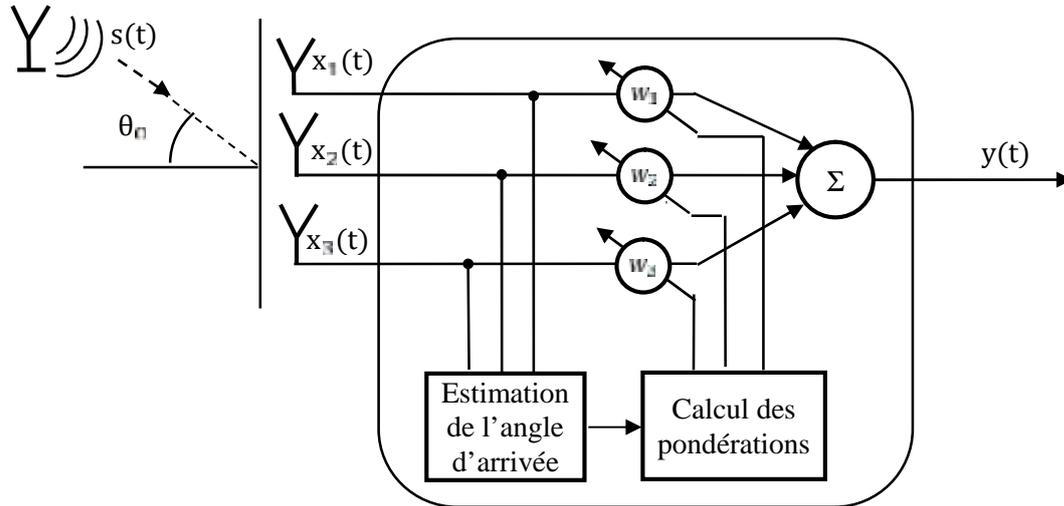


Fig 2.11 : Configuration de l'antenne pour la formation de voies

En choisissant la pondération suivante :

$$\vec{w}_{FF_{conv}} = \vec{a}(\theta_0, \varphi_0) \tag{2.4}$$

Le réseau se focalise alors dans cette direction où une amplitude optimale est obtenue. Le signal à la sortie du formateur s'écrit :

$$y(t) = \vec{a}^H(\theta_0, \varphi_0) \vec{x}(t) \tag{2.5}$$

où $\vec{a}^H(\theta_0, \varphi_0)$ représente l'Hermitien du vecteur directionnel de la direction visée et $\vec{x}(t)$ est le vecteur des signaux reçus au niveau du réseau d'antennes.

On a alors :

$$y(t) = \vec{a}^H(\theta_0, \varphi_0) \vec{a}(\theta_0, \varphi_0) s(t) + \vec{a}^H(\theta_0, \varphi_0) \vec{b}(t) \tag{2.6}$$

$s(t)$ étant le signal émis et $\vec{b}(t)$ le vecteur des bruits. Cela s'écrit encore :

$$x(t) = \left\| \vec{a}^H(\theta_0, \varphi_0) \right\|^2 s(t) + \vec{a}^H(\theta_0, \varphi_0) \hat{b}(t) \tag{2.7}$$

Supposons que le vecteur directionnel $\vec{a}(\theta_0, \varphi_0)$ dans la direction (θ_0, φ_0) s'écrive :

$$\vec{a}(\theta_0, \phi_0) = \begin{bmatrix} a_1(\theta_0, \phi_0) \exp^{jv_1(\theta_0, \phi_0)} \\ \vdots \\ a_M(\theta_0, \phi_0) \exp^{jv_M(\theta_0, \phi_0)} \end{bmatrix} \quad (2.8)$$

avec $v_i = 2\pi(i-1)d\sin\theta_{\square}/\lambda$ dans le cas d'un réseau linéaire ULA (Uniform Linear Array) dans le plan azimut. Lorsqu'on applique la pondération $\vec{w} = \vec{a}(\theta_{\square}, \phi_{\square})$ à un signal $v(t)$ émis dans une direction $(\theta_{\square}, \phi_{\square})$ différente de (θ_0, ϕ_0) , tel que :

$$\vec{y}(t) = v(t)\vec{a}(\theta_1, \phi_1) + \vec{b}(t) \quad (2.9)$$

$$x(t) = v(t) \sum_{k=1}^K a_k(\theta_1, \phi_1) a_k(\theta_0, \phi_0) e^{j[v_k(\theta_1, \phi_1) - v_k(\theta_0, \phi_0)]} + \vec{a}^H(\theta_0, \phi_0) \vec{b}(t) \quad (2.10)$$

Le signal $v(t)$ émis est alors multiplié par un facteur conduisant à une atténuation non maîtrisée en dehors du lobe principal (les positions des maxima locaux et les zéros du diagramme en dehors du lobe principal sont aléatoires).

Ce dispositif réalise à la fois un pointage électronique de l'antenne dans la direction (θ_0, ϕ_0) et un filtrage spatial permettant d'atténuer les signaux arrivant de directions éloignées (lobes secondaires bas) de la direction principale et d'amplifier les signaux arrivant de directions voisines de celle-ci (lobe principal).

En terme de complexité, ce formateur est simple à mettre en œuvre, seule la connaissance des vecteurs directionnels ainsi que la direction d'arrivée du signal émis est requise pour son implémentation et à part l'estimation des angles d'arrivée de la source utile et des interférents, cette technique de calcul des pondérations est indépendante des données en entrée du réseau (data independent beamforming). Elle est dite sous-optimale car elle ne maximise pas le rapport signal à bruit mais possède l'avantage de ne pas distordre le signal utile. Cette méthode de formation de faisceaux ne permet pas de contrôler le niveau d'atténuation du diagramme dans des directions particulières. Elle ne permet pas d'atténuer la contribution de brouilleurs éventuels qui peuvent perturber la communication. Cela nous conduit à l'étude du second type de formateur de faisceaux.

2.5.2 Les formations de faisceaux adaptatives (FFA)

La méthode de formation de faisceaux vue précédemment ne tient pas compte de ce que contient vraiment le vecteur des signaux reçus $\vec{y}(t)$ et en particulier elle ne prend pas en compte la présence d'éventuels brouilleurs qui risquent de perturber le signal utile. Pour éviter cela, la formation de faisceaux adaptative, qui tient compte des données et s'adapte bien à l'environnement, pointe le faisceau dans la direction du signal utile indépendamment du signal global reçu et rejette les interférences éventuelles. Différentes méthodes se basant sur le calcul et la mise à jour du vecteur

des poids complexes \vec{w} sont utilisées pour maximiser la qualité du canal de communication. Parmi ces nombreuses méthodes, les plus utilisées sont le formateur MPDR (Minimum Power Distortionless Response), le formateur MVDR (Maximum Variance Distortionless Response) et le formateur par séquence de référence. Les deux premiers seront brièvement présentés dans les deux sous paragraphes suivant et le dernier formateur de faisceau, qui fait partie des outils mis en œuvre dans ce mémoire, sera présenté en détails dans le chapitre 3.

- **Le formateur « Minimum Power Distortionless Response » (MPDR)**

Le principe de ce formateur est de trouver le vecteur de pondération $\vec{w}(t)$ qui minimise la puissance globale en sortie du formateur tout en maintenant un gain unité dans la direction souhaitée (θ_0, φ_0) . Ceci devrait permettre de réduire la puissance des brouilleurs. En effet, parce que le gain sur le signal est fixe, toute réduction de l'énergie de sortie est obtenue par suppression des parasites.

Soit P_s la puissance d'un signal $s(t)$ quelconque, on a :

$$P_s = E[s(t)s^H(t)] \quad (2.11)$$

$E[.]$ étant l'espérance mathématique.

Soit $y(t) = \vec{w}^H \vec{x}(t)$, le signal global (utile, interférences et bruit) en sortie du formateur. La puissance à la sortie s'écrit :

$$P_{\text{sortie}} = E[y(t)y^H(t)] \quad (2.12)$$

Soit

$$P_{\text{sortie}} = E\left[\left\{\vec{w}^H \vec{x}(t)\right\}\left\{\vec{w}^H \vec{x}(t)\right\}^H\right] \quad (2.13)$$

Ce qui conduit à :

$$P_{\text{sortie}} = \vec{w}^H E[\vec{x}(t)\vec{x}(t)^H] \vec{w} \quad (2.14)$$

En notant $R = E[\vec{x}^H(t)\vec{x}(t)]$, la puissance en sortie du formateur devient :

R est la matrice de covariance du signal reçu sur l'antenne $\vec{x}(t)$, qui comprend le signal utile, le bruit et les interférences éventuelles.

Calculer la pondération MPDR revient donc à résoudre :

$$\min_{\vec{w}} \left[\vec{w}^H R \vec{w} \right] \quad (2.15)$$

sous la contrainte $\vec{w}^H \vec{a}(\theta_0, \varphi_0) = 1$

Cette minimisation peut être résolue en utilisant la méthode des multiplicateurs de Lagrange. Cela conduit à la pondération suivante :

$$w_{\text{mpdr}} = \frac{R^{-1}\vec{a}(\theta_0, \varphi_0)}{\vec{a}^H(\theta_0, \varphi_0)R^{-1}\vec{a}(\theta_0, \varphi_0)} \quad (2.16)$$

Pour le calcul de cette pondération, on utilise des critères qui sont basés sur la connaissance de la (des) direction(s) d'incidence de la source utile. Contrairement à la méthode de formation de voies classiques, les DOA (Directions d'arrivée) des interférents ne sont pas nécessaires. La complexité de ce formateur dépend alors d'une part du nombre d'échantillons requis pour l'estimation de la matrice de covariance mais aussi de la complexité associée à l'inversion de cette dernière.

- **Le formateur «Maximum Variance Distortionless Response» (MVDR)**

La méthode de FF suivante consiste à choisir les poids minimisant le bruit et les interférences à la sortie du formateur de faisceaux. Cela est équivalent à la maximisation du rapport signal à bruit (SNR) ou signal à bruit plus interférences (SINR) en sortie du formateur de faisceaux.

Le récepteur estime les puissances des signaux utiles et interférents à travers l'estimation des matrices de corrélation des signaux. Les poids sont alors calculés pour maximiser le rapport de ces puissances et éventuellement annuler les interférences. En présence d'interférences, le signal reçu au niveau du réseau d'antennes s'écrit

$$\vec{x}(t) = \vec{a}(\theta_0, \varphi_0)s(t) + \vec{x}_I(t) + \vec{b}(t) \quad (2.17)$$

$\vec{x}_I(t)$ étant le vecteur des signaux interférents. En sortie du formateur de faisceaux, le signal s'écrit :

$$y(t) = \vec{w}^H \vec{a}(\theta_0, \varphi_0)s(t) + \vec{w}^H \{ \vec{x}_I(t) + \vec{b}(t) \} \quad (2.18)$$

On a alors la puissance du signal en sortie de formateur, P_s qui s'écrit d'après l'équation (2.12)

$$P_{\text{signal}} = E \left[\left\{ \vec{w}^H \vec{a}(\theta_0, \varphi_0)s(t) \right\} \left\{ \vec{w}^H \vec{a}(\theta_0, \varphi_0)s(t) \right\}^H \right] \quad (2.19)$$

soit :

$$P_{\text{signal}} = E \left[\left| \vec{w}^H \vec{a}(\theta_0, \varphi_0)s(t) \right|^2 \right] \quad (2.20)$$

En notant P_s la puissance du signal $s(t)$:

$$P_{\text{signal}} = P_s \left| \vec{w}^H \vec{a}(\theta_0, \varphi_0) \right|^2 \quad (2.21)$$

Soit $\vec{n}_b(t) = \vec{x}_i(t) + \vec{b}(t)$, le vecteur représentant la contribution du bruit et des signaux interférents. La puissance des bruits (bruit et interférences) en sortie s'écrit :

$$P_{\text{bruit}} = \vec{w}^H E \left[\vec{n}_{bI}(t) \vec{n}_{bI}^H(t) \right] \vec{w} \quad (2.22)$$

Soit $C = E \left[\vec{n}_{bI}(t) \vec{n}_{bI}^H(t) \right]$ la matrice de covariance des bruit plus interférences. La puissance de bruit s'écrit :

$$P_{\text{bruit}} = \vec{w}^H C \vec{w} \quad (2.23)$$

Le SINR étant le rapport de la puissance du signal utile sur celle des interférences et du bruit, on a donc :

$$\text{SINR} = \frac{P_s \left| \vec{w}^H \vec{a}(\theta_0, \phi_0) \right|^2}{\vec{w}^H C \vec{w}} \quad (2.24)$$

La maximisation du SINR est équivalente à la minimisation de la puissance du bruit et des interférences en sortie de formateur.

Calculer la pondération MVDR revient donc à résoudre :

$$\min_{\vec{w}} \left[\vec{w}^H C \vec{w} \right] \quad (2.25)$$

sous la contrainte $\vec{w}^H \vec{a}(\theta_0, \phi_0) = 1$

La résolution de ce problème conduit à la pondération suivante :

$$\vec{w}_{\text{mvdr}} = \frac{C^{-1} \vec{a}(\theta_0, \phi_0)}{\vec{a}^H(\theta_0, \phi_0) C^{-1} \vec{a}(\theta_0, \phi_0)} \quad (2.26)$$

Le signal utile n'étant pas présent dans l'équation 2.26, cette méthode est robuste et donne de bons résultats. Elle reste cependant délicate à implémenter car elle nécessite la connaissance du bruit et des interférences indépendamment du signal utile.

La complexité de ce formateur est la même que celle du formateur MPDR.

- **Le formateur par séquence de référence**

Dans ce type de formateur, on suppose qu'au moins une partie de la forme d'onde du signal à recevoir est connue par le récepteur. Ces signaux à connaître peuvent être une porteuse pure, une séquence d'apprentissage ou le code correspondant au signal utile en CDMA (Code Division Multiple Access). Dans ce cas, le récepteur envoie à l'unité de contrôle un signal corrélé avec le signal utile. A partir de ces signaux, cette unité va ajuster les pondérations ou les poids complexes

pour minimiser l'erreur quadratique moyenne entre la sortie du formateur de faisceaux $y(t)$ et la forme d'onde du signal attendu $d(t)$ (figure 2.12) :

$$\bar{y}(t) = \bar{a}(\theta_0, \varphi_0) s(t) + \bar{b}(t) \quad (2.27)$$

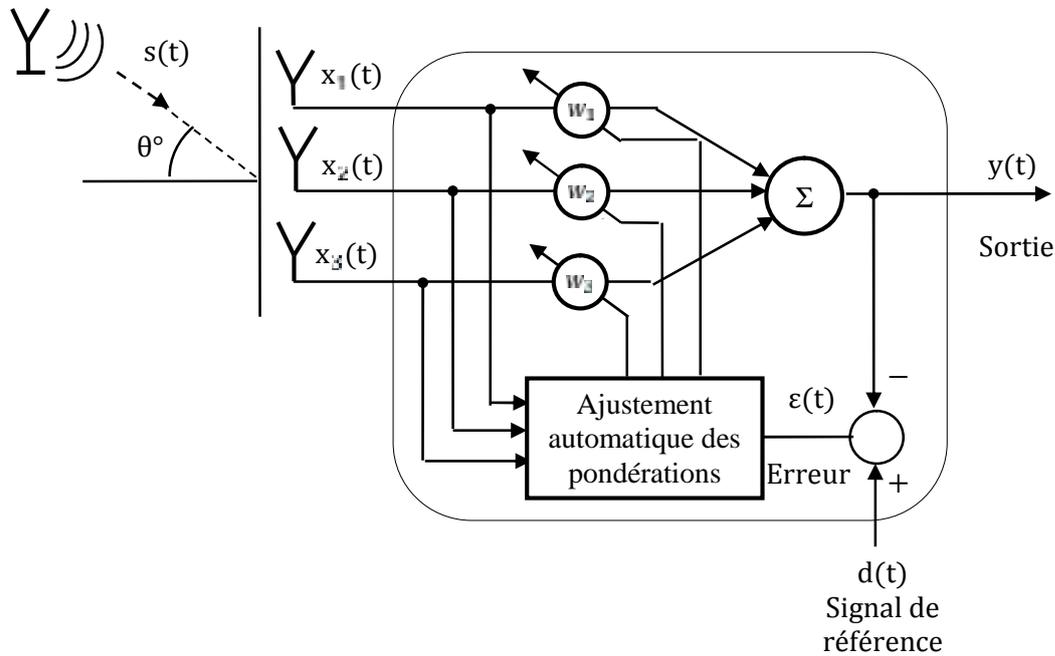


Fig 2.12 : Schéma de principe d'un formateur de faisceaux par séquence de référence

L'erreur quadratique entre la sortie du formateur de faisceaux $y(t)$ et le signal de référence $d(t)$ s'écrit sous la forme :

$$\varepsilon^2(t) = [d(t) - y(t)]^2 = [d(t) - w^H x(t)]^2 \quad (2.28)$$

L'erreur quadratique moyenne (EQM ou MSE en anglais) de cette fonction de coût conduit à :

$$E\|\varepsilon^2(t)\| = E\|d^2(t)\| - 2E[d(t) - x(t)w^H] + E[w^H x(t)x(t)^H w] \quad (2.29)$$

La minimisation de cette erreur moyenne conduit aux pondérations optimales suivantes :

$$\bar{w}_{\text{seq}} = R^{-1} R_{\text{xd}} = R^{-1} E[\bar{y}(t)d^H(t)] \quad (2.30)$$

Cette solution est communément appelée solution de Wiener.

L'avantage de cette méthode de formation est que l'on n'a pas besoin de connaître les directions d'arrivée du signal utile contrairement aux méthodes MPDR et MVDR. Par contre, la connaissance d'une partie du signal utile est requise. La complexité de ce formateur est alors moindre que pour les deux autres formateurs adaptatifs.

2.6 "Beamforming" assisté par la connaissance des positions des terminaux

L'estimation de la direction d'arrivée DOA est la partie la plus complexe des techniques du "beamforming". Au préalable, l'antenne intelligente devrait estimer et fournir les angles d'arrivée des signaux au "beamformer" pour qu'il puisse optimiser les poids dans le cas du "beamformer" numérique ou bien pour qu'il puisse commuter vers le lobe optimal dans le cas du "beamformer" analogique à faisceau commutable.

Actuellement, de plus en plus de terminaux mobiles sont dotés des récepteurs GPS et on est sûr qu'avec le lancement prochain du nouveau système de navigation par satellites Galileo, la majorité des terminaux et unités mobiles en prendraient avantage. Nous pouvons exploiter l'information sur les positions des terminaux pour simplifier et proposer un algorithme du "beamforming".

2.7 Conclusion

Dans ce chapitre, un aperçu général des différentes techniques d'adaptation beamforming a été donné, et plusieurs sortes d'algorithmes adaptatifs ont été décrites. Tous les algorithmes considérés sont en mesure d'obtenir un vecteur poids optimal de façon à former un lobe à gain élevé dans la direction souhaitée, et nuls vers les interférences.

CHAPITRE 3

Algorithmes d'adaptation

3.1 Introduction

Ce chapitre présente une analyse approfondie des algorithmes adaptatifs de formation de faisceaux (Beamforming). Ces algorithmes peuvent être classés en deux catégories (algorithmes aveugles et non aveugles). Les algorithmes adaptatifs aveugles n'exigent aucune connaissance précédente du signal désiré par contre les algorithmes adaptatifs non-aveugles utilisent le signal désiré pour ajuster le vecteur de poids.

Les algorithmes non-aveugles utilisant le signal désiré au cours de la période d'apprentissage, les données ne peuvent pas être envoyées sur le canal radio ce qui réduit la capacité spectrale du système. Par conséquent, les algorithmes aveugles sont plus intéressants. Nous allons décrire dans ce chapitre les algorithmes les plus connus.

3.2 Introduction au filtrage adaptatif

Un filtrage est rendu adaptatif si ses paramètres, les coefficients, sont modifiés selon un critère donné, dès qu'une nouvelle valeur du signal devient disponible. Ces modifications doivent suivre l'évolution des systèmes dans leur environnement aussi rapidement que possible.

Le filtrage adaptatif est généralement associé avec un fonctionnement en temps réel.

Le filtrage adaptatif est un outil puissant en traitement du signal, communications numériques, et contrôle automatique. Les applications sont diverses mais présentent les caractéristiques suivantes : on dispose d'une entrée $x(k)$ ainsi que de la réponse désirée (référence) $d(k)$ et l'erreur $e(k)$, qui est la différence entre $d(n)$ et la sortie du filtre $y(n)$, sert à contrôler (adapter) les valeurs des coefficients du filtre. Ce qui différencie essentiellement les applications provient de la façon de définir la réponse désirée $d(k)$.

Les applications des filtres adaptatifs, très nombreuses, sont habituellement groupées dans trois catégories fondamentales:

- Identification de systèmes inconnus

Le filtre adaptatif et un système inconnu sont excités avec la même entrée $x(k)$; la sortie $d(k)$ du système inconnu est employée comme signal de référence du filtre adaptatif qui essaie de modéliser le système en prédisant sa sortie (figure 3.1).

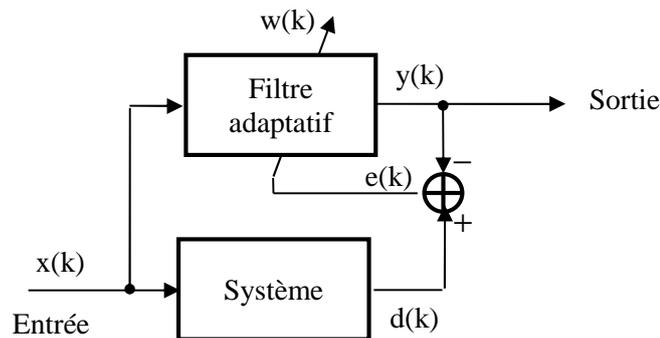


Fig 3.1 : Identification de système

- Prédiction de signaux

On emploie un signal d'entrée spécifique afin de prédire le signal de référence (figure 3.2).

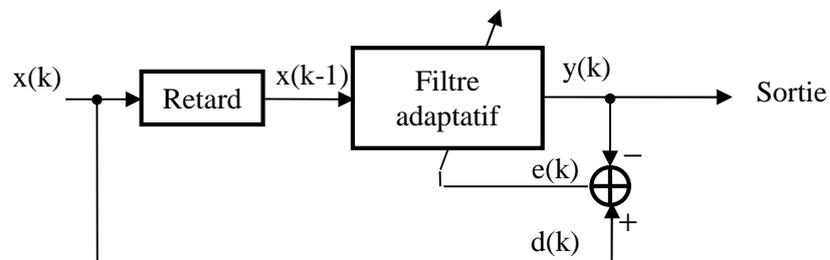


Fig 3.2 : Prédiction de signaux

- Annulation d'interférence

On emploie ce filtre pour prédire seulement une partie non souhaitée du signal de référence, de manière que le signal d'erreur, qui est dans ce cas le signal utile, contienne seulement la partie qui nous intéresse (figure 3.3).

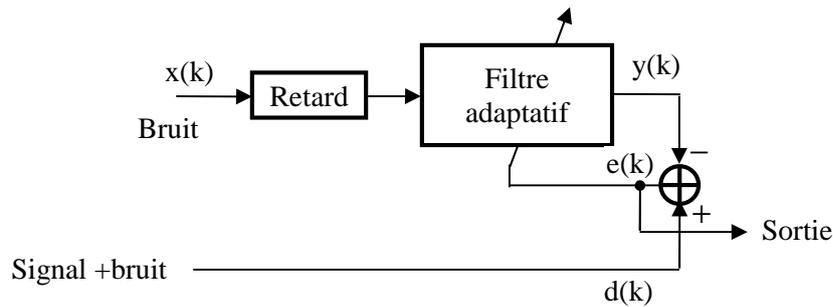


Fig 3.3: Annulation d'interférences

Dans ces trois catégories, nous pouvons mentionner quelques exemples comme l'annulation d'échos, le contrôle adaptatif, modèle de canaux, l'égalisation adaptative, codification adaptative prédictive, détection de changements, annulation d'interférence de radio, beamforming, modèles sismiques, détection de signaux, radar, sonar, biomédecine, entre autres.

Le filtrage adaptatif est un problème de détermination du modèle d'un filtre. Il faudra déterminer les paramètres de ce modèle grâce à une méthode mathématique : algorithme d'adaptation paramétrique.

L'algorithme doit se préoccuper des facteurs suivants:

1. fournir un écart le plus faible possible entre la grandeur estimée par le filtre et sa valeur réelle (inaccessible à la mesure).
2. au départ, il n'y a aucun paramètre à déterminer, l'algorithme doit converger le plus rapidement possible vers la solution.
3. savoir s'adapter en cas de non stationnarité du système.
4. la plus grande simplicité possible ceci pour pouvoir l'implanter facilement.
5. une robustesse vis-à-vis du bruit éventuel.
6. Il doit être stable avec une précision satisfaisante.

3.3 Les algorithmes adaptatifs non-aveugles

Dans l'algorithme adaptatif non-aveugle, le signal désiré $d(k)$ est connu par l'émetteur et le récepteur, Il est envoyé de l'émetteur au récepteur au cours de la période d'apprentissage. Le formateur de faisceau dans le récepteur utilise les informations du signal désiré pour calculer le vecteur de pondération optimal w_{\circ} . Après la période d'apprentissage, les données sont transmises et le formateur de faisceau (beamformer) utilise le vecteur des pondérations calculé précédemment pour traiter le signal reçu. Ceci est illustré dans le schéma de la figure 3.4.

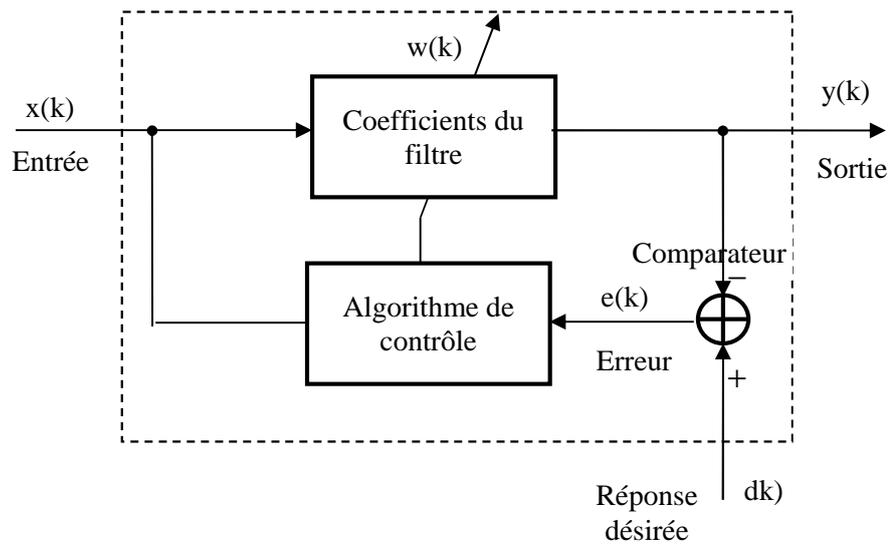


Fig 3.4 : Principe du filtre adaptatif non-aveugle

Si le canal radio et les caractéristiques des interférences restent inchangées d'une période d'apprentissage à l'autre, le vecteur des pondérations w_0 contiendra alors les informations sur le canal et les interférences, et leurs effets sur le signal reçu seront compensés dans la sortie de réseau.

Parmi les filtres adaptatifs les plus intéressants, nous avons choisi de présenter en premier le filtre de Wiener qui est à la base des techniques de filtrage adaptatives, puis les filtres LMS et RLS.

3.3.1 Solution de Wiener

La plupart des algorithmes adaptatifs non-aveugles tentent de minimiser l'erreur quadratique moyenne entre le signal désiré $d(t)$ et la sortie de réseau $y(t)$. Soient $y(k)$ et $d(k)$ le signal échantillonné de $y(t)$ et $d(t)$ à l'instant t_k , respectivement. Donc, le signal d'erreur est donné par :

$$e(k) = d(k) - y(k) \quad (3.1)$$

Le filtre de Wiener est celui qui minimise l'erreur quadratique moyenne (MSE en anglais)

$$J = E \left[|e(k)|^2 \right] \quad (3.2)$$

où $E [.]$ désigne l'opérateur d'espérance. Substituant l'équation (2,3) et (3,5) dans l'équation (3,2), on aura :

$$\begin{aligned} J &= E \left[|d(k) - y(k)|^2 \right] \\ &= E \left[\{d(k) - y(k)\} \{d(k) - y(k)\}^* \right] \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
J &= E \left[\left\{ d(k) - w^H x(k) \right\} \left\{ d(k) - w^H x(k) \right\}^* \right] \\
&= E \left[|d(k)|^2 - d(k) x^H(k) w - w^H x(k) d^*(k) + w^H x(k) x^H(k) w \right] \\
&= E \left[|d(k)|^2 \right] - R_{xd}^H w - w^H R_{xd} + w^H R_{xx} w
\end{aligned}$$

soit :

$$J = E \left[|d(k)|^2 \right] - R_{xd}^H w - w^H R_{xd} + w^H R_{xx} w \quad (3.3)$$

où :

$$R_{xx} = E \left[x(k) x^H(k) \right] \quad (3.4)$$

et

$$R_{xd} = E \left[x(k) d^*(k) \right] \quad (3.5)$$

Dans l'expression (3,3), R_{xx} représente la matrice d'autocorrélation estimée $M \times M$ du vecteur des données $x(k)$, et R_{xd} est le vecteur d'intercorrélation estimé $M \times 1$ du vecteur de données avec le signal désiré $d(k)$.

Le vecteur gradient de J , $\nabla(J)$, est défini par :

$$\nabla(J) = 2 \frac{\partial J}{\partial w^*} \quad (3.6)$$

où $\frac{\partial J}{\partial w^*}$ désigne la dérivée par rapport au conjugué du vecteur complexe w . Lorsque l'erreur quadratique moyenne J est minimale, le vecteur gradient sera nul :

$$\nabla(J)|_{w_{opt}} = 0 \quad (3.7)$$

Substituant l'équation (3,3) dans l'équation (3,7) on aura :

$$-2p + 2R_{xx} w_{opt} = 0 \quad (3.8)$$

équivalent à :

$$R_{xx} \cdot w_{opt} = R_{xd} \quad (3.9)$$

L'équation (3,9) est appelée l'équation de Wiener-Hopf. En multipliant par R_{xx}^{-1} , l'inverse de la matrice de corrélation, nous obtenons :

$$w_{opt} = R_{xx}^{-1} R_{xd} \quad (3.10)$$

Le vecteur de poids optimal w_{opt} dans l'équation (3.10) est appelée la solution de Wiener. De l'équation (3.10), nous remarquons que le calcul du vecteur de pondération w_{op} nécessite la connaissance de deux grandeurs :

- La matrice de corrélation estimée R_x du vecteur de données $x(k)$,
- Le vecteur R_x d'intercorrélation entre le vecteur de données $x(k)$ et le signal désiré $d(k)$.

3.3.2 Algorithme du gradient de descente (Steepest-descent)

Bien que l'équation de Wiener-Hopf peut être résolue directement en calculant le produit de l'inverse de la matrice de corrélation R et le vecteur p d'intercorrélation, néanmoins, cette procédure présente des calculs difficiles et complexes résultant dans l'inversion de la matrice de corrélation. Pour cela on utilise une procédure alternative qui est la méthode de descente de gradient (steepest descent).

La méthode de descente de gradient est un algorithme qui peut résoudre les problèmes de minimisation de fonctions de manière récursive. Pour mettre en œuvre cet algorithme, il est nécessaire que la fonction à optimiser possède des dérivées partielles continues, c'est-à-dire qu'on puisse calculer son gradient, et il est souhaitable d'avoir un minimum unique afin d'assurer une convergence optimale. La stratégie de l'algorithme est de partir d'un point quelconque du domaine de définition de la fonction à optimiser et mettre à jour à chaque itération ce point en se déplaçant dans la direction opposée du gradient de la fonction en ce point de manière à se rapprocher du minimum de la fonction comme cela est illustré dans la figure 3.5 dans le cas d'une dimension.

Il est intuitivement raisonnable de considérer que les corrections successives du vecteur de poids dans le sens opposé du vecteur gradient conduisent à une erreur quadratique moyenne minimale J_m .

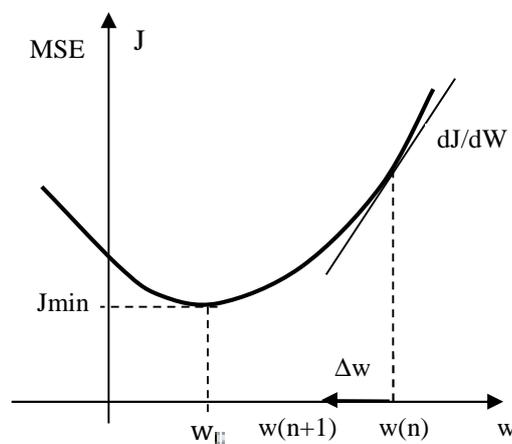


Fig 3.5 : Principe de la descente de gradient

Soit $w(k)$ la valeur du vecteur de pondération à l'instant k . Selon la méthode de descente de gradient, la valeur mise à jour du vecteur à l'instant $k + 1$ est calculée en utilisant la relation récursive simple :

$$w(k+1) = w(k) + \frac{1}{2}\mu[-\nabla(J(k))] \quad (3.11)$$

où μ est une valeur constante réelle positive et le facteur $1/2$ est utilisé uniquement pour la commodité. De l'équation (3,8) nous avons :

$$\nabla(J(k)) = -2R_{xd} + 2R_{xx}w(k) \quad (3.12)$$

En substituant l'équation (3.12) dans (3.11), nous obtenons

$$w(k+1) = w(k) + \mu[R_{xd} - R_{xx}w(k)], \quad k = 0, 1, 2, \dots \quad (3.13)$$

D'après les équations (3.4), (3.5), (3.1) et (2.3), le vecteur gradient de l'équation (3.12) peut être écrit sous une autre forme :

$$\begin{aligned} \nabla(J(k)) &= -2E[x(k)d^*(k) - x(k)x^H w(k)] \\ &= -2E[x(k)\{d(k) - y(k)\}^*] \\ &= -2E[x(k)e^* \{k\}] \end{aligned} \quad (3.14)$$

En outre, l'équation (3.11) peut être exprimée par :

$$w(k+1) = w(k) + \mu E[x(k)e^*(k)] \quad (3.15)$$

Nous observons que le paramètre μ contrôle la taille de la correction progressive appliquée au vecteur de poids procédant d'un cycle d'itération à l'autre, c'est pour cette raison qu'on l'appelle aussi pas d'adaptation (steep-size). Les équations (3.13) et (3,15) décrivent la formulation mathématique de la méthode de descente de gradient.

Les différentes étapes de l'algorithme sont les suivantes :

1. On commence par une initialisation $w(0)$ du vecteur poids, choisie arbitrairement. En règle générale, $w(0)$ est égal à un vecteur colonne d'une matrice d'identité $M \times M$,
2. En utilisant cette estimation initiale, on calcule le vecteur gradient $\nabla(J(k))$ à l'instant k (k -ième itération),
3. On calcule l'estimation suivante du vecteur poids,
4. On retourne à l'étape 2 et on répète le processus.

3.3.3 Algorithmes adaptatifs

Comme mentionné ci-dessus, le filtre de Wiener nécessite la connaissance préalable d'informations sur la statistique des signaux à traiter et de plus il est coûteux en temps de calcul. Bien que la méthode de la descente de gradient permette d'obtenir itérativement des solutions qui peuvent réduire le temps de calcul, le problème de la méconnaissance des statistiques reste un obstacle pour l'application de cette méthode. Lorsque l'information nécessaire n'est pas disponible ou inexacte, il n'est pas possible de concevoir un filtre optimal.

Les filtres adaptatifs présentent de nombreux avantages qui peuvent surmonter ces difficultés et obtenir un bon rendement dans des applications réelles. Parmi les avantages mentionnés :

- Réduction de l'utilisation de mémoire

En règle générale, ils ne nécessitent pas le stockage de nombreux échantillons, car ils ne font pas explicitement une estimation statique des signaux impliqués.

- Réduction des délais de traitement

Ils permettent d'obtenir une sortie sans attendre que soit stockés ou traités un grand nombre d'échantillons des signaux impliqués. Ceci est crucial dans de nombreuses applications telles que l'annulation d'échos, l'égalisation, ...

- La capacité de poursuite

Si les statistiques des signaux d'entrée ou de référence varient, le filtre optimal change et doit donc être recalculé. La capacité des algorithmes adaptatifs à incorporer les changements de ces signaux leurs de modifier le filtre afin de suivre les évolutions ses signaux.

- Implémentation facile.

En général, leurs structures sont simples avec un et coût en temps de calcul raisonnable, de sorte qu'ils sont aptes à être mises en œuvre dans des applications réelles.

Nous allons présenter dans ce qui suit, les algorithmes adaptatifs LMS et RLS qui sont les plus représentatifs du filtrage adaptatif.

- Algorithme de gradient stochastique (Least-Mean-Square LMS)

S'il était possible de faire des mesures exactes au vecteur gradient $\nabla(J(k))$ à chaque itération, et si le pas d'adaptation est bien choisi, alors on peut calculer le vecteur de poids en utilisant la méthode de descente de gradient qui converge effectivement vers la solution optimale de Wiener. En pratique, la valeur exacte du gradient ne peut être déterminée du fait que la matrice de corrélation estimée R du vecteur des données et le vecteur p d'intercorrélation entre le vecteur $x(k)$ et le signal désiré $d(k)$, ne

sont pas eux-mêmes connus. Par conséquent, le vecteur gradient doit être estimé à partir des données disponibles. En d'autres termes, est un algorithme adaptatif qui met à jour les pondérations au rythme de l'échantillonnage des données de telle sorte que la séquence converge vers la solution optimale. L'algorithme LMS est très simple, il ne nécessite pas de mesures des fonctions de corrélation pertinente, pas plus d'inversion de matrice.

La stratégie de l'algorithme LMS (Least Mean Square) pour obtenir une estimation du vecteur gradient $\nabla(J(k))$ est de substituer la valeur déterminée dans l'équation (3.14) avec l'estimation instantanée,

$$\hat{\nabla}(J(k)) = -2x(k)e^*(k) \quad (3.16)$$

Substituant cette estimation instantanée du vecteur gradient dans l'équation (3.11), nous aurons

$$w(k+1) = w(k) + \mu x(k)e^*(k) \quad (3.17)$$

L'algorithme du gradient stochastique se réduit aux trois équations suivantes :

1. Supposant le vecteur du signal reçu est $x(k)$, le signal $y(k)$ à la sortie du réseau peut s'écrire :

$$y(k) = w^H(k)x(k) \quad (3.18)$$

où w est le vecteur complexe du poids de formation de faisceau w^H est le transposé conjugué du vecteur des poids w .

2. Les équations de mise à jour des poids de LMS sont :

$$w(k+1) = w(k) + \mu x(k)e^*(k) \quad (3.19)$$

où (e^*) est le vecteur complexe conjugué de l'erreur

3. L'erreur est donnée par :

$$e(k) = d(k) - y(k) \quad (3.20)$$

Comme l'équation (3.19) indique, les poids sont mis à jour selon l'erreur entre la sortie du système et le signal désiré et le pas d'adaptation μ ajuste la grandeur de mise à jour. Cela peut avoir effet d'accélérer la convergence.

La réponse de l'algorithme LMS est déterminée par trois facteurs principaux:

1. Le paramètre d'adaptation,
2. Le nombre de poids,

3. La valeur propre de la matrice de corrélation estimée du vecteur de données.

L'algorithme LMS est un membre de la famille des algorithmes de gradient stochastique puisque l'estimation instantanée du vecteur gradient est un vecteur aléatoire qui dépend des données estimées du vecteur $x(k)$. L'algorithme LMS nécessite seulement $2M$ multiplications complexes par itération, où M est le nombre de poids (éléments) utilisés dans le réseau adaptatif, ce qui rend très efficace d'un point de vue informatique.

L'algorithme LMS a des similitudes et des différences avec la méthode de descente de gradient. Les deux sont récursifs, mais ce dernier opère sur les grandeurs déterministes, tandis que l'autre fonctionne sur des variables aléatoires. De plus, la fonction coût de l'algorithme de descente de gradient est fixe au cours des échantillons, et atteint un minimum, tandis-que la fonction de coût du LMS est aléatoire et varie à chaque instant. Ce caractère stochastique du LMS fait que sa réponse est bruitée et qu'elle effectue un mouvement aléatoire autour de l'optimum.

Enfin, l'algorithme de descente n'est pas adaptatif parce qu'il ne dépend pas de chaque réalisation du signal en question, mais plutôt de ses statistiques.

On démontre que la convergence de l'algorithme LMS a lieu lorsque le pas d'apprentissage μ vérifie la relation suivante :

$$0 < \mu < \frac{1}{\lambda_{\max}}$$

où λ_{\max} désigne la plus grande valeur propre de la matrice de covariance du vecteur d'entrée.

En pratique, cette valeur propre n'est pas facile à déterminer. On remplacera donc λ_{\max} par la trace de la matrice de covariance, plus facile à calculer et qui garantira la convergence.

- Avec un pas d'adaptation petit, le LMS converge lentement mais l'erreur (EQM) excédentaire est petite.
- Avec un pas d'adaptation grand, le LMS converge rapidement mais l'EQM excédentaire est grande.

Pour des signaux non stationnaires (l'énergie du signal d'entrée $x(k)$ varie avec le temps), l'algorithme LMS aura du mal à fonctionner correctement si le pas μ est constant.

L'algorithme LMS normalisé (normalized LMS-NLMS) est obtenu en minimisant la fonction coût suivante :

$$J(k) = \|w_{n+1} - w_n\|^2$$

avec la contrainte :

$$w_{k+1}^H x_k = d(k)$$

Cela revient à minimiser la mise à jour des coefficients du filtre tout en minimisant le signal d'erreur pour $x(n)$.

On obtient alors l'algorithme NLMS à pas variable :

$$w(h+1) = w(n) + \frac{1}{x^H x} x(k)e(k)$$

● Algorithme des moindres carrés récursifs (Recursive-Least-Square RLS)

Contrairement à l'algorithme LMS qui utilise la méthode de descente de gradient pour mettre à jour le vecteur de poids, l'algorithme des moindres carrés récursif (Recursive-Least-Square RLS) utilise la méthode des moindres carrés pour ajuster le vecteur de poids. Dans la méthode des moindres carrés, on choisit le vecteur de pondération $w(k)$, pour minimiser un critère formé par une somme des carrés des erreurs sur une fenêtre temporelle. Par contre, dans la méthode de descente de gradient, on minimise la moyenne des carrés des erreurs.

Dans l'algorithme RLS, à l'instant k , le vecteur de poids est choisi pour minimiser le critère quadratique suivant :

$$\varepsilon(k) = \sum_{i=1}^k \lambda^{k-i} |e(i)|^2 \quad (3.21)$$

où $e(i)$ est définie dans l'équation (3,21), et λ est le facteur d'oubli inférieur à un, qui détermine la rapidité avec laquelle les données précédentes sont développées. Ce coefficient est appelé facteur d'oubli car il permet d'influencer la mémoire de l'algorithme. Il pourra être choisi de façon à suivre les variations statistiques de l'entrée dans le cas d'un signal non stationnaire $0 < \lambda < 1$. Dans un environnement stationnaire, λ devrait être égale à 1, puisque toutes les données passées et présentes devraient avoir un poids égal.

Le développement de ce critère et l'application du lemme d'inversion matricielle à la matrice de corrélation R_x [15] permet d'aboutir à l'algorithme RLS.

En posant $P(k) = R_x^{-1}(k)$, l'algorithme RLS peut être décrit par les équations suivantes.

1. Le gain d'adaptation :

$$K(k) = \frac{\lambda^{-1} P(k-1) x(k)}{1 + \lambda^{-1} x^H(k) P(k-1) x(k)} \quad (3.22)$$

2. Actualisation de $P(k)$

$$P(k) = \lambda^{-1}P(k-1) - \lambda^{-1}K(k)x^H(k)P(k-1) \quad (3.23)$$

3. La valeur initiale de $P(k)$ est choisie égale à :

$$P(0) = \delta^{-1}I \quad (3.24)$$

où I est la matrice identité $M \times M$ et δ est une constante positive très petite.

4. L'erreur à priori:

$$e(k) = d(k) - w^H(k-1)x(k) \quad (3.25)$$

5. L'équation de mise à jour du filtre est donnée par :

$$w(k) = w(k-1) + K(k)e^*(k) \quad (3.26)$$

La différence essentielle que présente cet algorithme vis-à-vis de l'algorithme LMS vient du fait qu'il utilise l'information contenue dans les précédents échantillons du signal d'entrée. Le résultat est une diminution du temps de convergence par rapport à un filtre adaptatif LMS de même ordre. Par contre, cette amélioration s'obtient au prix d'une complexité et d'un temps de calcul nettement plus grand. L'algorithme RLS exige $4M^2 + 4M + 2$ multiplications complexes par itération, où M est le nombre de coefficients de pondération utilisés dans le réseau adaptatif.

La vitesse de convergence du RLS est gouvernée par le facteur d'oubli et cette vitesse de convergence est indépendante de la matrice de corrélation $R_x(k)$ (à comparer avec le LMS).

3.4 Les algorithmes adaptatifs aveugles

Les algorithmes adaptatifs aveugles n'exigent aucune connaissance du signal désiré, ils exploitent uniquement des propriétés connues du signal désiré reçu. La figure 3.6 montre le principe du filtre adaptatif aveugle où l'on voit que le signal de référence $d(k)$ à partir du signal de sortie $y(k)$.

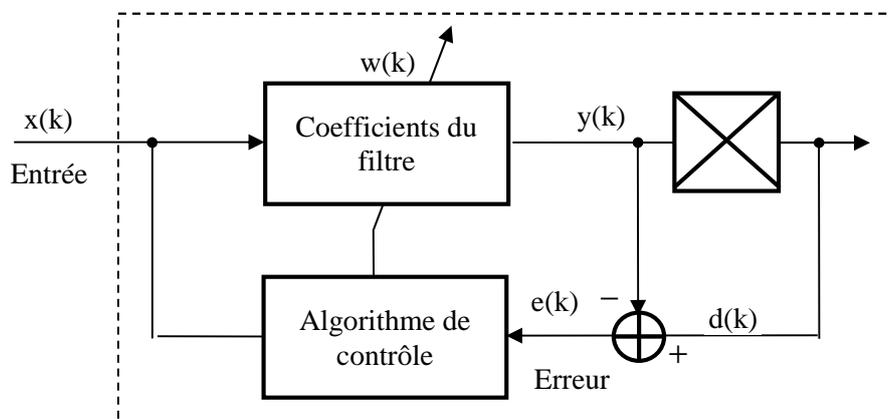


Fig 3.6 : Principe du filtre adaptatif aveugle

En général, la plupart des signaux numériques de communication possèdent certains types de propriétés telles que la propriété du module constant ou la propriété spectrale auto-cohérence. Ces propriétés peuvent être altérées au niveau du récepteur à cause des interférences, du bruit et la variabilité du canal de communication dans le temps. Le réseau adaptatif au niveau du récepteur essaie de les restaurer en utilisant un algorithme basé sur la propriété de rétablissement de ces propriétés en espérant obtenir une version reconstituée du signal transmis à la sortie du réseau.

Nous allons décrire trois algorithmes aveugles basés sur ce principe et qui seront utilisés dans notre travail.

3.4.1 L'algorithme à module constant CMA (Constant Modulus Algorithm)

Certain signaux de communication comme la modulation binaire de phase (BPSK) et la modulation par déplacement de fréquence FSK et les signaux FM analogiques ont une enveloppe constante qui peut être déformée lors de la transmission du signal dans le canal de communication. L'algorithme du module constant (Constant Modulus Algorithm CMA) permet d'ajuster le vecteur de poids du réseau pour minimiser la variation de cette enveloppe à la sortie de réseau. Après la convergence de l'algorithme, le réseau peut orienter le faisceau en direction du signal d'intérêt avec un rayonnement nul en direction des interférences.

Le CMA cherche à minimiser le critère suivant :

$$J_{p,q}(k) = E \left[\left| |y(k)|^p - 1 \right|^q \right] \quad (3.27)$$

La convergence de l'algorithme dépend des coefficients p et q de l'équation (2.3). On utilise habituellement, la fonction le critère avec $p = 1, q = 2$, ou $p = 2, q = 2$. Dans le cas $p = 1, q = 2$, le critère s'écrit :

$$J(k) = E \left[|y(k) - 1|^2 \right] \quad (3.28)$$

Le vecteur gradient est donné par :

$$\nabla (J(k)) = 2 \frac{\partial J(k)}{\partial w^*(k)}$$

Le développement de cette expression donne :

$$\nabla (J(k)) = 2E \left[(|y(k)| - 1) \frac{\partial |y(k)|}{\partial w^*(k)} \right] = 2E \left[(|y(k)| - 1) \frac{\partial \{y(k)y^*(k)\}^{\frac{1}{2}}}{\partial w^*(k)} \right]$$

$$\begin{aligned}
&= 2E \left[(|y(k)|-1) \frac{\partial \{w^H(k)x(k)x^H(k)w(k)\}^{\frac{1}{2}}}{\partial w^*(k)} \right] \\
&= 2E \left[(|y(k)|-1) \{w^H(k)x(k)x^H(k)w(k)\}^{-\frac{1}{2}} \frac{\partial \{w^H(k)x(k)x^H(k)w(k)\}}{\partial w^*(k)} \right] \\
&= E \left[(|y(k)|-1) \frac{1}{|y(k)|} x(k)x^H(k)w(k) \right] = E \left[\left(1 - \frac{1}{|y(k)|}\right) x(k)y^*(k) \right]
\end{aligned}$$

soit :

$$\nabla(J(k)) = E \left[x(k) \left(y(k) - \frac{y(k)}{|y(k)|} \right)^* \right] \quad (3.29)$$

En ignorant l'opérateur d'espérance dans l'équation (3,29), l'estimation instantanée du vecteur gradient peut être écrite sous la forme :

$$\hat{\nabla}(J(k)) = x(k) \left(y(k) - \frac{y(k)}{|y(k)|} \right)^* \quad (3.30)$$

Utilisant la méthode du gradient de descente, et en remplaçant le vecteur gradient par son estimation instantanée, nous pouvons mettre à jour le vecteur de poids par :

$$\begin{aligned}
w(k+1) &= w(k) - \mu \nabla(J(k)) \\
&= w(k) - \mu x(k) \left(y(k) - \frac{y(k)}{|y(k)|} \right)^*
\end{aligned} \quad (3.31)$$

où μ est le pas d'adaptation.

Maintenant, nous pouvons décrire l'algorithme CMA de gradient de descente (SD-CMA) par les trois équations suivantes :

Supposant le vecteur du signal reçu est $x(k)$, le signal $y(k)$ à la sortie du réseau peut s'écrire :

$$y(k) = w^H(k)x(k) \quad (3.32)$$

où (e^*) est le vecteur le complexe conjugué de l'erreur.

l'erreur qui est donnée par :

$$e(k) = y(k) - \frac{y(k)}{|y(k)|} \quad (3.33)$$

L'équation de mise à jour du filtre est donnée par :

$$w(k+1) = w(k) - \mu x(k) e^*(k) \quad (3.34)$$

De l'équation (3.33), nous remarquons que lorsque la sortie du réseau est égale à l'unité, c'est-à-dire $|y(k)| = 1$, le signal d'erreur devient nulle. En comparant les trois équations ci-dessus avec les équations (3.18), (3.19), et (3.20), nous remarquons que l'algorithme CMA est très similaire à l'algorithme LMS, et le terme $y(k)/|y(k)|$ dans le CMA joue le même rôle que le signal désiré $d(t)$ dans l'algorithme LMS. Toutefois, ce signal n'a pas besoin d'être transmis au récepteur comme dans le LMS, c'est pour cette raison que l'algorithme est dit aveugle.

L'algorithme CMA possède un certain nombre d'avantages et d'inconvénients :

- Avantages
 - L'algorithme est très simple à implémenter,
 - Poursuite de sources,
 - Converge vers un minimum proche de la solution optimale de Wiener.
- Inconvénients
 - Bruyant et lent,
 - Le pas d'apprentissage doit être petit, sinon instabilité,
 - Seule une source est trouvée, main on ne sait pas laquelle,
 - Possible convergence vers un minimum local,

3.4.2 L'algorithme CMA à base des moindres carrés (LS-CMA)

De nombreux algorithmes adaptatifs de type CMA ont été proposés pour obtenir de meilleures performances. L'algorithme des moindres carrés à module constant (LS-CMA pour Least Square Constant Modulus Algorithm) est un de cela; il a été développé en utilisant la méthode des moindres carrés non linéaires (Méthode de Gauss).

Cette méthode stipule que si la fonction coût a la forme suivante :

$$\begin{aligned} F(w) &= \sum_{k=1}^K |g_k(w)|^2 \\ &= \|g(w)\|_2^2 \end{aligned} \quad (3.35)$$

où

$$g(w) = [g_1(w), g_2(w), \dots, g_k(w)]^T \quad (3.36)$$

alors elle peut être développée en série de Taylor sous la forme d'une somme de termes au carré :

$$F(\mathbf{w} + \Delta) \approx \left\| \mathbf{g}(\mathbf{w}) + \mathbf{D}^H(\mathbf{w})\Delta \right\|_2^2 \quad (3.37)$$

où Δ est un vecteur de compensation, et :

$$\mathbf{D}(\mathbf{w}) = \left[\nabla(\mathbf{g}_1(\mathbf{w})), \nabla(\mathbf{g}_2(\mathbf{w})), \dots, \nabla(\mathbf{g}_k(\mathbf{w})) \right] \quad (3.38)$$

Le vecteur gradient de $F(\mathbf{w} + \Delta)$ par rapport à Δ est donné par :

$$\nabla \Delta (F(\mathbf{w} + \Delta)) = 2 \left\{ \mathbf{D}(\mathbf{w})\mathbf{g}(\mathbf{w}) + \mathbf{D}(\mathbf{w})\mathbf{D}^H(\mathbf{w})\Delta \right\} \quad (3.39)$$

En écrivant que $\nabla \Delta (F(\mathbf{w} + \Delta))$ est nul, on trouve la valeur de Δ qui minimise $F(\mathbf{w} + \Delta)$:

$$\Delta = - \left[\mathbf{D}(\mathbf{w})\mathbf{D}^H(\mathbf{w}) \right]^{-1} \mathbf{D}(\mathbf{w})\mathbf{g}(\mathbf{w}) \quad (3.40)$$

Par conséquent, le vecteur de poids peut être mis à jour par :

$$\mathbf{w}(\ell+1) = \mathbf{w}(\ell) - \left[\mathbf{D}(\mathbf{w}(\ell))\mathbf{D}^H(\mathbf{w}(\ell)) \right]^{-1} \mathbf{D}(\mathbf{w}(\ell))\mathbf{g}(\mathbf{w}(\ell)) \quad (3.41)$$

où ℓ désigne le nombre d'échantillons.

Le LS-CMA est calculé en appliquant l'équation (3,42) à la fonction de coût à module constant :

$$\begin{aligned} F(\mathbf{w}) &= \sum_{k=1}^K \left| |y(k)| - 1 \right|^2 \\ &= \sum_{k=1}^K \left| \left| \mathbf{w}^H \mathbf{x}(k) \right| - 1 \right|^2 \end{aligned} \quad (3.42)$$

Comparant l'équation (3.43) avec (3.36), on remarque que dans ce cas :

$$\begin{aligned} \mathbf{g}_k(\mathbf{w}) &= |y(k)| - 1 \\ &= \left| \mathbf{w}^H \mathbf{x}(k) \right| - 1 \end{aligned} \quad (3.43)$$

En posant :

$$\mathbf{y} = [y(1), y(2), \dots, y(K)]^T \quad (3.44)$$

$$\mathbf{r} = \left[\frac{y(1)}{|y(1)|}, \frac{y(2)}{|y(2)|}, \dots, \frac{y(K)}{|y(K)|} \right]^T \quad (3.45)$$

On trouve alors pour la mise à jour des poids :

$$\mathbf{w}(\ell+1) = \left[\mathbf{X}\mathbf{X}^H \right]^{-1} \mathbf{X}\mathbf{r}^*(\ell) \quad (3.46)$$

Le LS-CMA peut être mis en œuvre à la fois statiquement ou dynamiquement.

Dans LS-CMA dynamique, différents blocs de données sont utilisés lors de la mise à jour du vecteur de poids.

Soit $X(\ell)$ le bloc de données utilisé dans la $\ell^{\text{ième}}$ itération. $X(\ell)$ peut être exprimée par :

$$X(\ell) = [x(1 + \ell K), x(2 + \ell K), \dots, x((1 + \ell)K)], \quad \ell = \dots 0, \quad (3.47)$$

où L est le nombre d'échantillons nécessaires pour la convergence de l'algorithme. En utilisant $X(\ell)$, nous pouvons décrire le LS-CMA dynamique par les équations suivantes

$$\begin{aligned} y(\ell) &= [w^H(\ell)X(\ell)]^T \\ &= [y(1 + \ell K), y(2 + \ell K), \dots, y((1 + \ell)K)]^T \end{aligned} \quad (3.48)$$

$$r(\ell) = \begin{bmatrix} y(1 + \ell K) & y(2 + \ell K) & y((1 + \ell)K) \\ |y(1 + \ell K)| & |y(2 + \ell K)| & |y((1 + \ell)K)| \end{bmatrix} \quad (3.49)$$

$$w(\ell + 1) = [X(\ell)X^H(\ell)]^{-1} X(\ell)r^*(\ell) \quad (3.50)$$

Le LS-CMA devrait converger plus rapidement que l'algorithme CMA puisque il exploite les informations contenues dans les blocs de données successifs.

Si on définit :

$$\hat{R}_{xx}(\ell) = \frac{1}{K} X(\ell)X^H(\ell) \quad (3.51)$$

$$\hat{R}_{xr}(\ell) = \frac{1}{K} X(\ell)r^*(\ell) \quad (3.52)$$

alors on peut écrire l'équation (3.50) sous la forme:

$$w(\ell + 1) = \hat{R}_{xx}^{-1}(\ell)\hat{R}_{xr}(\ell) \quad (3.53)$$

On constate que l'équation (3.53) est très similaire à (3.10), toutefois, dans l'équation (3.53), $\hat{R}_{xx}(\ell)$ est la matrice de corrélation estimée du vecteur de données d'entrée, calculée sur des blocs de données d'entrée formés de K échantillons.

3.4.3 L'algorithme CMA à base des moindres carrés récurrents (RLS-CMA)

L'algorithme récursif des moindres carrés à module constant (RLS-CMA) [11] combine l'algorithme de formation de faisceaux adaptatif à module constant CMA avec une résolution via la technique d'optimisation récursive des moindres carrés RLS. Cet algorithme particulier, possède les

propriétés de convergence de l'algorithme RLS et les capacités de suivi de l'algorithme CMA. Ensemble, ils forment un algorithme capable de restaurer le module à la sortie du réseau.

Cependant, la fonction coût $J(p,q)$ utilisée dans le CMA n'est pas quadratique par rapport au poids w et ne peut pas donc être résolue par l'algorithme standard RLS. Il faut donc modifier cette fonction J pour pouvoir utiliser l'algorithme RLS.

En remplaçant dans l'équation 2.27, l'opérateur espérance par une sommation pondérée exponentiellement et avec $q = 2$, on obtient :

$$J(k) = \sum_{i=1}^k \lambda^{k-i} (|\bar{w}(k)\bar{x}(i)|^p - 1)^2 \quad (3.54)$$

est le facteur d'oubli qui est une constante positive très petite inférieure à un.

Cette fonction coût n'est pas quadratique par rapport au poids $\bar{w}(k)$, ce qui interdit l'application de la technique d'optimisation RLS. Pour pouvoir la rendre quadratique, on la réécrit de la manière suivante /

$$J(k) = \sum_{i=1}^k \lambda^{k-i} \left| (\bar{w}^H(k)\bar{x}(i)\bar{x}^H(i)\bar{w}(k) \left| \bar{x}^H(i)\bar{w}(k) \right|^{p-2} - 1) \right|^2 \quad (3.55)$$

En faisant ensuite la remarque que dans les milieux stationnaires, la différence entre $\bar{x}(i)\bar{w}(k)$ et $\bar{x}^H(k)\bar{w}(k-1)$ est généralement petite lorsque k est proche de i et que lorsque k est plus grand que i , le facteur d'oubli atténue cette différence, par conséquent on peut supposer que :

$$\bar{x}^H(i)\bar{w}(k) \approx \bar{x}^H(k)\bar{w}(k-1)$$

Ce qui permet de faire l'approximation suivante :

$$J(k) = \sum_{i=1}^k \lambda^{k-i} (\bar{w}^H(k)(\bar{x}(i)\bar{x}^H(i)\bar{w}(i-1)) \left| \bar{x}^H(i)\bar{w}(i-1) \right|^{p-2} - 1)^2 \quad (3.56)$$

L'avantage de l'équation 2.56 par rapport à l'équation 2.55 est qu'elle est maintenant quadratique par rapport à la variable \bar{w} à l'instant k , si on considère les termes aux instants précédents comme des termes connus.

En définissant le terme :

$$z(k) = \bar{x}(k)\bar{x}^H(k)\bar{w}(k-1) \left| \bar{x}^H(k)\bar{w}(k-1) \right|^{p-2}$$

Le critère devient :

$$J(k) = \sum_{i=1}^k \lambda^{k-i} \left| \bar{w}^H(k)z(i) - 1 \right|^2$$

L'algorithme RLS-CMA peut se résumer ainsi comme suit :

$$z(k) = \bar{x}(k)\bar{x}^H(k)\bar{w}(k-1) \left| \bar{x}^H(k)\bar{w}(k-1) \right|^{p-2} \quad (3.57)$$

1. Le gain d'adaptation :

$$\bar{K}(k) = \frac{\lambda^{-1}P(k-1)\bar{z}(k)}{1 + \lambda^{-1}\bar{z}^H(k)P(k-1)\bar{z}(k)} \quad (3.58)$$

2. Actualisation de P(k)

$$P(k) = \lambda^{-1}P(k-1) + \lambda^{-1}\bar{K}(k)\bar{z}^H(k)P(k-1) \quad (3.59)$$

3. L'erreur à priori :

$$e(k) = \bar{w}^H(k-1)\bar{z}(k) - 1 \quad (3.60)$$

4. L'équation de mise à jour des coefficients de filtre :

$$\bar{w}(k) = \bar{w}(k-1) + \bar{K}(k)e^*(k) \quad (3.61)$$

3.5 Conclusion

En résumé, plusieurs types d'algorithmes adaptatifs capables de produire le vecteur poids nécessaire pour orienter des faisceaux dans les directions d'utilisateurs souhaité et des nuls dans la direction de brouilleurs ont été étudiés. Ils sont basés sur deux types de critères, l'erreur quadratique pour les algorithmes non aveugles et le module constant pour les algorithmes aveugles.

CHAPITRE 4

RESULTATS DES SIMULATIONS

4.1 Introduction

Dans ce chapitre nous décrivons les démarches que nous avons utilisées, et les résultats obtenus sous simulation utilisant logiciel Matlab, afin de faire une étude comparative par simulation des performances de différents algorithmes adaptatifs non-aveugles (LMS, RLS) et aveugles (CMA, LS-CMA et RLS-CMA) appliqués à une antenne intelligente.

Mais avant d'entamer l'étape des simulations, on donne un aperçu sur les applications qu'on a introduit pour étudier et comparer les performances des algorithmes de formation adaptatifs.

4.2 Applications

Dans ce qui suit, on va donner quatre types d'applications dont en intervenant sur les paramètres de positionnement et d'alimentation des différents éléments constituant le réseau pour répondre aux différentes exigences concernant le rayonnement en direction de la source désirée et les sources interférentes pour chaque algorithme. Finalement on fera la comparaison entre ces algorithmes utilisant les résultats obtenus des différentes applications et un programme qui détermine par simulation le taux d'erreur sur les bits (BER)

4.2.1 Présentation des quatre types d'applications

– Application 1 : La capacité de l'algorithme à former des faisceaux

Dans cette application on va montrer la capacité de l'antenne à adapter son diagramme de rayonnement en fonction de la position des utilisateurs et des signaux parasites utilisant les algorithmes cités précédemment.

– Application 2 : Influence du nombre d'antennes

Dans cette application on va fixer la distance inter-éléments et on fait varier le nombre d’antennes et on voit l’effet sur le diagramme de rayonnement de l’antenne en direction de la source désirée et en présence d’interférentes.

– **Application 3 : Utilisation de Faisceaux multiples**

Cette simulation effectuée pour plusieurs faisceaux (3 faisceaux) pour voir l’effet sur la formation de voies et l’annulation d’interférents

– **Application 4 : L’effet d’un multitrajet**

Dans cette application, on va voir si l’antenne intelligente arrive à limiter les effets perturbateurs des trajets multiples.

4.3 Présentation de l’interface des applications

Pour étudier les performances des différentes méthodes des réseaux d’antennes adaptatives nous avons réalisé une interface avec «Guide » de Matlab, pour présenter les différents algorithmes adaptatifs de beamforming LMS, RLS, CMA, LS-CMA et RLS-CMA. Cette interface permet de faire varier un certain nombre de paramètres et visualiser un certain nombre de résultats. La figure 4.1 montre cette interface.

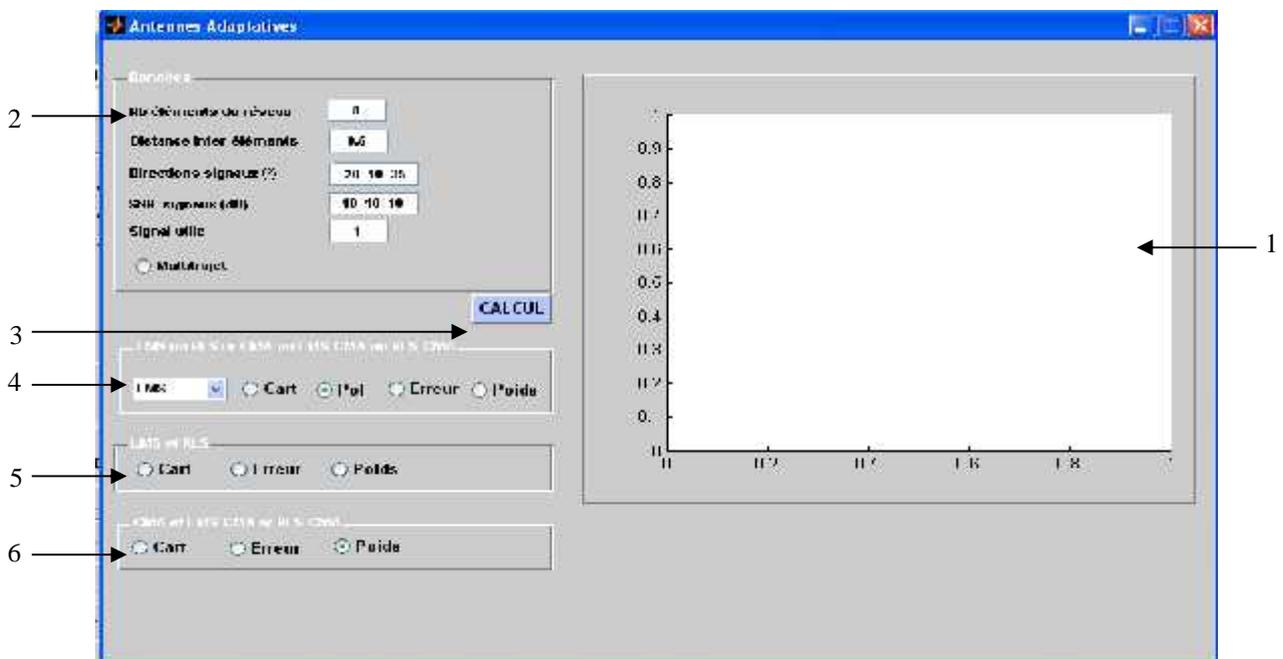


Fig 4.1 : Configuration de l’interface

Cette dernière est divisée en deux zones :

1 : Représente la zone de droite sert à visualiser les diagrammes de rayonnement, les pondérations,

les erreurs.

2 : Représente la zone de gauche permet d'entrer les données suivantes :

- le nombre d'antennes du réseau
- la distance inter-élément,
- les angles d'arrivée
- les rapports signal sur bruit en décibel pour chaque signal,
- la sélection de la source,
- la source désirée

On peut choisir aussi le mode avec multitrajet ou sans.

3 : Représente le bouton « CALCUL » sert à déclencher les calculs.

4 : Représente le premier groupe de « radiobutton » permet de sélectionner l'un des algorithmes suivants LMS, RLS, CMA, LMS-CMA et RLS-CMA et de visualiser ensuite ses caractéristiques (diagramme de rayonnement en cartésien ou en polaire, l'erreur d'adaptation, les pondérations des éléments rayonnants du réseau).

5 : Représente le deuxième groupe de « radiobutton » permet de visualiser sur la même figure les caractéristiques des algorithmes LMS et RLS pour pouvoir les comparer.

6 : Représente le troisième groupe de « radiobutton » permet de visualiser sur la même figure les caractéristiques des algorithmes CMA, LMS-CMA et RLS-CMA pour pouvoir les comparer.

4.4 Les organigrammes de simulation des applications

4.4.1 Organigramme de calcul des pondérations w_1 des filtres

L'organigramme de fonctionnement de l'interface pour le calcul des pondérations est représenté en figure 4.2. Il contient les principales étapes suivantes :

a. Fabrication des signaux des sources

Le calcul des pondérations nécessite la fabrication des signaux (p signaux) de chaque source pour pouvoir faire la simulation. Ces signaux sont construits à partir des directions d'arrivée et des rapports signal sur bruit. Un signal $s_1(t)$ est représenté sous la forme complexe suivante :

$$s_1(t) = A_1 e^{j2\pi ft}$$

$$s_1(t) = A_1 (\cos(2\pi f t) + j \sin(2\pi f t))$$

où f représente la fréquence du signal fixée à 1000Hz.

Les amplitudes A_i de chaque signal sont calculés à partir des rapports signal /bruit.

$$A_i = 10^{(SN(i)/20)} \quad i=1$$

Ces signaux sont ensuite modulés par les signaux de données binaires. La modulation utilisée est la modulation BPSK pour les algorithmes non-aveugles et ASK pour les algorithmes aveugles. Pour le signal désiré, on utilise toujours la modulation BPSK.

La BPSK est une modulation dont la porteuse varie au rythme des bits transmis selon deux états. Le bit 1 est transmis avec une porteuse de phase $\varphi_1 = 0$ et le bit 0 avec une phase $\varphi_1 = \pi$:

L'équation caractéristique de BPSK est donné par :

$$\begin{aligned} s_1(t) &= A_1 \cos(2\pi f t + k\pi) \quad K=0 \text{ ou } 1 \\ &= \pm A_1 \cos(2\pi f t) \end{aligned}$$

Pour simuler la modulation des signaux en BPSK on a procédé comme suit :

On a fabriqué les données binaires avec un signal rectangulaire correspondant aux bits de données varie de deux états -1 et 1, $data \in [-1, 1]$

Donc les signaux des sources modulés en BPSK $s_1(t)$ sont obtenus par :

$$s_1(t) = s_i(t) .* data;$$

ASK est une modulation à deux états ($M=2$) où le bit 0 est codé avec un signal nul, le bit 1 codé avec un signal de porteuse d'amplitude constante.

L'équation caractéristique de ASK est donné par :

$$s_1(t) = a_k A \cos 2\pi f t \quad a_k \in [0,1]$$

Pour simuler la modulation des signaux en ASK on a procédé comme suit :

On a fabriqué les données binaires avec un signal rectangulaire correspondant aux bits de données varie de deux états 1 et -1, $data \in [0, 1]$

Donc les signaux sources modulés en ASK $s_2(t)$ sont obtenus par :

$$s_2(t) = s_i(t) .* data;$$

b. Fabrication de la matrice cosinus directeur

Les p signaux modulés subissent sur chaque élément d'antenne un déphasage et une atténuation, modélisés par le vecteur à M composantes $\vec{u}_j(\theta_i) \quad j=1, M \text{ et } i=1, P$

Ce vecteur constitue la réponse au niveau de chaque élément rayonnant du réseau d'antenne pour la direction considérée et est appelé vecteur directionnel suivant (θ_i) .

$$\vec{a}_j(\theta_j) = e^{j\frac{2\pi}{\lambda}(j-1)d \sin(\theta_j)}$$

c. Calcul des signaux X des éléments

X est la matrice dont les colonnes contiennent les vecteurs directeurs des différentes sources. Un bruit gaussien blanc additif $\vec{b}(t)$ de variance est de distribution gaussienne de valeur moyenne nulle et que sa variance $\sigma^2=1$ est la même pour tous les éléments du réseau d'antennes $N(0,1)$ est ajouté ensuite à ces signaux.

Le vecteur des signaux reçus au niveau des différents capteurs des antennes s'écrit alors :

$$X_i(t) = \vec{a}(\theta) * \text{psk}(t) + \vec{b}(t)$$

avec :

$$x_i(t) = \begin{bmatrix} x_1(t) \\ x_2(t) \\ \vdots \\ x_M(t) \end{bmatrix}$$

où $x_i(t)$ désigne le signal reçu par la $i^{\text{ème}}$ antenne du réseau, $\text{psk}(t)$ le signal $s_i(t)$ modulé en BPSK ou ASK émis dans la direction (θ) et $\vec{b}(t)$ désigne le vecteur bruit additif.

d. Calcul du signal de sortie y

La formation de faisceaux va consister à focaliser le faisceau de l'antenne (à la réception) dans des directions privilégiées prédéfinies. Cela se traduit par la multiplication par des coefficients complexes w_i , appelés poids ou pondération, des signaux reçus sur chacun des capteurs du réseau d'antennes.

$$w_i \cdot x_i(t)$$

Les signaux des différents capteurs ainsi pondérés sont ensuite additionnés pour réaliser un filtrage spatial et former à la sortie du réseau un signal qui est alors donné par :

$$y(t) = \sum_{i=1}^M w_i \cdot x_i(t)$$

ou sous forme matricielle : $y(t) = w^H x(t)$

où le vecteur w^H représente l'Hermitien (transposé conjugué) du vecteur des poids complexes ou pondération, tel que $w^H = [w_1^*, w_1^*, \dots, w_M^*]$ (Figure 2.9)

e. Calcul de l'erreur

L'erreur est la différence entre le signal désiré $d_s(t)$ et $y(t)$

$$e(t) = d_s(t) - y(t)$$

f. Mise à jour des poids :

$$w(t+1) = w(t) + \text{terme de mise à jour}$$

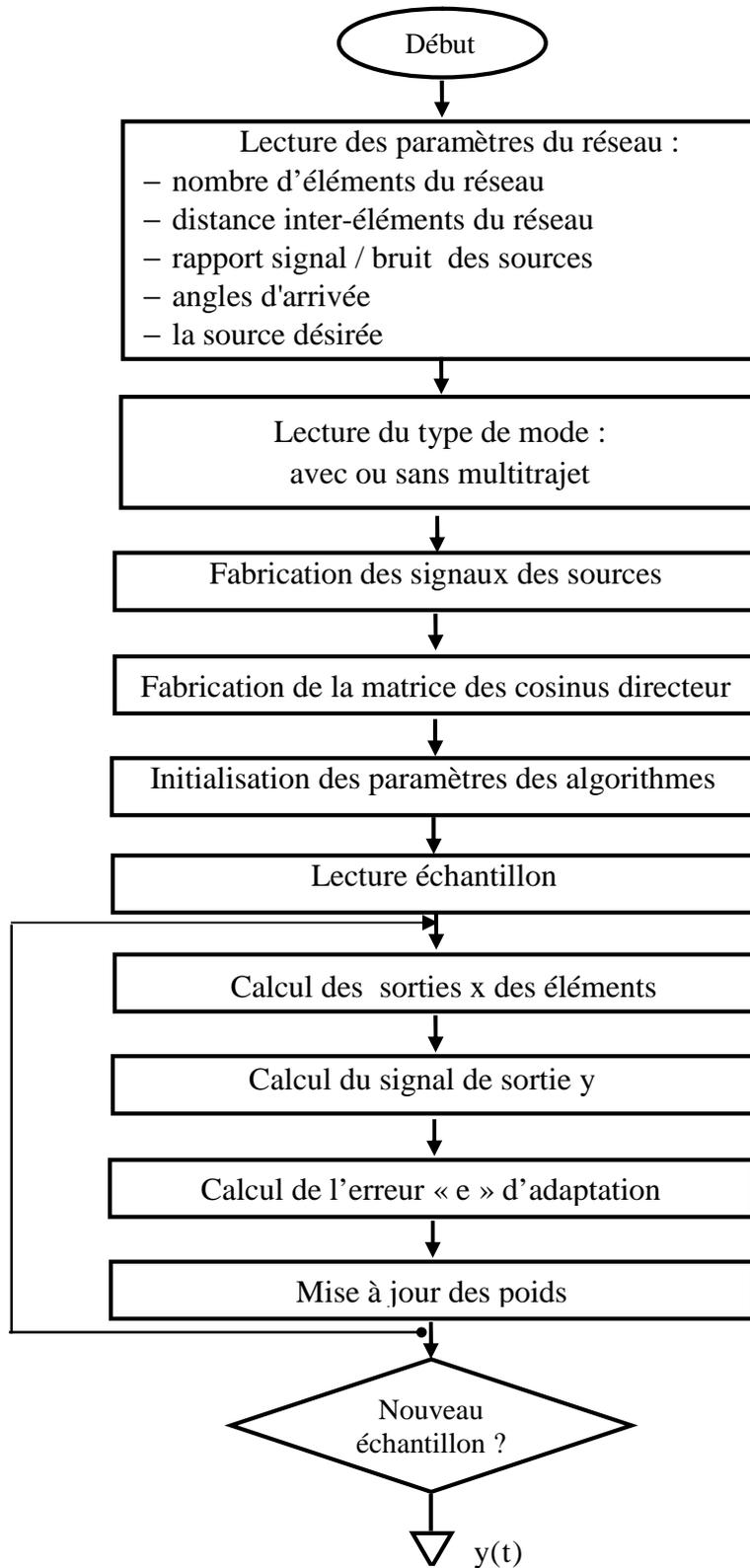


Fig 4.2 : Organigramme de calcul des pondérations w_i des filtres

4.4.2 Organigramme de visualisation

Les organigrammes pour la visualisation des signaux des diagrammes de rayonnement des pondérations, des erreurs dans la zone (1) de la figure 4.1 sont représentés en figure 4.3 pour le premier groupe de « radiobutton ». Pour le deuxième et troisième groupe de « radiobutton », on a la même démarche avec plusieurs tracés sur la même figure.

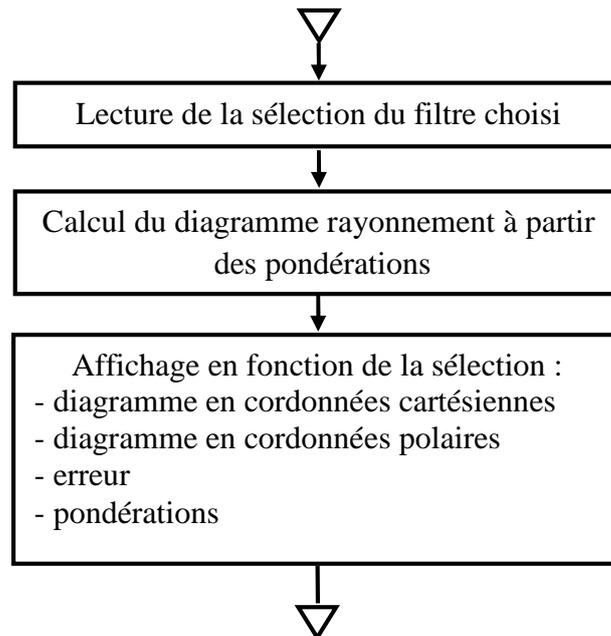


Fig 4.3 : Organigramme de visualisation

4.5 Explication des différents paramètres à mesurer dans un diagramme de rayonnement:

Dans cet exemple on a considéré un réseau linéaire constitué de 8 antennes, espacées d'une demi-longueur d'onde. Pour un signal souhaité arrive d'une direction de -10° degrés et trois interférences arrivant des directions $-40^\circ, 0^\circ$ et 30° degrés respectivement, les signaux ont des niveaux SNR de 10dB. La figure 4.4 représente un exemple d'affichage d'un diagramme de rayonnement en coordonnées cartésiennes.

Les paramètres essentiels à mesurés sont :

Erreur du max : représente la déviation entre la direction du signal obtenu et la direction du signal désiré en degrés.

Niveau des nul : représente le niveau auquel le trajet interférent est annulés par filtrage.

Lobe principal : La quasi-totalité de la puissance est concentrée dans la direction du maximum de rayonnement, formant ce qu'on appelle le lobe principal. La caractéristique qu'on associe à celui-ci est sa largeur à mi-puissance, également appelée largeur à -3dB.

Les lobes secondaires : En dehors du lobe principal, la puissance rayonnée est répartie dans l'espace, formant ce qu'on appelle les lobes secondaires ou latéraux. Ces derniers sont caractérisés par leurs niveaux et leurs positions par rapport au maximum de rayonnement. Le premier lobe secondaire est celui auquel on se réfère le plus souvent rayonnement. Le premier lobe secondaire est celui auquel on se réfère le plus souvent.

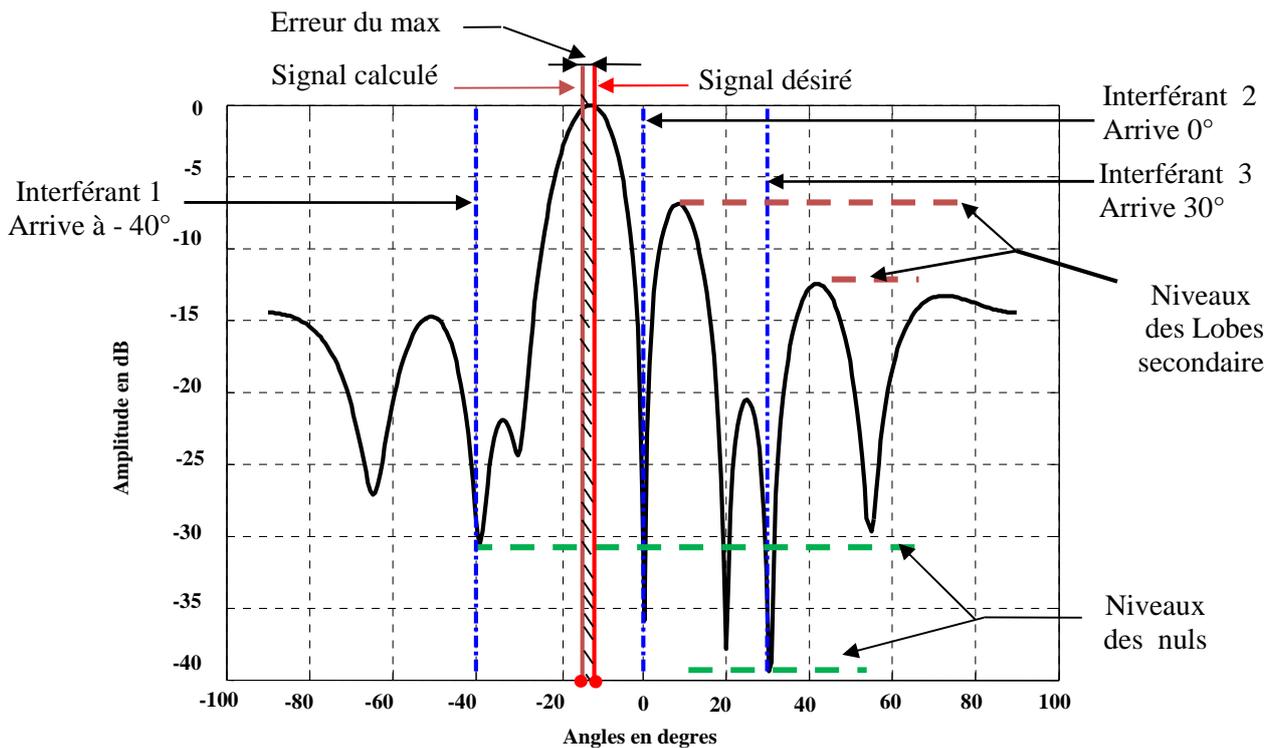


Fig 4.4 : Exemple d'un diagramme de rayonnement cartésien de l'antenne réseau

4.6 Calcul du taux d'erreur binaire (BER)

Dans cette application on a fait un programme qui détermine par simulation le taux d'erreur sur les bits (BER) des différents algorithmes testés précédemment.

Les pondérations obtenues pour chacun des filtres LMS, RLS, CMA, LS-CMA et RLS-CMA sont utilisées pour déterminer le taux d'erreurs par bit (BER) en fonction du rapport du signal sur bruit.

On a utilisé une démodulation cohérente en multipliant le signal $y(t)$ à la sortie de l'antenne de la figure 2.12 par un signal de porteuse supposé connu suivi d'un filtrage passe-bas comme la figure 4.5

Il est à noter qu'il est préférable dans la pratique de transmettre des milliers de bit pour réduire au minimum le nombre d'erreur erronés. Par exemple, 10^{-6} c.-à-d. une erreur pour 1 million de bits transmis mais ça demande du temps pour converger. C'est pour cela qu'on a pris dans cette application un nombre total de bits égal à 100 bits.

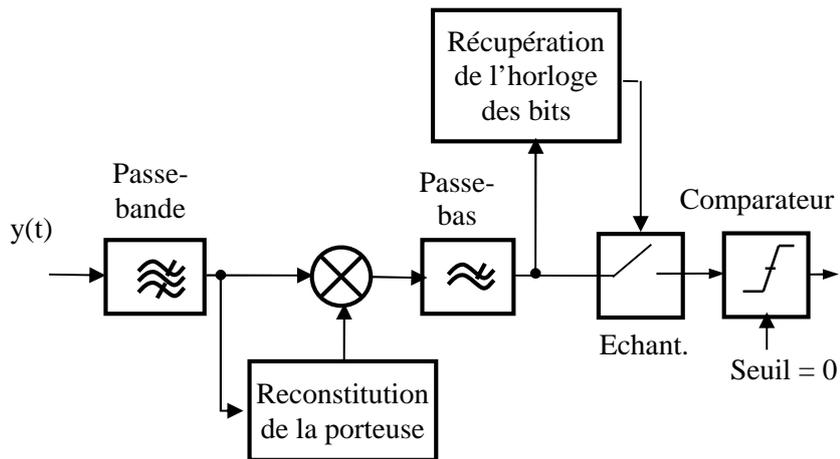


Fig 4.5 : Schéma synoptique d'un démodulateur cohérent BPSK

La démodulation ne peut être que cohérente.

Le signal reçu $\pm A \cos(2\pi f t)$ est multiplié par la porteuse $A' \cos(2\pi f t)$ reconstituée exactement :

$$\begin{aligned} \pm A \cos(2\pi f t) \times A' \cos(2\pi f t) &= \pm A'' \cos^2(2\pi f t) \\ &= \pm \frac{1}{2} A'' \pm \frac{1}{2} A'' \cos^2(4\pi f t) \end{aligned}$$

Le filtre passe-bas élimine le terme en cosinus à la fréquence $2f$, (f la fréquence porteuse) pour ne conserver que le terme $\pm \frac{1}{2} A''$ qui représente le signal binaire émis. Ce signal est ensuite comparé par rapport à zéro pour donner 1 ou 0.

4.6.1 L'organigramme du calcul de taux d'erreur binaire

L'organigramme de fonctionnement de l'interface pour le calcul de taux d'erreur binaire BER est représenté en figure 4.6.

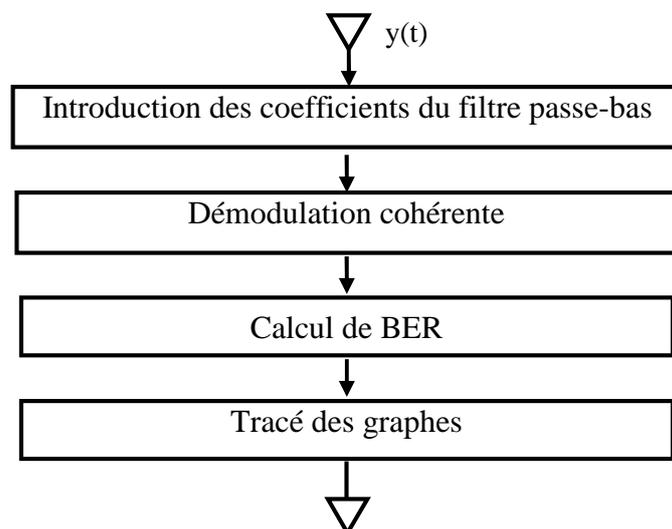


Fig 4.6 : Organigramme de calcul de taux d'erreur binaire

4.7 Simulation des algorithmes LMS, RLS, CMA, LS-CMA et RLS-CMA

Dans cette étape on va présenter les simulations et discussions des résultats expérimentaux obtenus des différentes applications des algorithmes aveugles et non-aveugles.

4.7.1 Application 1 : La capacité de l’algorithme à former des faisceaux

On a considéré un réseau linéaire constitué de 8 antennes, espacées d'une demi-longueur d'onde. Pour un signal souhaité arrive d'une direction de 30 degrés et il ya deux signaux parasites qui arrivent des directions -20 et 0 degrés respectivement, les signaux ont des niveaux SNR de 10dB. Le critère de pondération choisi pour cette application est le critère de l'erreur quadratique moyenne EQM.

a. Résultats obtenus par l’utilisation de l’algorithme LMS

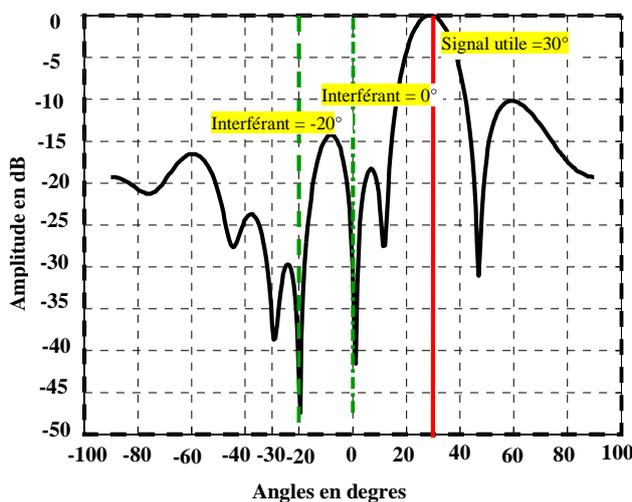


Fig 4.7 : Gain dans la direction du signal utile représenté en coordonnées cartésiennes
Signal désiré = 30°.

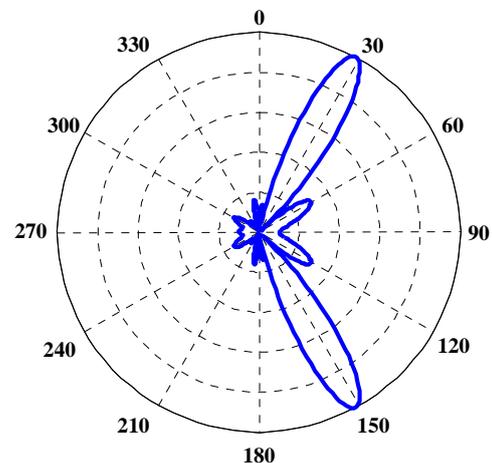


Fig 4.8 : Gain dans la direction du signal utile représenté en coordonnées polaires
Signal désiré = 30°.

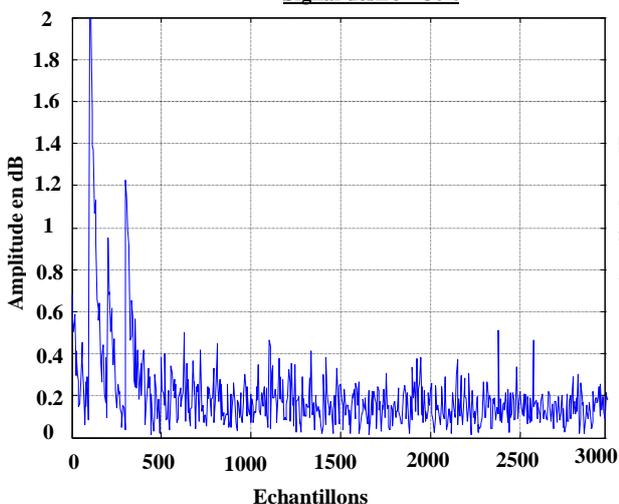


Fig 4.9 : Erreur quadratique moyenne MSE
Signal désiré = 30°.

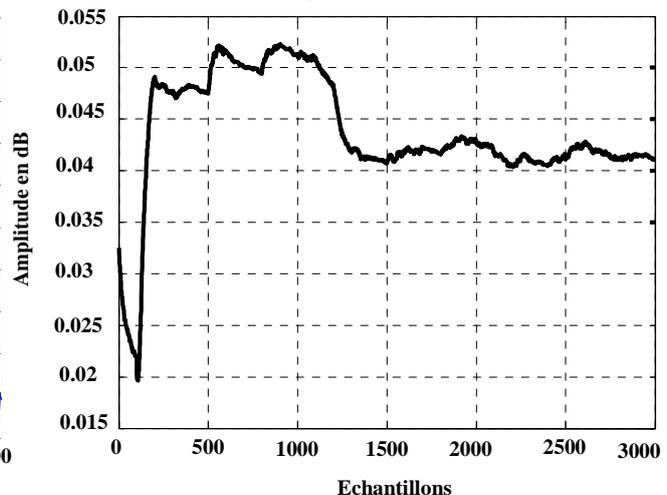


Fig 4.10 : Pondérations des courants
Signal désiré = 30°.

Le diagramme de rayonnement en coordonnées cartésiennes de la figure 4.7 montre que l'algorithme LMS est capable de mettre à jour itérativement les poids pour former de nuls profonds de -45 dB dans les directions des interférences indésirables 0° et 20° et d'atteindre un maximum dans la direction du signal désiré. Les nuls sont autour de -40 dB. La figure 4.9 montre les évolutions de la valeur absolue de l'erreur $|e|$. Cette courbe est intéressante car elle montre la vitesse de convergence de l'algorithme. On remarque que l'algorithme converge rapidement, au bout de 400 échantillons. Sur les 8 pondérations des courants, on a représenté l'évolution du module de l'une d'elles en figure 4.10 et on remarque la convergence vers une valeur constante au bout de 400 échantillons. La figure 4.8 représente le diagramme de rayonnement en coordonnées polaires.

b. Résultats obtenus par l'utilisation de l'algorithme RLS

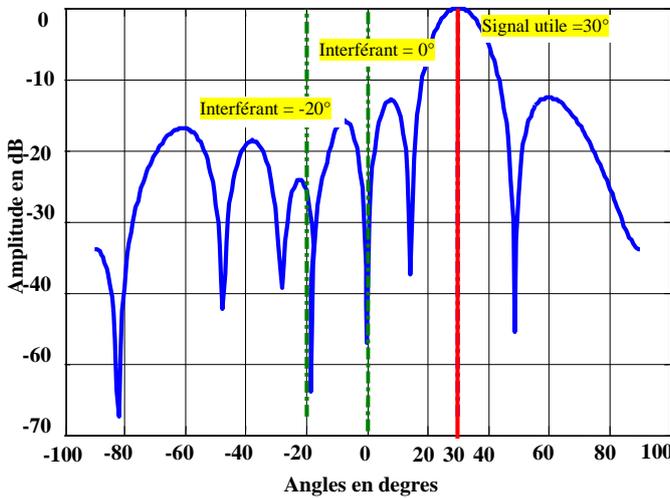


Fig 4.11 : Gain dans la direction du signal utile représenté en coordonnées cartésiennes
Signal désiré = 30°.

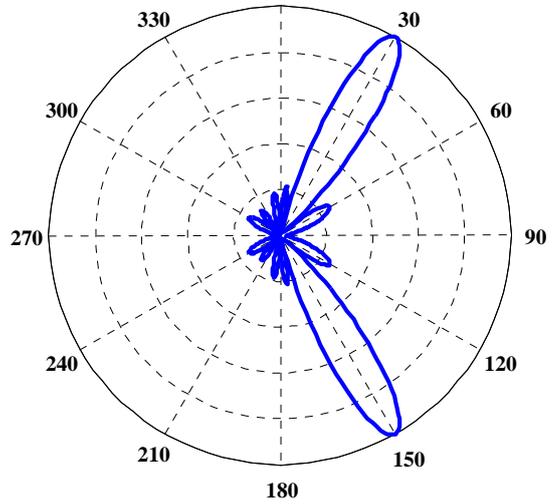


Fig 4.12 : Gain dans la direction du signal utile représenté en coordonnées polaires
Signal désiré = 30°.

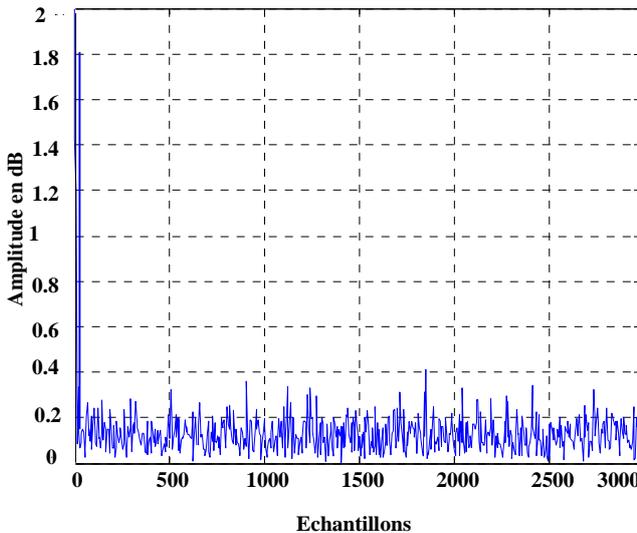


Fig 4.13 : Erreur quadratique moyenne MSE
Signal désiré = 30°.

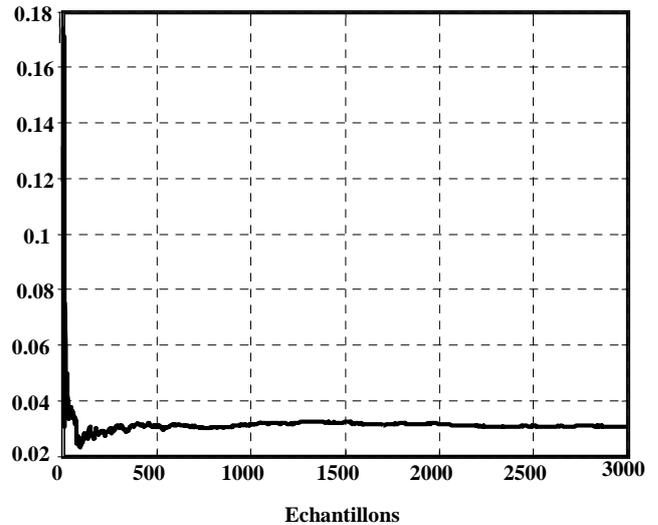


Fig 4.14 : Pondérations des courants
Signal désiré = 30°.

Le diagramme de rayonnement en coordonnées cartésiennes de la figure 4.11 montre que l'algorithme RLS est capable de mettre à jour itérativement les poids pour former de nuls profonds de -50dB et de -60dB dans les directions des interférences indésirables 0° et -20° et d'atteindre un maximum dans la direction du signal désiré. La figure 4.13 montre l'évolution de la valeur absolue de l'erreur $|e|$. On remarque que l'algorithme converge assez rapidement, au bout de 50 échantillons. La figure 4.14 représente l'évolution du module de l'une des 8 pondérations des courants, on remarque qu'elle est stable et convergence très rapidement vers une valeur constante au bout de 50 échantillons. La figure 4.12 représente le diagramme de rayonnement en coordonnées polaires.

c. Résultats obtenus par l'utilisation de l'algorithme CMA

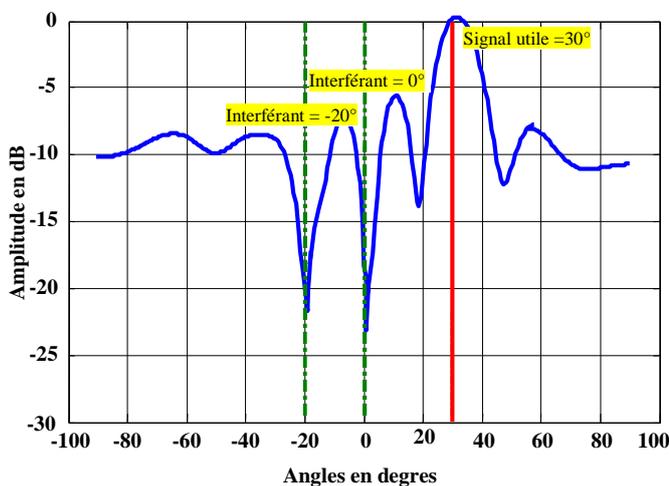


Fig 4.15 : Gain dans la direction du signal utile représenté en coordonnées cartésiennes
Signal désiré = 30° .

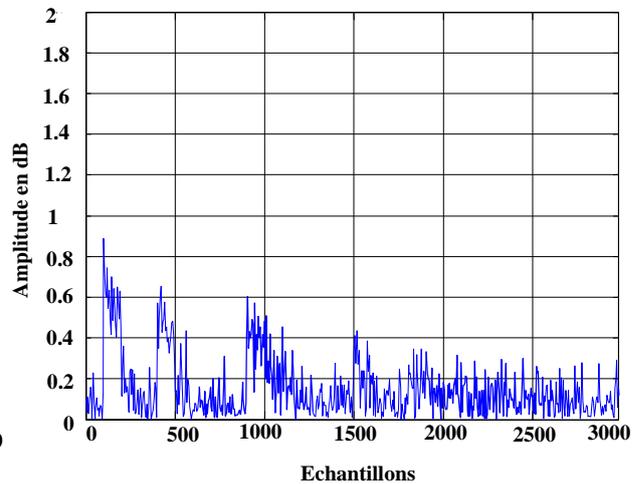


Fig 4.16 : Erreur quadratique moyenne MSE
Signal désiré = 30° .

La figure 4.15 présente le diagramme de rayonnement de l'antenne réseau après optimisation sur 1500 échantillons. On remarque très bien qu'on a un maximum de rayonnement en direction de la source désirée de 30° mais de moins bon résultats en direction des sources interférentes, les nuls sont autour de -20dB. La Figure 4.16 montre l'évolution de la valeur absolue de l'erreur $|e|$. On remarque que la convergence de l'algorithme CMA est lente (il prend plus de 1500 échantillons pour commencer à converger).

d. Résultats obtenus par l'utilisation de l'algorithme LS-CMA

Pour cette application, nous avons considéré un réseau linéaire constitué de 8 éléments, espacés d'une demi-longueur d'onde. Pour un signal désiré à -10° , et une interférence à 20° avec un niveau SNR de 10dB.

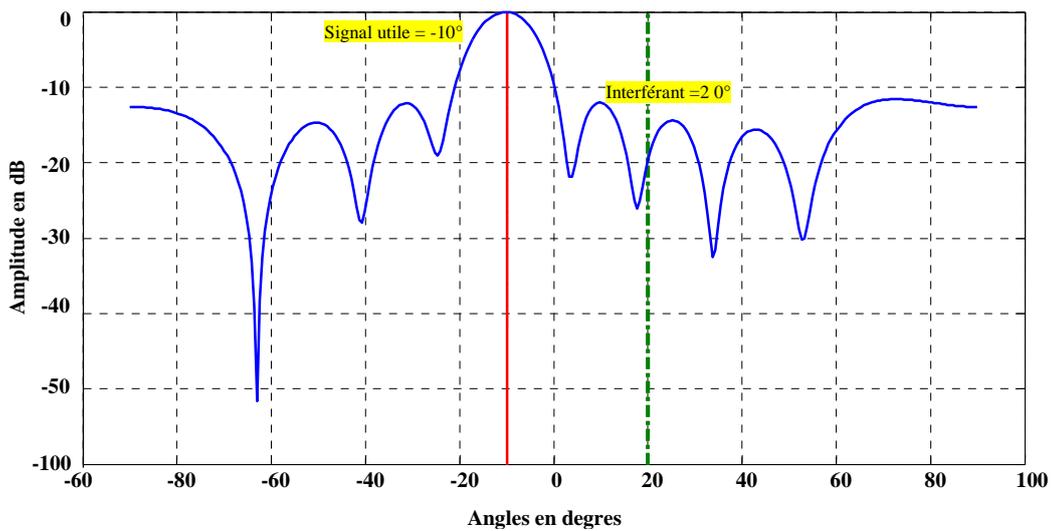


Fig 4.17 : Gain dans la direction du signal utile représenté en coordonnées cartésiennes Signal désiré = -10° .

De la figure 4.17 on peut remarquer qu'on a un maximum de rayonnement en direction de la source désirée mais les sources interférentes ne sont pas totalement éliminées.

e. Résultats obtenus par l'utilisation de l'algorithme RLS-CMA

Pour cette application, nous avons considéré un réseau linéaire constitué de 8 éléments, espacés d'une demi-longueur d'onde. Pour un signal désiré à -10° , et une interférence à 20° avec un niveau SNR de 10dB.

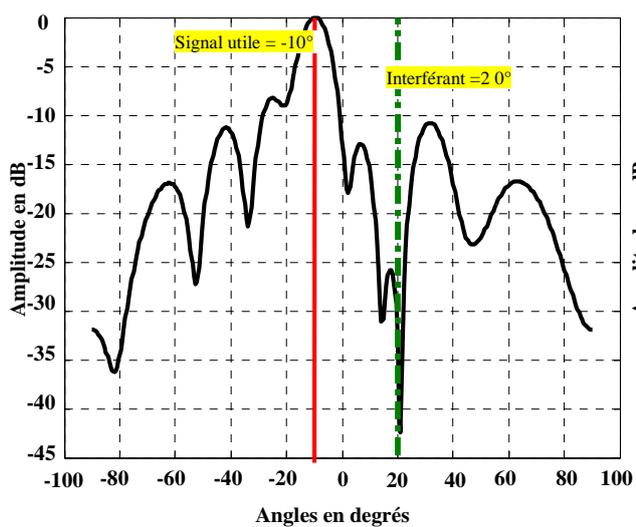


Fig 4.18 : Gain dans la direction du signal utile représenté en coordonnées cartésiennes Signal désiré = -10° .

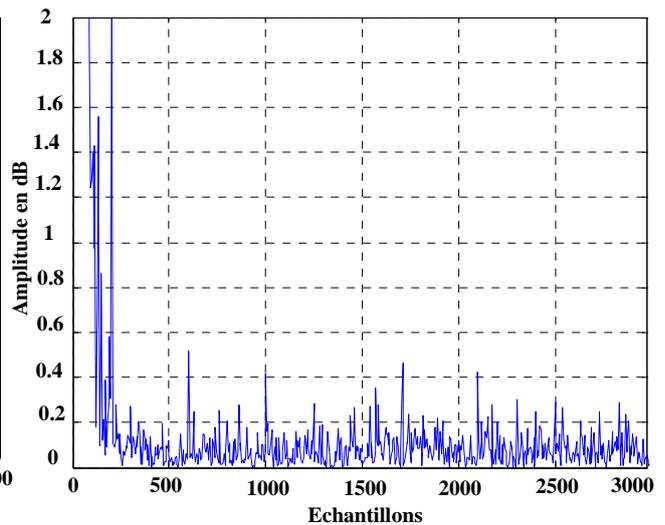


Fig 4.19: Erreur quadratique moyenne MSE Signal désiré = -10° .

La Figure 4.18 présente le diagramme de rayonnement de l'antenne réseau. On remarque très bien qu'on a un maximum de rayonnement en direction de la source désirée et un nul profond de - 43dB en direction de la source interférente.

La Figure 4.19 montre l'évolution de la valeur absolue de l'erreur $|e|$. On remarque que l'algorithme RLS-CMA convergence rapidement (il prend environ 300 échantillons pour converger).

4.7.2 Tableaux récapitulatifs des algorithmes aveugles et non- aveugles

Le tableau suivant résume les performances des différents algorithmes adaptatifs aveugles et non-aveugles étudiés précédemment dans chaque application:

Algorithmes	Erreur du max	Niveau lobe secondaire	Largeur lobe principal à -3dB	EQM (échantillons)	Niveau du nul	BER	Stabilité
LMS	0,2°	-12dB	12°	400	-32dB	0,12	oui
RLS	0,1°	-13dB	15°	50	-42dB	0,12	oui
CMA	0,47°	-7dB	12°	1500	-20dB	0,3	non
LS-CMA	0,67°	-11dB	14°	-	-36dB	-	non
RLS-CMA	0,4°	-11dB	15°	300	-15dB	-	non

Tab 4.1 : Tableau récapitulatifs des résultats obtenus des algorithmes aveugles et non-aveugles pour M=8

D'après le tableau, on remarque que tous les algorithmes ont également presque la même largeur de lobe principale à -3 dB.

Les algorithmes non-aveugles LMS et RLS sont stables et ils donnent des valeurs précis du gain en direction du signal désiré avec une erreur de $\approx 0.1^\circ$ et des nuls profonds en direction des sources interférentes (supérieures à -32dB et - 42 dB respectivement) ainsi qu'ils réduisent le niveau des lobes secondaires, ils ont aussi un faible taux d'erreurs binaire de 0.12 (12 erreurs binaires pour cent bits transmis). Par contre les algorithmes aveugles sont moins stables et ils donnent de moins bon résultats par rapport aux algorithmes non-aveugles.

D'après les résultats des simulations des différents algorithmes et d'après le tableau récapitulatif de la figure 4.20 on a pu constater que les algorithmes récursifs non-aveugles LMS et RLS sont toujours stables et ils donnent des meilleurs résultats pour la formation de lobe principal dirigé vers l'utilisateur souhaité en direction de $\theta = 30^\circ$ avec une bonne réjection des interférences des directions - 20° et 0°. En ce qui concerne les algorithmes aveugles (CMA, LS-CMA et RLS-CMA) ne sont pas

stables et ils ont donné des résultats peu convaincants sauf l'algorithme CMA qui a donné des résultats nettement inférieurs à ceux obtenus par RLS et LMS.

4.7.3 Application 2 : Influence du nombre d'antennes

Pour cette application, on fait varier le nombre d'éléments dans le réseau de 8, 12 et 16 éléments, où on fixe la distance inter-éléments de demi-longueur d'onde 0.5λ . Pour un signal désirée à -20° , et une interférence à 0° avec un niveau SNR de 10dB.

a. Résultats obtenus par l'utilisation de l'algorithme LMS

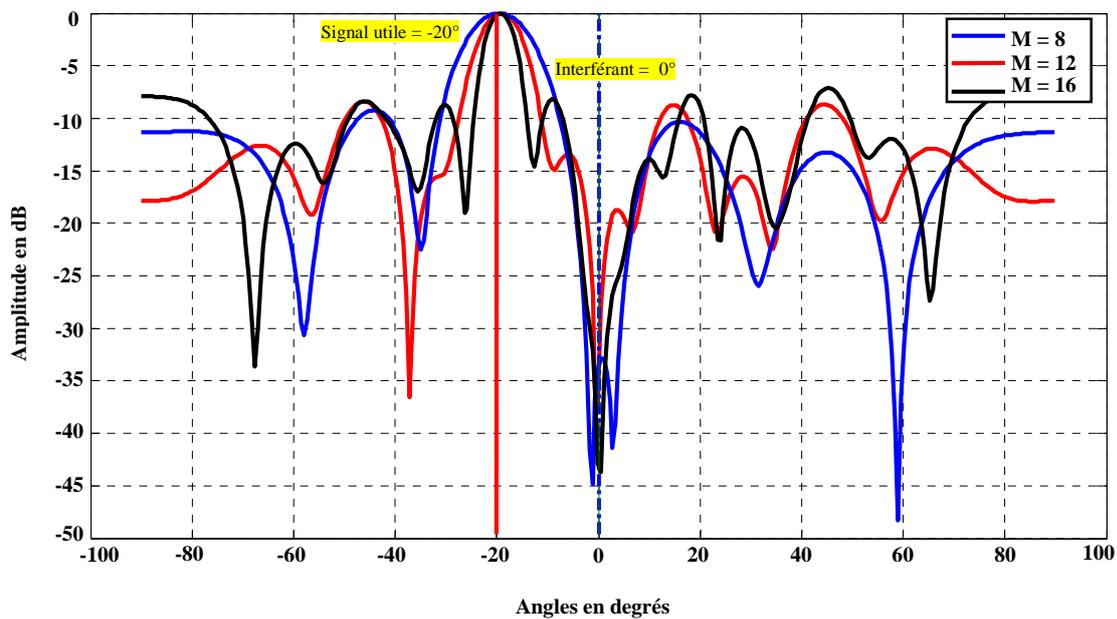


Fig 4.20 : Influence du nombre d'antennes sur le diagramme de rayonnement

Dans tous les cas, on voit qu'on obtient un nul profond en direction des interférences, et un max dirigé vers le signal désirée. Lorsque le nombre d'éléments de réseau augmente, le lobe principal se rétrécit.

b. Résultats obtenus par l'utilisation de l'algorithme RLS

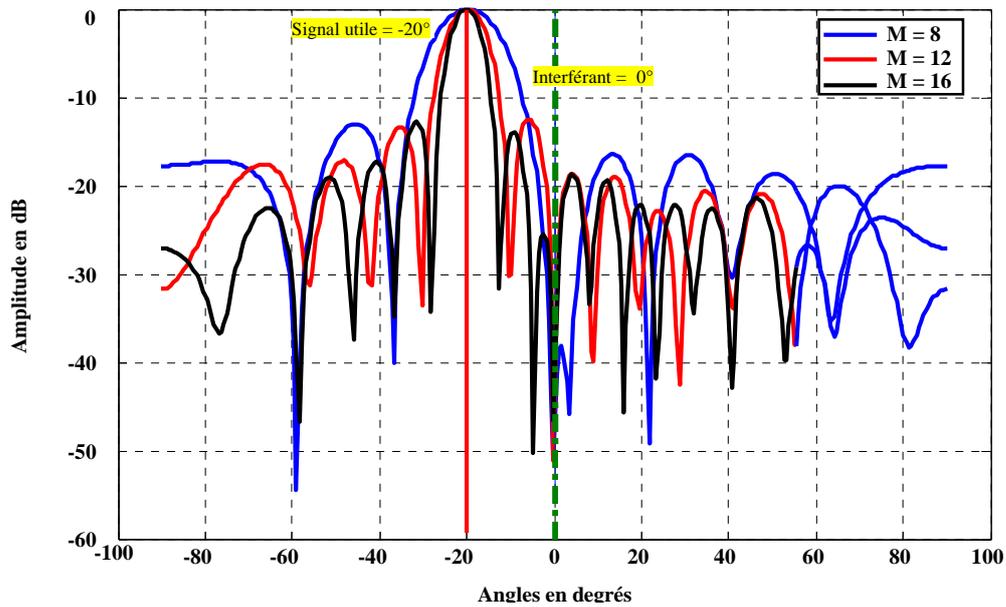


Fig 4.21 : Influence du nombre d'antennes sur le diagramme de rayonnement

La figure 4.21 montre que dans tous les cas on a un maximum de rayonnement en direction du signal désiré, ainsi que les interférences ont été fortement atténués et lobe principal se rétrécit lorsqu'on augmente le nombre d'éléments.

c. Résultats obtenu par l'utilisation de l'algorithme CMA

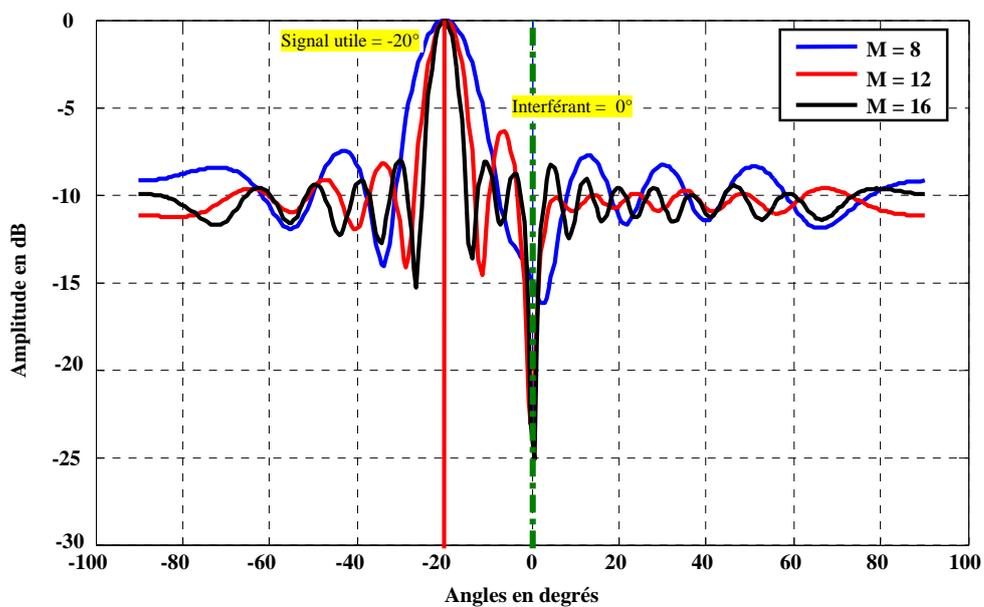


Fig 4.22 : Influence du nombre d'antennes sur le diagramme de rayonnement

De la figure 4.22 on remarque que dans tous les cas, un maximum de rayonnement en direction de chaque signal désiré et un nul profond en direction des interférences et que le lobe principal se rétrécit à lorsqu'on augmente le nombre d'éléments de réseau.

4.7.4 Tableaux récapitulatifs des algorithmes aveugles et non- aveugles

Le tableau suivant contient les différentes valeurs des largeurs de lobes des algorithmes adaptatifs aveugles et non-aveugles étudiés précédemment dans chaque application:

Nombre d'antennes Algorithmes	8	12	16
LMS	14.8°	9.3°	6.4°
RLS	14.3°	9°	7°
CMA	13°	8.4°	6°

Tab 4.2 : Largeurs de lobes à -3dB pour M=8, 12, 16

D'après le tableau 4.2 on remarque clairement que lobe principal se rétrécit lorsqu'on augmente le nombre d'éléments de réseau.

D'après les résultats obtenus des simulations et d'après le tableau 4.2 on constate que le nombre d'éléments d'une antenne réseau est un paramètre de conception fondamental étant donné qu'il définit le degré de liberté dont dispose le système pour créer des diagrammes optimaux ainsi que le gain qu'offrira le réseau en direction du signal désiré en présence des interférences.

4.7.5 Application 3 : Utilisation de Faisceaux multiples

Pour cette application, nous avons considéré un réseau linéaire constitué de 8 antennes, espacées d'une demi-longueur d'onde et les signaux ont des niveaux SNR de 10dB.

Nous avons utilisé l'algorithme pour constituer trois faisceaux simultanément :

- Faisceau 1 : signal désiré -20° , Interférences à 0° et 20°
- Faisceau 2 : signal désiré 0° , Interférences à -20° et 20°
- Faisceau 3 : signal désiré 20° , Interférences à 0° et -20°

a. Résultats obtenu par l'utilisation de l'algorithme LMS

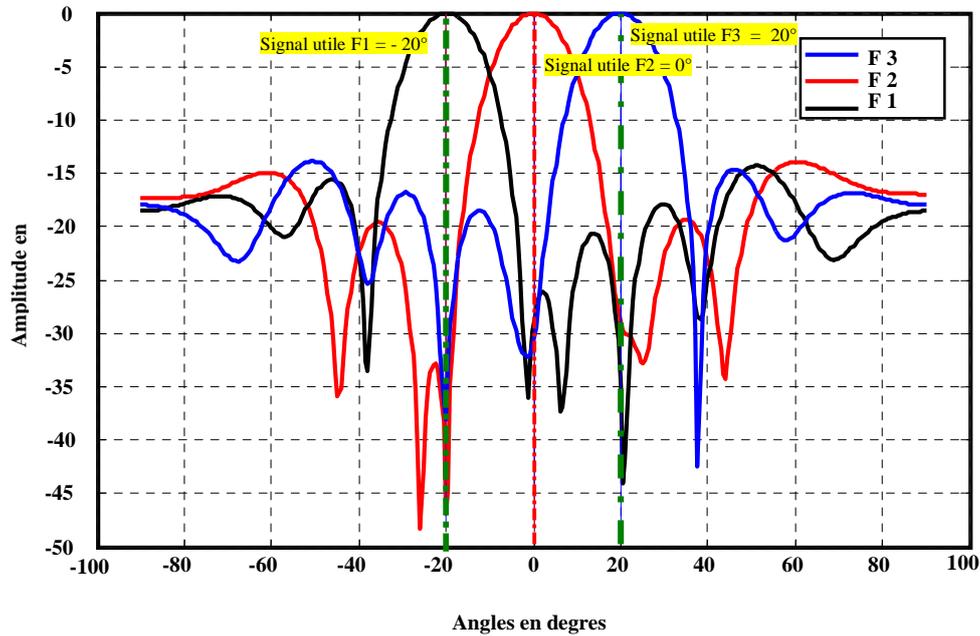


Fig 4.23 : Cas de faisceaux multiples

La figure 4.23 montre qu'on a un maximum de rayonnement en direction de chaque source désirée, et des nuls profonds en direction des sources interférentes (supérieures à 35dB).

b. Résultats obtenu par l'utilisation de l'algorithme RLS

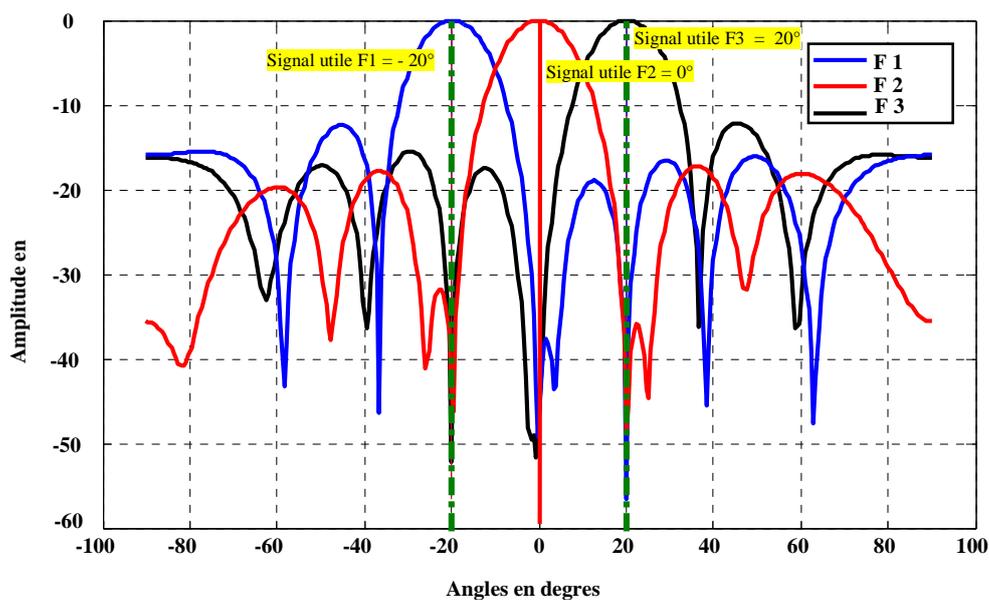


Fig 4.24 : Cas de faisceaux multiples

La figure 4.24 montre que le rayonnement est maximum pour chaque signal désirée et sans décalage, ainsi que les interférences ont été fortement atténuées (supérieures à 35dB).

c. Résultats obtenu par l'utilisation de l'algorithme CMA

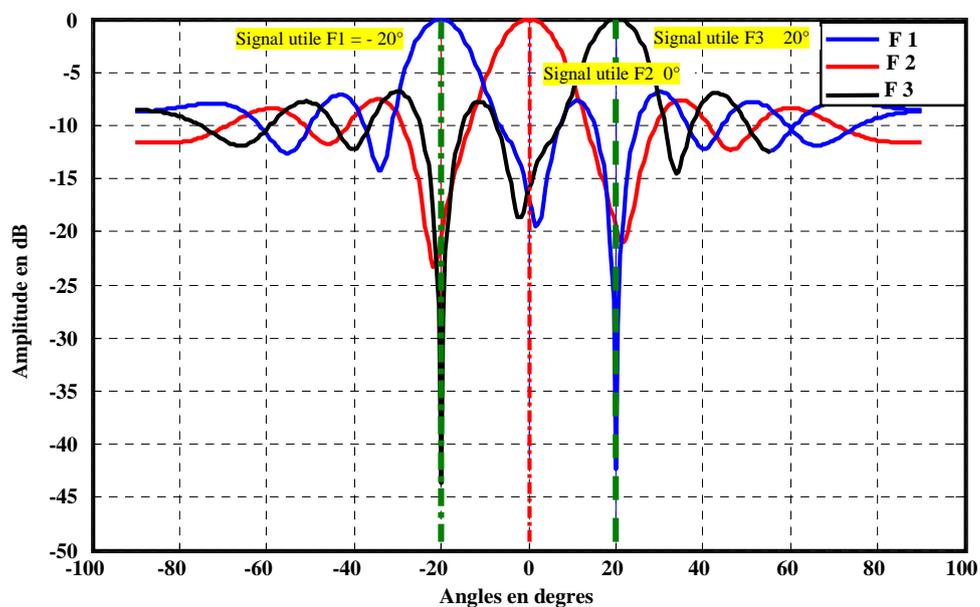


Fig 4.25 : Cas de faisceaux multiples

La figure 4.25 montre que pour chaque signal désirée, les interférences ont été fortement atténuées (supérieures à 35dB).

D'après les résultats obtenus on peut conclure que l'utilisation de faisceaux multiple permet d'éliminer les interférences et améliore le gain en direction du signal désiré.

4.7.6 Application 4 : L'effet d'un multitrajet

Dans cette application, nous avons simulé l'effet d'un multitrajet : une source provenant de la direction -20° avec un niveau de 10dB et un multitrajet (le signal lui-même déphasé) provenant de la direction 30° avec un niveau 0dB.

a. Résultats obtenu par l'utilisation de l'algorithme LMS

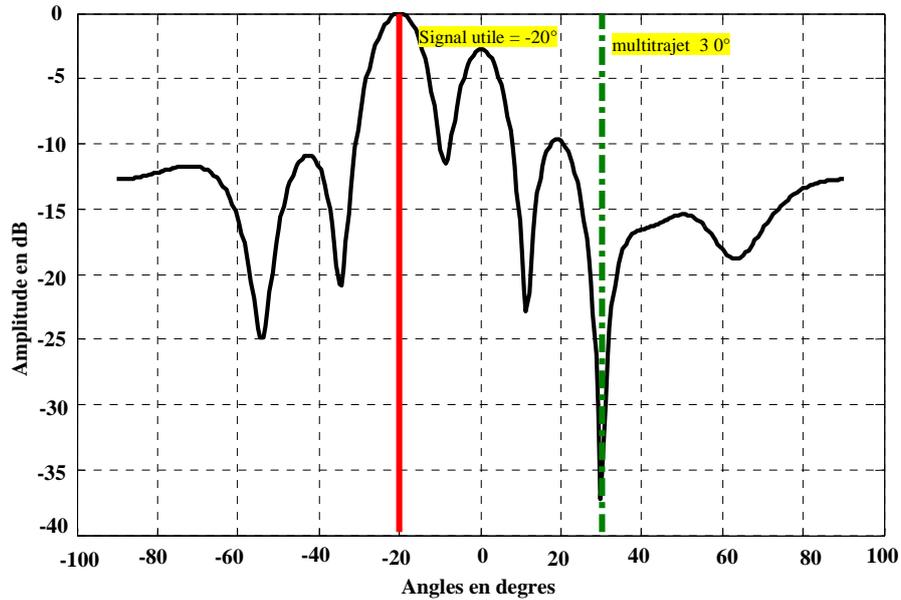


Fig 4.26: Gain dans la direction du signal utile -20°

La figure 4.26 représente le résultat de la simulation où on remarque l'atténuation forte du multitrajet avec un gain maximum en direction de la source désirée.

b. Résultats obtenu par l'utilisation de l'algorithme RLS

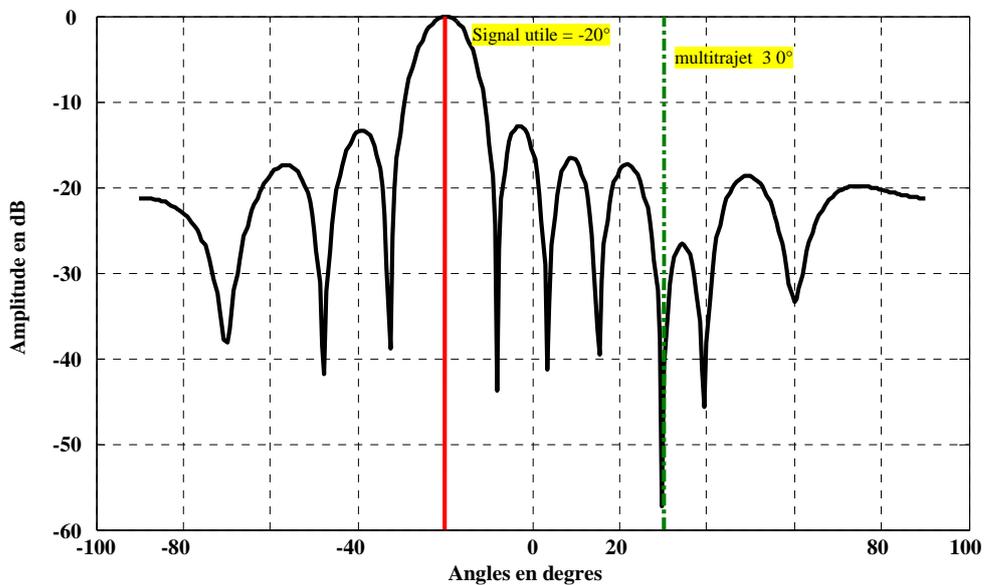


Fig 4.27 : Gain dans la direction du signal utile -20°

La figure 4.27 représente le résultat de la simulation où On notera que le gain dans la direction du signal utile est maximal et que le signal de multitrajet est annulé par filtrage.

c. Résultats obtenu par l'utilisation de l'algorithme CMA

Dans cette application, nous avons simulé l'effet d'un multitrajet : une source provenant de la direction -20° avec un niveau SNR de 10dB et un multitrajet (le signal lui-même déphasé) provenant de la direction 40° avec un niveau SNR 0dB.

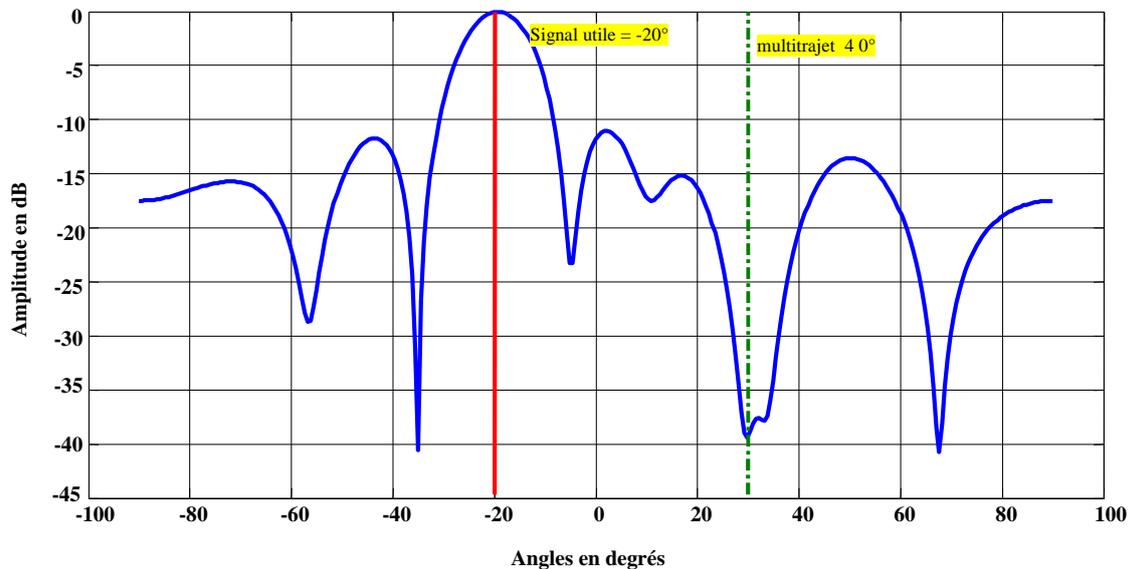


Fig 4.28 : Gain dans la direction du signal utile -20°

La figure 4.28 représente le résultat de la simulation où on remarque l'atténuation du multitrajet.

4.8 Comparaisons des algorithmes LMS, RLS et CMA

● Calcul du taux d'erreur binaire (BER)

Dans cette application on va étudier la probabilité d'erreur binaire BER obtenue à la sortie de l'antenne pour chaque algorithmes LMS, RLS et CMA, où on fixe la distance inter-sources à 0.5λ , pour un signal désiré à -10° , et une interférence à 20° et le nombre total de bits transmis est égal à 100 bits.

On verra deux cas de simulation :

Cas 1 : pour un réseau linéaire constitué de 8 éléments

Cas 2 : pour un réseau linéaire constitué de 12 éléments

Dans la simulation, nous avons considéré que le niveau de bruit blanc gaussien varie avec le changement de rapport signal sur bruit. Il faut noter que nous avons estimé les valeurs du BER

« brutes », c'est-à-dire sans utiliser aucun code correcteur d'erreur.

- Cas 1

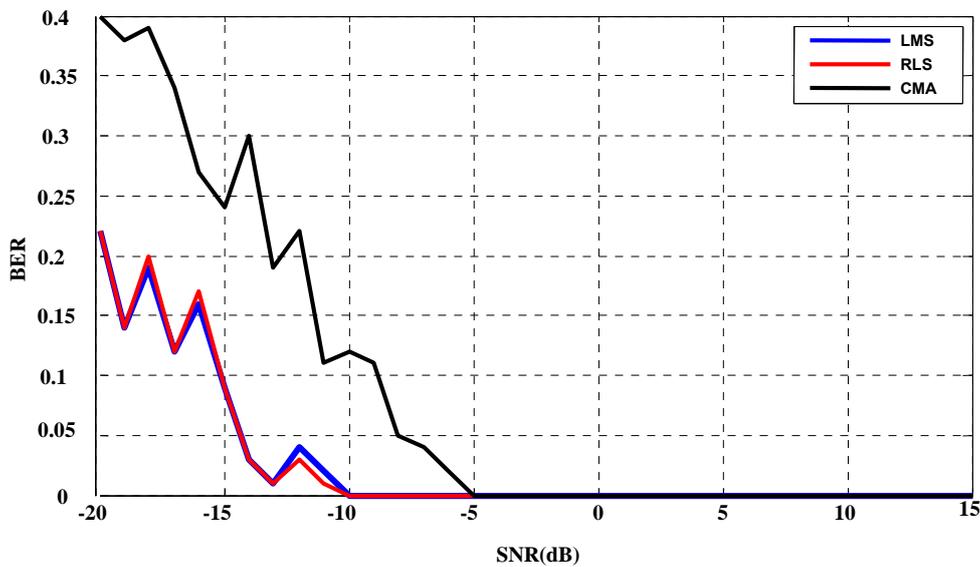


Fig 4.29 : Taux d'erreur binaire BER pour M=8

Cette simulation a été réalisée pour les trois algorithmes LMS, RLS et CMA pour un nombre d'antennes égales à 8. La figure 4.29 trace le taux d'erreur binaire en fonction du rapport signal/ bruit.

Ces résultats montrent que les probabilités d'erreur binaire des algorithmes LMS et RLS à la sortie de l'antenne sont identiques et elles sont meilleures que celle obtenue avec l'algorithme CMA. Tel qu'on a obtenu BER= 0.22 (22 erreurs binaires pour cent bits transmis) pour les algorithmes LMS et RLS au niveau SNR = -20 (dB) mais 0.4 (40 erreurs binaires pour cent bits transmis) pour le CMA. Puis elles se minimisent à chaque fois que la valeur de SNR augmente jusqu'à SNR = -5(dB) où on a obtenu une valeur nulle de BER.

- Cas2

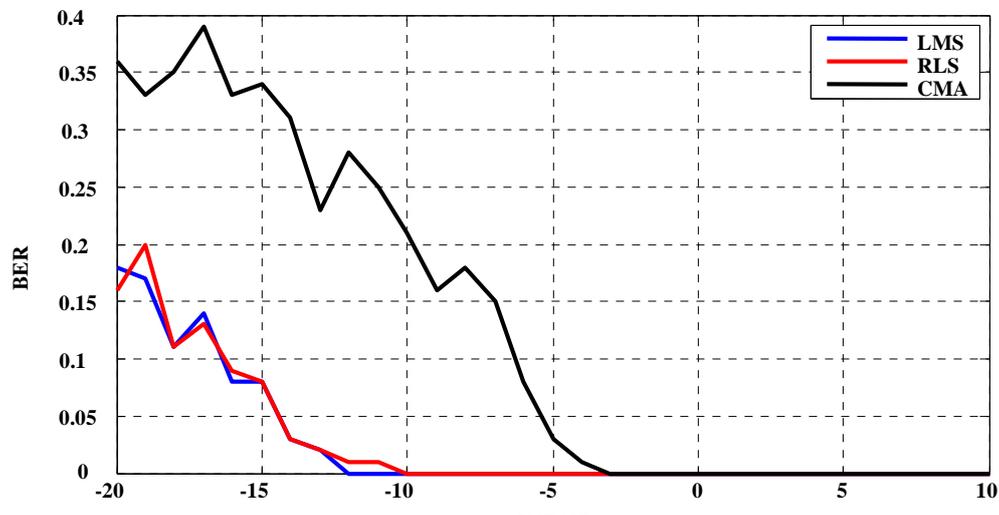


Fig 4.30 : Taux d'erreur binaire BER pour M=12

Cette simulation a été réalisée pour les trois algorithmes LMS, RLS et CMA pour nombre d'antennes égales à 12. La figure 4.30 trace le taux d'erreur binaire en fonction du rapport signal/bruit.

Ces résultats montrent que les probabilités d'erreur binaire des algorithmes LMS et RLS à la sortie de l'antenne sont presque identiques et elles sont meilleures que celle obtenue avec l'algorithme CMA. Tel qu'on a obtenu BER= 0.18 (18 erreurs binaires pour cent bits transmis) pour les algorithmes LMS et 0.15 (15 erreurs binaires pour cent bits transmis) pour RLS au niveau SNR de -20 (dB) mais 0.35 (35 erreurs binaires pour cent bits transmis) pour le CMA, c'est des valeurs réduites par rapport à celles obtenus dans le premier cas (8antennes). Puis elles se minimisent à chaque fois que la valeur de SNR augmente jusqu'à SNR de -4(dB) où on a obtenu une valeur nulle de BER.

A partir de ces remarques on constate que les trois algorithmes LMS RLS et CMA offrent une bonne résistance aux erreurs binaires produites par le canal de transmission dans un environnement où la valeur de SNR est élevée et que lorsque on augmente le nombre d'élément de réseau la probabilité d'erreur se réduit.

● Comparaison de l'erreur quadratique des algorithmes non-aveugles LMS et RLS

Pour cette application, nous avons considéré un réseau linéaire constitué de 12 éléments, espacés d'une demi-longueur d'onde. Pour un signal désiré à -20° , et une interférence à 20° avec un niveau SNR de 10dB.

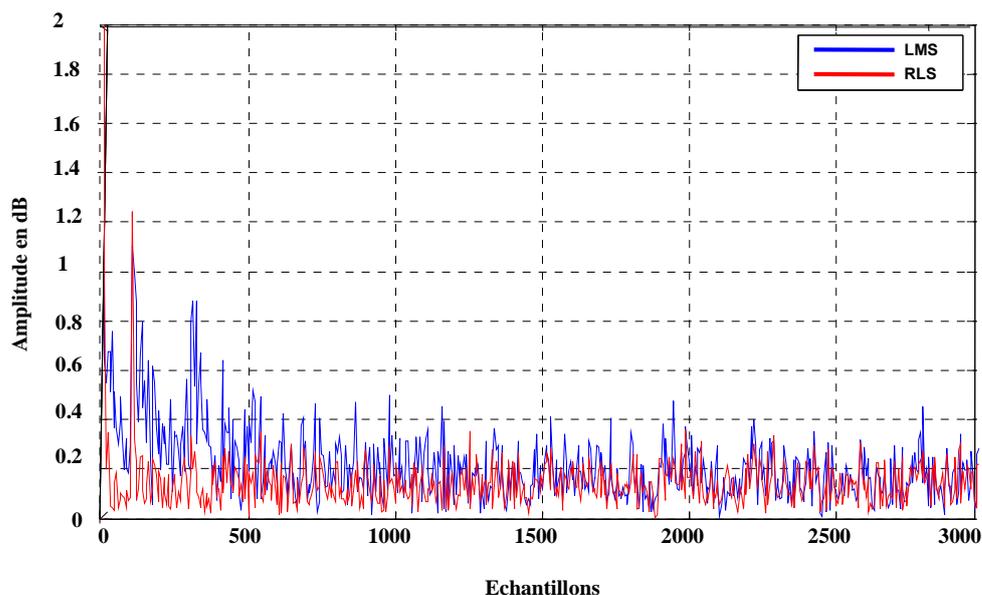


Fig 4.31 : Comparaison des erreurs quadratiques des algorithmes LMS et RLS

La Figure 4.31 montre les évolutions de la valeur absolue de l'erreur $||$ en fonction de nombre d'échantillons. Cette courbe est intéressante car elle montre la vitesse de convergence de l'algorithme.

On peut clairement voir que L'erreur quadratique MSE de l'algorithme RLS converge assez rapidement, au bout de 100 échantillons. Par contre l'erreur quadratique moyenne MSE de l'algorithme LMS prend plus de 400 échantillons pour commencer à converger.

● Comparaison de l'erreur quadratique des algorithmes CMA et RLS-CMA

Pour cette application, nous avons considéré un réseau linéaire constitué de 12 éléments, espacés d'une demi-longueur d'onde. Pour un signal désiré à -20° , et une interférence à 20° avec un niveau SNR de 10dB.

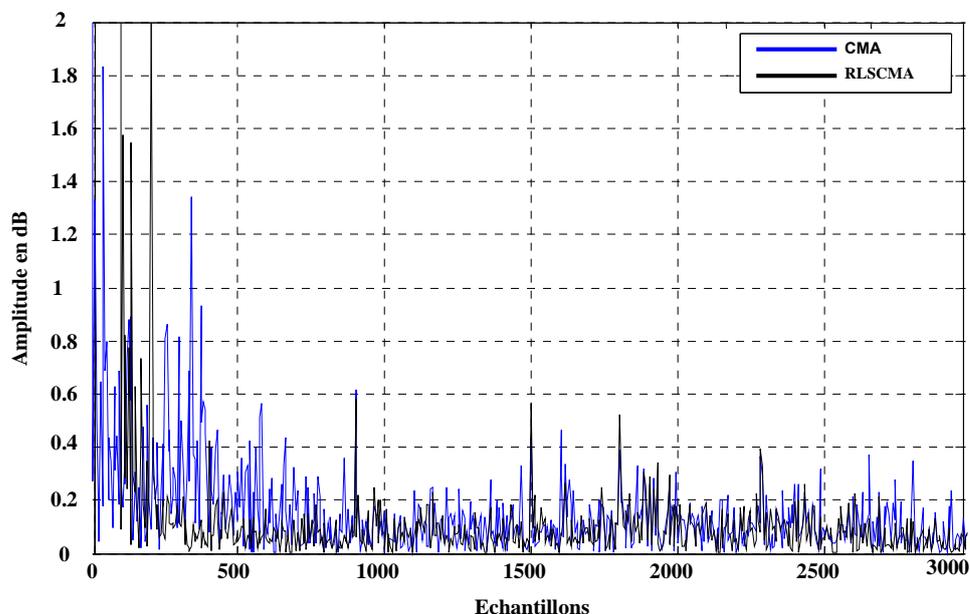


Fig 4.32 : Comparaison des erreurs quadratiques des algorithmes CMA et RLS-CMA

La Figure 4.32 montre les évolutions de la valeur absolue de l'erreur $||$ en fonction de nombre d'échantillons. On peut clairement voir que L'erreur quadratique MSE de l'algorithme RLS-CMA converge assez rapidement, au bout de 200 échantillons. Par contre l'erreur quadratique moyenne MSE de l'algorithme CMA prend plus de 400 échantillons pour commencer à converger.

4.9 Conclusion

D'après l'analyse des résultats des simulations on a pu constater que les algorithmes non-aveugle RLS, LMS sont stables et les meilleurs pour la formation de lobe principal dirigé vers l'utilisateur souhaité avec une bonne rejection des interférences. Ils offrent aussi une bonne résistance aux erreurs binaires. Cependant l'algorithme LMS demande moins de calcul mais converge plus lentement que le RLS. En ce qui concerne les algorithmes aveugles CMA, LS-CMA et RLS-CMA ont donné aussi un bon rayonnement en direction de la source désiré mais de moins bons résultats en direction des interférences. Comme ces algorithmes travaillent sans signal de référence ils n'arrivent pas toujours à distinguer le signal désiré ce qu'ils les ont rendu instables.

Conclusion générale

Nous avons présenté dans ce mémoire, une étude comparative des performances des algorithmes de formation adaptatifs aveugles et non-aveugles dans les antennes intelligentes capables de produire des vecteurs de pondérations pour la formation de voies et l'annulation d'interférents en se basant sur deux types de critères, l'erreur quadratique moyenne et le module constant.

D'après l'analyse des résultats des simulations des différents algorithmes on a pu constater que les algorithmes récursifs non aveugles LMS et RLS sont les meilleurs pour la formation de lobe principal dirigé vers l'utilisateur souhaité avec une bonne réjection des interférences. Cependant l'algorithme LMS nécessite moins de calcul mais converge plus lentement que le RLS. L'algorithme RLS peut être de ce fait utilisé dans des applications en temps réel.

En ce qui concerne les algorithmes aveugles (CMA, LS-CMA et RLS-CMA) ont donné aussi un bon rayonnement en direction de la source désirée mais de moins bon résultats en direction des sources interférentes par rapport aux algorithmes non-aveugles. Comme ces algorithmes travaillent sans signal de référence, ils n'arrivent pas toujours à distinguer le signal désiré des interférents lorsque tous les signaux sont à enveloppe constante, il y a donc une ambiguïté.

A partir de ces constatations, nous suggérons de poursuivre ce travail en cherchant à appliquer d'autres types d'algorithmes non-aveugles aptes à faire la séparation de sources en levant l'ambiguïté et basés sur d'autres techniques, autre que l'enveloppe constante.

Bibliographie

- [1] N. Fadlallah, "Contribution à l'optimisation de la synthèse du lobe de rayonnement pour une antenne intelligente, application à la conception de réseaux à déphasage," Thèse de doctorat n° 18-2005, Université de Limoges, mai 2005.
- [2] : A. BENOUARED, " Commande adaptative auto ajustable pour maintien du cap d'un avion de transport ". Université d'Alger, Thèse d'ingénieur, 2004.
- [3] B. IBRAHIMA et A. MAHAMAT MAHADJIR, "Etude et suppression de brouillages des systèmes de télécommunications par réseaux adaptatifs (antennes)," Thèse d'ingénieur, Université d'Oran, Institut des télécommunications, juin 2008.
- [4] M. MOUHAMADOU, " Contribution au développement et à l'optimisation d'un démonstrateur d'antennes adaptatives Applications à des systèmes de communications sans fil haut débit: WiMax," Thèse d'ingénieur, Université de Blida , 2007.
- [5] H. JEFFREY REED, "Simulation of Adaptive Array Algorithms for CDMA Systems," Thèse de master, Université de Virginia, septembre 1996.
- [6] Z. JABER," Conception d'une antenne intelligente à faisceau commutable assistée par un système de localisation des mobiles," Thèse d'ingénieur, Université de Québec, Février 2008.
- [7] M.YAHA, " Utilisation du filtrage adaptatif pour l'élimination active du bruit sonore ANC ," Thèse d'ingénieur, Université de Blida, Juin 2007.
- [8] N. NORA, " Etude et simulation de diagramme de rayonnement de l'antenne intelligente," Thèse d'ingénieur, Université de Blida, Septembre 2007.
- [9] N. BENNAOUI, " Etude de la méthode de suppression de lobes secondaires généralisée GSC à base de l'algorithme RLS appliquée à un réseau d'antenne uniforme linéaire ULA," Thèse d'ingénieur, Université de Blida, Septembre 2007.
- [10] M. YASIN P. AKHTAR M. J. Khan, CMA an Optimum Beamformer for a Smart Antenna System, International Journal of Computer Applications Volume 5– No.7, August 2010
- [11] Y.CHEN, Tho LE-NGOC, B. CHAMPAGNE, and C.XUQ , "Recursive Least Squares Constant Modulus Algorithm for Blind Adaptive Array", IEEE Transactions on signal processing, vol. 52, no. 5, may 2004
- [12] Zhigang RONG, "Simulation of Adaptive Array Algorithms for CDMA Systems", Thesis master of science Virginia Polytechnic Institute and State University,1996.
-

[13] Jeffrey D. CONNOR, “Study of despread-respread Multitarget adaptive algorithms in An awgn channel”, Thesis Master Science, The florida state universityfamu-fsu college of engineering, 2005.

[14] B. ALLEN and M. GHAVAMI, “Systems Fundamentals and Applications”, John Wiley & Sons, Ltd, 2005.

[15] M. TERRE, L. FETY, “Traitement Numérique du Signal”, ESCPI- CNAM, 2006.
